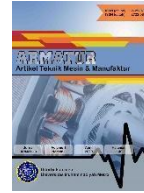


Contents list available at [Sinta](https://sinta)**ARMATUR**

: Artikel Teknik Mesin & Manufaktur

Journal homepage: <https://scholar.ummetro.ac.id/index.php/armatur>**Pemodelan Stokastik Hibrida (*Physics-Data Driven*) menggunakan *Proportional Hazards Model* (PHM) untuk Prediksi *Remaining Useful Life* (RUL) Komponen Kritis Mesin Stamping A2****Bagus Riyanto^{1*}, Oleh Oleh¹, Boni Sena¹, Moh. Rizha Fauzi Amin²**¹Program Studi Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Singaperbangsa Karawang²Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Singaperbangsa Karawang
Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang 41361, Indonesia**ARTICLE INFO****Keywords:***Predictive Maintenance,
Remaining Useful Life,
Grey-Box Model,
Monte Carlo Simulation.***ABSTRACT**

The low availability of Stamping Machine A2 at PT XYZ, which only reaches 82% due to high accumulated downtime, necessitates a transformation of maintenance strategies from time-based to predictive maintenance. This study aims to develop a hybrid prognostic model (Grey-Box) to precisely predict the Remaining Useful Life (RUL) of the critical Piston Rod component. The methodology integrates Weibull Distribution statistical analysis and Inverse Power Law (IPL) failure mechanics into a Proportional Hazards Model (PHM) mathematical framework, solved using 100 million Monte Carlo simulation iterations. The results indicate that the Piston Rod is in the infant mortality phase ($\beta = 0,783643$) and exhibits high failure rate sensitivity to operational load fluctuations with a fatigue exponent (p) of 5,60544. Sensitivity tests demonstrate that increasing the load from normal to extreme conditions drastically reduces the safe remaining life limit (P10 RUL) from 396.4 hours to 208.5 hours at the 2,000-hour observation point. This study concludes that the P10 RUL threshold should serve as the predictive maintenance schedule benchmark to ensure machine reliability remains at 90% and precisely mitigate catastrophic failure risks according to daily production load dynamic.

Pendahuluan

Di era digital yang terus berkembang, sektor industri manufaktur memberikan

kontribusi yang sangat vital, menyumbang sekitar 20,39% terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) Indonesia [1]. Guna memenuhi

*Corresponding author: bagusriyanto333@gmail.com

DOI: <https://doi.org/10.24127/armatur.v7i2.12087>

Received 19 June 2026; Received in revised form 10 July 2026; Accepted 15 July 2026

Available online September 2026

target pasar yang tinggi, industri ini menuntut sistem permesinan untuk beroperasi secara terus-menerus, yang secara alamiah memicu terjadinya degradasi mekanis secara bertahap dan kelelahan material (*fatigue*) akibat beban operasional siklik. Dalam kondisi ini, keandalan mesin dan efektivitas strategi perawatan (*maintenance*) menjadi faktor penentu untuk mencegah penurunan kinerja produksi [2].

Dalam kondisi ini, keandalan mesin dan efektivitas strategi perawatan (*maintenance*) menjadi faktor penentu untuk mencegah penurunan kinerja produksi. Berdasarkan tinjauan operasional pada lini mesin stamping PT XYZ selama kurun waktu 124 bulan (September 2015 hingga Desember 2025), Mesin Stamping A2 teridentifikasi sebagai mesin paling kritis dengan rata-rata ketersediaan (*availability*) hanya 82% dan total waktu henti (*downtime*) mencapai 81.376 menit atau sekitar 56,5 hari. Secara sederhana, ketersediaan mesin merupakan persentase yang menunjukkan seberapa lama mesin benar-benar siap beroperasi menghasilkan produk dibandingkan dengan total jam kerja yang telah dijadwalkan. Sebagai perbandingan, merujuk pada standar *Japan Institute of Plant Maintenance*, tingkat ketersediaan mesin yang ideal mensyaratkan nilai minimal sebesar 90% [3]. Tingginya tingkat kegagalan komponen ini diakibatkan oleh sistem perawatan yang masih bersifat korektif atau preventif berbasis jadwal statis (*time-based*), yang terbukti kurang efektif karena mengabaikan dinamika variasi beban operasional harian, khususnya jumlah pukulan (*stroke*) mesin.

Untuk mengatasi tantangan ketersediaan mesin, transisi menuju sistem pemeliharaan prediktif (*predictive maintenance*) mutlak diperlukan guna meniadakan kerusakan tak terduga dan meminimalkan waktu henti [4]. Beberapa riset terdahulu dalam 10 tahun terakhir telah berupaya mengembangkan berbagai model prediksi keandalan. Sebuah studi [5] memanfaatkan Distribusi Weibull untuk memprediksi umur pakai komponen secara

statistik konvensional. Seiring kemajuan teknologi, algoritma *machine learning* dan *deep learning* murni (pendekatan *Black-Box*) telah diimplementasikan untuk optimasi perawatan CNC dan bantalan mesin [6,7]. Meskipun pendekatan *data-driven* ini unggul, model tersebut umumnya mengabaikan wawasan mendasar mengenai fisika kegagalan material (*Physics-of-Failure*). Di sisi lain, pemodelan berbasis fisika murni (*White-Box*) seringkali tidak praktis untuk diterapkan di rantai produksi karena membutuhkan komputasi berat dan pemahaman aksiomatik yang sangat kompleks. Menjawab keterbatasan tersebut, pentingnya menjembatani model fisika dengan pendekatan berbasis data sangat ditekankan untuk menghasilkan sistem prediksi yang efisien dan memiliki keterjelasan (*explainability*) yang baik bagi aplikasi manufaktur [8].

Melanjutkan celah penelitian (*research gap*) tersebut, studi ini mengusulkan penerapan pemodelan stokastik hibrida atau pendekatan semi-fisik (*Grey-Box*) untuk memecahkan permasalahan degradasi di PT XYZ. Proses operasional mesin yang berfluktuasi tidak pasti seiring waktu ini dimodelkan sebagai proses stokastik [9]. Secara operasional, keandalan historis waktu kerusakan (*Time-to-Failure*) diekstraksi menggunakan Distribusi Weibull, sedangkan fluktuasi laju percepatan kerusakan akibat kelelahan siklus tinggi (*high-cycle fatigue*) [10] dikuantifikasi menggunakan model *Inverse Power Law* (IPL) yang berakar dari Persamaan Basquin. Kedua variabel dinamis tersebut kemudian diintegrasikan melalui kerangka matematis *Proportional Hazards Model* (PHM) dan dieksekusi menggunakan Simulasi Monte Carlo.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah model prognostik hibrida yang terintegrasi secara presisi guna memprediksi Sisa Umur Pakai atau *Remaining Useful Life* (RUL) pada komponen kritis Mesin Stamping A2. Melalui simulasi probabilistik mutakhir tersebut, penelitian ini juga ditujukan untuk

mengkuantifikasi tingkat sensitivitas RUL terhadap variasi fluktuasi beban operasional, serta merumuskan rekomendasi interval perawatan prediktif berbasis risiko batas aman (P10 RUL) yang optimal bagi kelangsungan produksi perusahaan.

Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui observasi lapangan dan studi kasus pada sistem permesinan industri untuk mengevaluasi keandalan komponen kritis. Proses akuisisi data primer dilakukan melalui observasi teknis selama enam minggu, yang kemudian dilanjutkan dengan tahapan analisis data secara mendalam. Basis data historis yang menjadi acuan utama dalam penelitian ini mencakup catatan operasional mesin serta rekam jejak kegagalan selama kurun waktu sepuluh tahun, terhitung sejak periode September 2015 hingga Desember 2025.

Penelitian dirancang menggunakan pendekatan hibrida (*physics-data driven*) yang dimulai dari tahap identifikasi masalah melalui observasi langsung pada lini produksi. Alur pemecahan masalah disusun secara sistematis meliputi pengumpulan data teknis, identifikasi mesin dan komponen kritis menggunakan Diagram Pareto, pengolahan data melalui pemodelan stokastik, hingga tahap analisis sisa umur pakai (*Remaining Useful Life*). Secara visual, tahapan ini mengikuti urutan logis dari akuisisi data lapangan menuju tahap simulasi numerik.

Data yang dikumpulkan terdiri dari data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh melalui wawancara tidak terstruktur dengan staf pemeliharaan untuk mengidentifikasi komponen yang sering mengalami kegagalan, serta melalui observasi non-partisipan terhadap proses kerja mesin *stamping*. Data sekunder berupa data teknis spesifikasi mesin, catatan waktu henti (*downtime*), data *Time-to-Failure* (TTF), serta rekaman intensitas beban produksi harian (*stroke*).

Tahap pengolahan data menggunakan kerangka Pemodelan Stokastik Hibrida

(*Grey-Box Model*). Data TTF diolah menggunakan Distribusi Weibull untuk menetapkan laju degradasi dasar (*baseline hazard rate*). Distribusi Weibull digunakan untuk memperoleh fungsi kepadatan probabilitas (*Probability Density Function*), fungsi distribusi kumulatif (*Cumulative Distribution Function*), fungsi keandalan (*Reliability Function*), dan laju kerusakan dasar (*Baseline Hazard Rate*) yang dinyatakan pada Persamaan (1) sampai Persamaan (4).

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \cdot e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}}, t > 0 \dots\dots\dots (1)$$

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{a}\right)^{\beta}}, t > 0 \dots\dots\dots (2)$$

Berdasarkan fungsi distribusi tersebut, probabilitas komponen untuk bertahan hidup diturunkan menjadi *Reliability Function* $R(t)$ pada rumusan (3). Sementara itu, laju kerusakan komponen pada kondisi operasional normal tanpa pengaruh beban eksternal dinyatakan sebagai *Baseline Hazard Rate* $h_0(t)$ pada rumusan (4) [11]:

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{a}\right)^{\beta}}, t > 0 \dots\dots\dots (3)$$

$$h_0(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1}, t > 0 \dots\dots\dots (4)$$

Langkah kedua adalah mengkuantifikasi pengaruh beban mekanis siklik (*stroke*) menggunakan model *Inverse Power Law* (IPL) yang berakar pada Persamaan Basquin. Akselerasi kerusakan akibat fluktuasi beban dinyatakan dalam *Hazard Ratio* (HR_{beban}) pada rumusan (5) [12]:

$$HR_{beban} = \left(\frac{V}{V_0}\right)^p \dots\dots\dots (5)$$

Di mana V adalah beban aktual dan V_0 adalah beban normal. Tingkat sensitivitas material terhadap fluktuasi beban tersebut direpresentasikan oleh eksponen kelelahan (p). Nilai eksponen kelelahan ini dihitung melalui model regresi linier logaritmik natural antara rasio waktu kegagalan (*TTF*) terhadap rasio tegangan operasional (σ)

menggunakan metode kuadrat terkecil, seperti pada rumusan (6):

$$\ln\left(\frac{TF_0}{TF_1}\right) = p \times \ln\left(\frac{V_1}{V_0}\right) \dots\dots\dots (6)$$

Integrasi antara statistik dasar dan fisika kegagalan diselesaikan dalam kerangka *Proportional Hazards Model* (PHM) [13]. Model ini mengasumsikan efek stresor bersifat multiplikatif terhadap laju kerusakan dasar. Fungsi *hazard* dinamis $h(t, \sigma)$ diformulasikan sebagai hasil perkalian antara *baseline hazard* dan *hazard ratio* pada rumusan (7):

$$h(t, \sigma) = \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \right] \times \left(\frac{\sigma_t}{\sigma_0} \right)^p \dots\dots\dots (7)$$

Terakhir, penyelesaian probabilitas stokastik dieksekusi melalui Simulasi Monte Carlo dengan melakukan pengambilan sampel acak (*random sampling*) dari fungsi Distribusi Weibull dasar yang telah dikalikan dengan *Hazard Ratio* operasional mesin, guna membangkitkan distribusi probabilitas sisa umur pakai (*Remaining Useful Life*) [14]. Penelitian ini bertujuan membangun model prognostik hibrida untuk memprediksi *Remaining Useful Life* (RUL) komponen kritis Mesin Stamping A2 secara presisi. Hasil simulasi diharapkan dapat digunakan untuk merumuskan rekomendasi interval perawatan prediktif.

Secara paralel, data fluktuasi beban stroke dikonversi menjadi dosis tegangan mekanis (MPa) dan dianalisis menggunakan Persamaan Basquin dalam bentuk *Inverse Power Law* (IPL) untuk mengkuantifikasi *Hazard Ratio* (HR). Kedua pendekatan tersebut diintegrasikan ke dalam regresi *Proportional Hazards Model* (PHM) yang kemudian dieksekusi secara stokastik melalui Simulasi Monte Carlo yang secara efektif dapat menganalisis ketidakpastian risiko secara berulang [15,16]. Simulasi dijalankan berbasis bahasa pemrograman Python dengan iterasi sebanyak 100 juta kali untuk menjamin konvergensi distribusi.

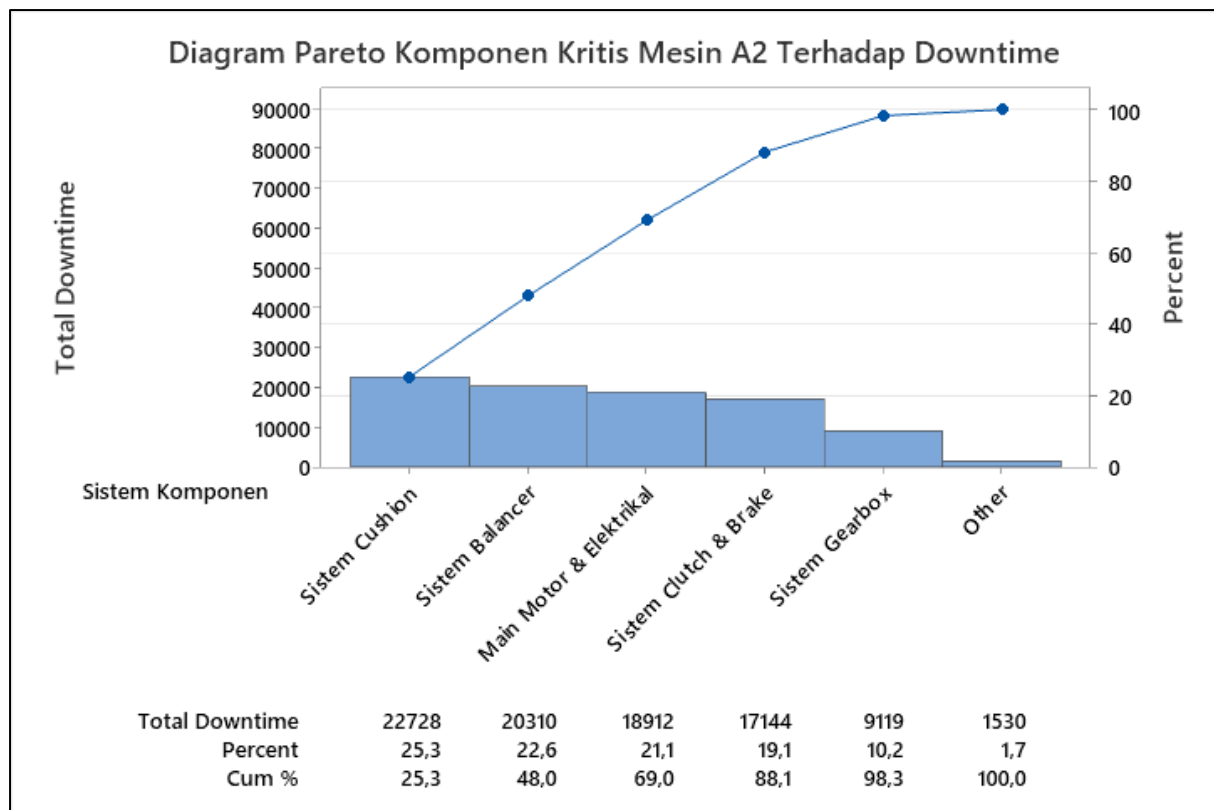
Analisis statistik keandalan dilakukan

menggunakan perangkat lunak SPSS untuk mengekstraksi data sampel dengan akurasi tinggi [17] dan Minitab untuk melakukan uji kecocokan distribusi (*Goodness-of-Fit*) dengan metode Anderson-Darling. Lingkungan pengembangan komputasi menggunakan Visual Studio Code (VS Code) sebagai *teks editor* pengeksekusi skrip Python [18]. Perhitungan mekanika material dan penentuan tegangan izin merujuk pada prinsip-prinsip dalam *Shigley's Mechanical Engineering Design* [10] serta spesifikasi material SCM440.

Hasil dan Pembahasan

Identifikasi Komponen Kritis melalui Analisis Pareto. Investigasi akar masalah pada Mesin Stamping A2 difokuskan pada pembedahan elemen subsistem penyusunnya, yang meliputi *Moving Bolster, Cushion, Main Motor & Elektrikal, Clutch & Brake, Gearbox*, dan *Balancer*. Penyaringan komponen penyumbang kerugian terbesar dilakukan menggunakan Diagram Pareto berdasarkan parameter akumulasi waktu henti (*Total Downtime*). Metode ini didasarkan pada postulat bahwa 80% permasalahan kerusakan umumnya bersumber dari 20% penyebab fundamental [19]. Diagram pareto komponen mesin A2 terhadap downtime disajikan pada Gambar 1.

Berdasarkan pemetaan tersebut, Sistem *Cushion* teridentifikasi sebagai penyumbang *downtime* tertinggi mencapai 22.728 menit, yang merepresentasikan 25,3% dari total proporsi kerusakan mesin. Tinjauan lebih dalam terhadap skematik silinder *die cushion* menunjukkan bahwa Batang Piston (*Piston Rod*) yang bermaterial baja paduan SCM440 bertindak sebagai elemen penahan beban paling rentan. Setiap batang piston menanggung beban gaya tekan siklik sebesar 75 Ton [20], sehingga kerusakan berupa patah lelah pada komponen ini akan menghentikan operasional mesin secara instan. Oleh karena itu, Batang Piston ditetapkan sebagai objek tunggal dalam pemodelan.



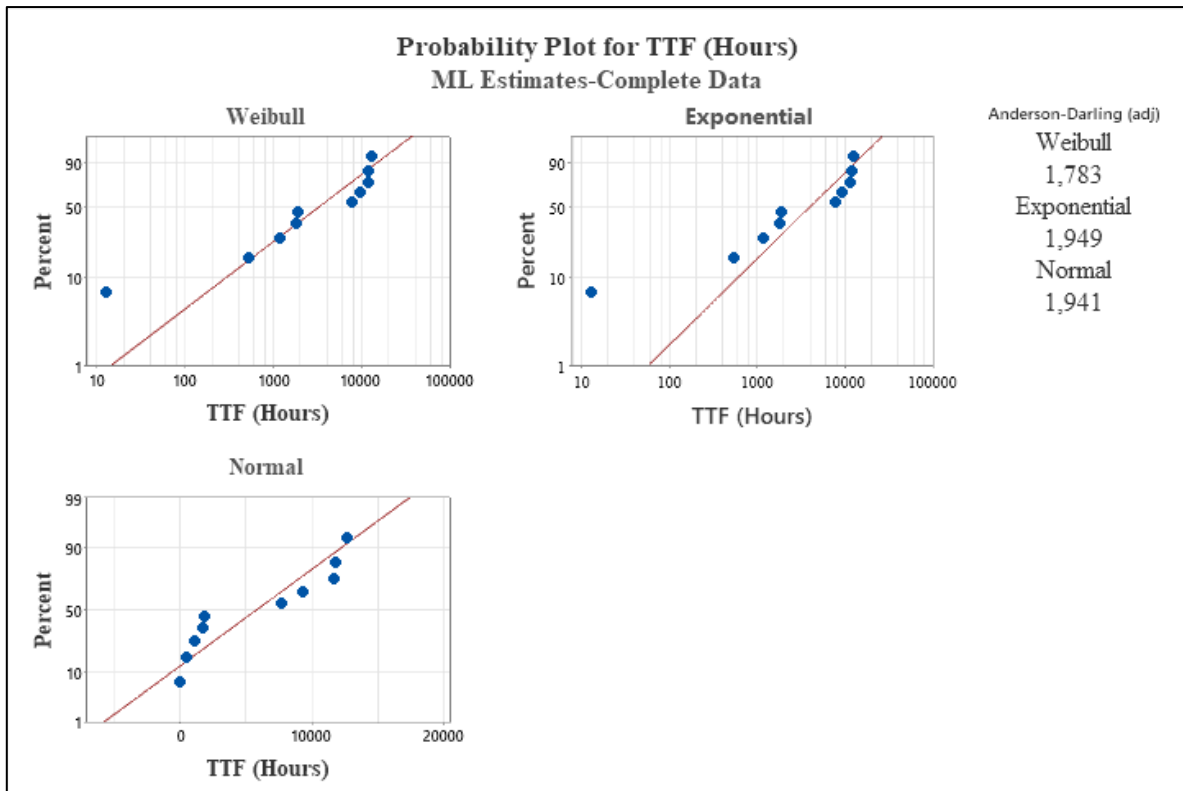
Gambar 1. Diagram Pareto Komponen Kritis Mesin A2 Terhadap Downtime

Analisis Keandalan Dasar (Pendekatan Statistik). Pengujian kecocokan distribusi (*Goodness of Fit Test*) menggunakan metode Anderson-Darling menunjukkan bahwa Distribusi Weibull merupakan model paling akurat untuk merepresentasikan data 10 kerusakan historis (*Time to Failure/TTF*) Batang Piston. Distribusi Weibull terpilih karena kemampuannya yang sangat fleksibel untuk mencakup berbagai fase kerusakan mekanik, berbeda dengan distribusi eksponensial yang mengasumsikan laju kerusakan selalu konstan [21]. Distribusi Weibull menghasilkan nilai galat terkecil ($AD = 1,783$) dibandingkan dengan Distribusi Normal dan Eksponensial. Hasil pengujian kecocokan ketiga distribusi pada data TTF tersebut disajikan secara lengkap pada Gambar 2.

Melalui Maximum Likelihood Estimation (MLE), diekstraksi dua parameter dasar keandalan, yaitu parameter skala (η) sebesar 5.250,75 Jam dan parameter bentuk (β) sebesar 0,783643.

Fakta matematis bahwa $\beta < 1$ membuktikan Batang Piston berada pada fase kegagalan awal (*Infant Mortality*), di mana laju kerusakan bersifat menurun monoton (*Decreasing Failure Rate*). Hal ini mengonfirmasi bahwa kerentanan komponen didominasi oleh faktor instalasi atau tegangan awal, bukan karena keausan alami (*wear-out*).

Kuantifikasi Laju Kelelahan Material (Pendekatan Fisika). Material SCM440 pada Batang Piston memiliki rata-rata Yield Strength 850 MPa. Dengan Safety Factor sebesar 2, ditetapkan Tegangan Izin (σ_{all}) atau batas aman struktural sebesar 425 MPa. Estimasi luas penampang kritis sebesar 1.731,17 mm² digunakan sebagai fungsi transfer untuk mengonversi beban operasional (stroke) menjadi Tegangan Aktual (σ_{aktual}) asil konversi dari keseluruhan data beban operasional historis ke nilai tegangan aktual ini ditampilkan pada Tabel 1.



Gambar 2. Uji Distribusi pada Data TTF

Tabel 1. Konversi Beban Operasional Historis menjadi Tegangan Aktual

TTF (Jam)	Rerata Beban (Stroke)	Tegangan Aktual (MPa)
1176,516667	6085	517,225
11777,28333	5045	428,825
7683,65	4150	352,75
1903,233333	5490	466,65
12580,51667	3820	324,7
13,11666667	5412	460,02
11601	5050	429,25
9259,2	5241	4545,485
530,85	5500	467,5
1781,2	5500	467,5

Melalui transformasi logaritmik natural pada model Inverse Power Law (IPL) terhadap 10 pasang data TTF dan tegangan, diperoleh nilai eksponen kelelahan material (p) sebesar 5,605449. Nilai eksponen yang tinggi ini membuktikan secara mekanis bahwa komponen sangat sensitif terhadap fluktuasi beban; lonjakan tegangan akan memicu perambatan retak lelah (*High-Cycle*

Fatigue) secara masif.

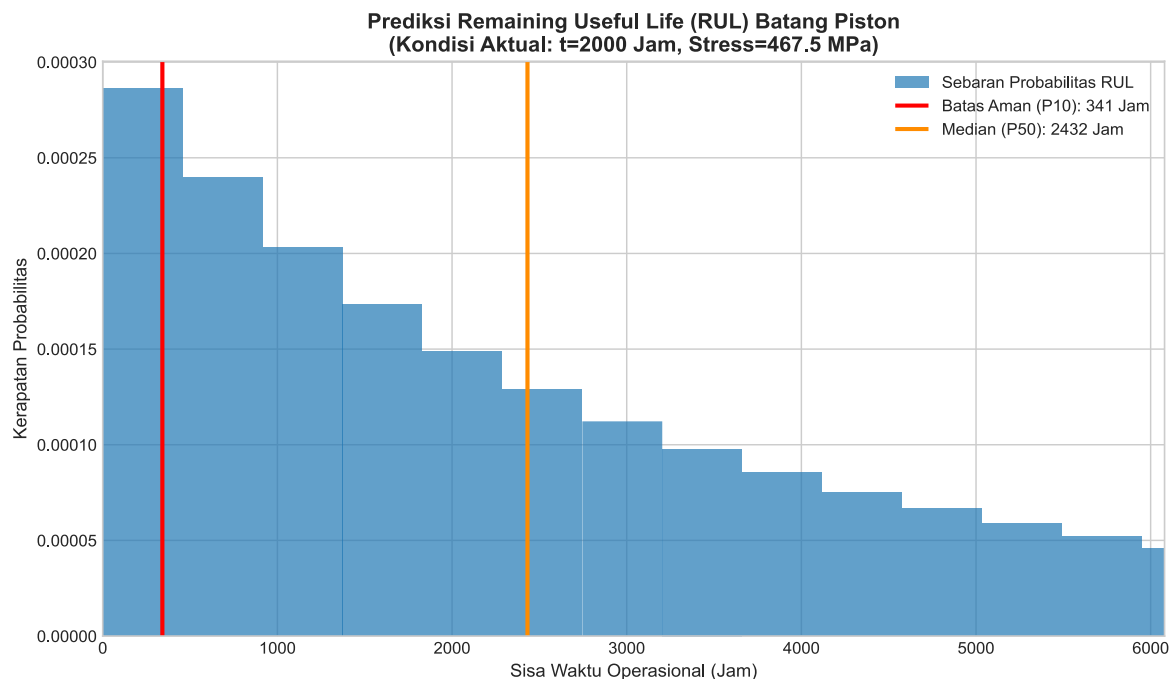
Parameter dan Eksekusi Simulasi. Seluruh tahapan komputasi stokastik dalam penelitian ini dieksekusi menggunakan bahasa pemrograman Python pada lingkungan kerja Visual Studio Code (VS Code). Untuk menjamin tercapainya titik konvergensi distribusi dan memastikan kestabilan numerik yang presisi, algoritma diprogram untuk menjalankan iterasi sebanyak 100.000.000 (seratus juta) kali running. Besarnya jumlah iterasi ini bertujuan untuk meminimalkan margin of error sehingga sebaran probabilitas sisa umur yang dihasilkan benar-benar merepresentasikan perilaku kegagalan Sistem Cushion di lapangan.

Parameter masukan (*input*) yang diinjeksikan ke dalam algoritma komputasi Python didasarkan pada hasil pengolahan data Weibull dasar dan kalkulasi stresor mekanis yang telah divalidasi pada tahapan sebelumnya. Parameter tersebut meliputi nilai parameter bentuk (β) sebesar 0,783643 dan parameter skala (η) sebesar 5.250,75 jam. Sensitivitas degradasi komponen

akibat beban diakomodasi melalui nilai eksponen kelelahan material (p) sebesar 5,60544. Selanjutnya, kondisi operasional didefinisikan melalui rasio antara tegangan aktual (σ_i) yang divariasikan menyesuaikan skenario pembebanan terhadap tegangan batas normal (σ_0) sebesar 425 MPa. Simulasi ini dievaluasi pada titik observasi umur berjalan mesin (t) selama 2.000 jam guna memproyeksikan distribusi sisa umur pakai secara bersyarat (*conditional reliability*).

Pembangkitan Distribusi Sisa Umur Pakai (RUL). Proses komputasi RUL dilakukan dengan membangkitkan 100 juta data acak Time to Failure (TTF) dari fungsi distribusi hibrida. Dengan menggunakan

prinsip probabilitas bersyarat, algoritma menyaring dan mengeliminasi seluruh rentetan data simulasi yang memiliki umur kegagalan di bawah umur berjalan mesin saat ini ($t = 2.000$ jam). Langkah eliminasi ini krusial karena data-data tersebut secara faktual tidak lagi relevan dengan kondisi aktual Batang Piston yang terbukti telah berhasil bertahan hidup hingga hari ini. Kumpulan data TTF tersisa yang valid kemudian dikurangi dengan waktu operasional aktual guna menghasilkan nilai RUL murni. Karakteristik sebaran probabilitas sisa umur pakai hasil komputasi hibrida ini disajikan secara visual pada Gambar 3.



Gambar 3. Distribusi Probabilitas Prediksi Remaining Usefull Life (RUL) Real Time

Gambar 3. mengilustrasikan realitas ketidakpastian di rantai produksi. Sisa umur pakai Batang Piston tidak menunjuk pada satu titik waktu (jam) yang mutlak, melainkan tersebar membentuk area probabilitas mulai dari umur terpendek hingga terpanjang menyesuaikan intensitas tegangan aktual yang sedang dialami mesin.

Ekstraksi Metrik Keandalan dan Uji Sensitivitas Probabilistik. Untuk mengakomodasi kebutuhan manajemen

perawatan, dilakukan ekstraksi metrik keputusan dari kumpulan data populasi RUL hasil simulasi, yaitu Median RUL (P50) yang mewakili waktu paruh sisa umur komponen, dan Prediksi Aman RUL (P10) yang merepresentasikan batas pesimis yang sangat aman (*fail-safe*) untuk eksekusi perawatan prediktif dengan tingkat keandalan 90%. Sebagaimana disajikan selengkapnya pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji Sensitivitas Probabilistik Prediksi RUL Batang Piston

Skenario Operasional	Intensitas Tegangan Aktual	Median Sisa Umur (P50 RUL)	Rekomendasi Perawatan P10 (<i>Safe Limit</i>)
Rendah	340,0 MPa	18343,1 Jam	2187,4 Jam
Normal	455,5 MPa	2846,9 Jam	396,4 Jam
Berat	467,5 MPa	2431,2 Jam	341,5 Jam
Ekstream	510,0 MPa	1445,8 Jam	208,5 Jam

Tabel 2 menunjukkan bahwa model komputasi hibrida (*Grey-Box*) secara akurat berhasil memetakan dampak destruktif dari variasi intensitas produksi. Semakin tinggi intensitas tegangan yang diterima oleh Batang Piston, semakin drastis pula penyusutan batas aman sisa umur pakainya.

Merujuk pada teori fundamental, nilai parameter bentuk yang kurang dari satu ($\beta < 1$) secara mutlak mengindikasikan bahwa komponen tersebut sedang berada pada fase kegagalan awal atau dikenal dengan istilah *infant mortality* [22]. Interpretasi teknis dilakukan untuk membedah interaksi antara data historis kegagalan dengan kondisi operasional aktual Batang Piston. Hasil ekstraksi parameter Distribusi Weibull ($\beta = 0,783643$) membuktikan secara mutlak bahwa Batang Piston berada pada fase kegagalan awal (*Infant Mortality*). Hal ini membuktikan bahwa kerentanan tertinggi Batang Piston terjadi pada periode awal operasional pasca-perbaikan, yang dipicu oleh anomali instalasi seperti ketidakpresisian penyetelan atau dampak tegangan kejut (*shock load*) pneumatik.

Selain itu, integrasi model *Grey-Box* berhasil mengkuantifikasi sensitivitas sisa umur pakai terhadap fluktuasi tegangan produksi melalui eksponen kelelahan ($p = 5,60544$). Ketika mesin dioperasikan pada skenario ekstrem (510,0 MPa), fluktuasi tegangan yang melampaui batas desain memicu akumulasi dislokasi pada struktur material baja paduan SCM440. Mengikuti Hukum Basquin, tegangan tinggi mempercepat inisiasi retak leleh (*micro-crack initiation*), dan perambatan retak terjadi secara nonlinear. Proses ini menjelaskan penyusutan batas aman sisa

umur (P10) secara drastis dari 396,4 jam pada kondisi normal menjadi hanya 208,5 jam pada kondisi ekstrem.

Untuk memitigasi risiko kerusakan katastrofik, penggunaan metrik P10 RUL menjamin bahwa tindakan penggantian dilakukan saat tingkat keandalan mesin masih terjaga di level 90%. Strategi ini memungkinkan PT XYZ bertransformasi dari perawatan statis berbasis kalender menjadi jadwal *Predictive Maintenance* yang presisi dan adaptif secara *real-time* menyesuaikan dinamika pembebanan di lantai produksi.

Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan model prognostik hibrida model prognostik hibrida (*Grey-Box*) yang mengintegrasikan analisis statistik keandalan melalui Distribusi Weibull dengan mekanika kegagalan material berbasis *Inverse Power Law* dalam kerangka kerja *Proportional Hazards Model* (PHM). Hasil analisis menunjukkan bahwa Batang Piston pada Mesin Stamping A2 berada pada fase *infant mortality* ($\beta = 0,783643$), yang menandakan bahwa kerentanan komponen lebih dipicu oleh anomali instalasi dan beban kejut awal daripada keausan alami. Melalui simulasi Monte Carlo, model ini membuktikan adanya sensitivitas tinggi terhadap fluktuasi beban produksi dengan eksponen kelelahan (P) sebesar 5,60544, di mana peningkatan beban ke kondisi ekstrem secara drastis memperpendek batas aman sisa umur pakai (*P10 RUL*) dari 396,4 jam menjadi 208,5 jam. Keunggulan model ini terletak pada transparansi mekanisme fisik kegagalan

yang memungkinkan perusahaan bertransformasi dari sistem perawatan berbasis jadwal statis menjadi strategi *predictive maintenance* yang adaptif, dengan penggunaan metrik *P10 RUL* sebagai ambang batas penggantian komponen yang efisien untuk menjaga keandalan sistem tetap berada pada level 90%. Sebagai langkah pengembangan di masa depan, integrasi variabel kovariat lain yang lebih kompleks seperti suhu operasional dan vibrasi mesin sangat disarankan untuk meningkatkan akurasi prediksi secara *real-time*.

Referensi

- [1] Badan Pusat Statistika, *Direktori Industri Manufaktur Indonesia*. 2023.
- [2] Jatira and A. Abdulah, *Metode Perawatan dan Pemeliharaan Mesin*. Qiara Media, 2022.
- [3] D. Darsini and Y. Aditya Prabantara, “Penerapan Total Productive Maintenance Guna Mengoptimalkan Ketersediaan Mesin di PT. ATMI Solo,” *Journal of Applied Mechanical Engineering and Renewable Energy*, vol. 4, no. 1, pp. 22–27, Feb. 2024, doi: 10.52158/jamere.v4i1.792.
- [4] Irman and A. Sibali, *Manajemen Perawatan dan Perbaikan Kapal*, vol. 1. Reads Media, 2024.
- [5] G. Dwi Haryadi, A. Suprihanto, M. Butarbutar, and J. H. Soedarto, “Perhitungan Lifetime Prediction pada Komponen Kritis Centrifugal Pump Menggunakan Metode Weibull,” 2021.
- [6] F. I. Alifin, Winarno, N. Fasa, R. A. Darajatun, Kusnadi, and E. Safariyani, “Machine Learning (ML) Based Repair-Count and Periodic Maintenance Policy for Multipurpose CNC Machinery,” in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Apr. 2025, doi: 10.1051/e3sconf/202562201010.
- [7] W. Mao, J. He, J. Tang, and Y. Li, “Predicting remaining useful life of rolling bearings based on deep feature representation and long short-term memory neural network,” *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 10, no. 12, Dec. 2018, doi: 10.1177/1687814018817184.
- [8] J. Wang, Y. Li, R. X. Gao, and F. Zhang, “Hybrid physics-based and data-driven models for smart manufacturing: Modelling, simulation, and explainability,” *J. Manuf. Syst.*, vol. 63, pp. 381–391, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.jmsy.2022.04.004.
- [9] Sheldon. Ross, *Stochastic processes*. Routledge, 1999.
- [10] R. G. . Budynas, J. Keith. Nisbett, and J. Edward. Shigley, *Shigley’s mechanical engineering design*. McGraw-Hill Education, 2015.
- [11] M. Ben-Daya, U. Kumar, and D. N. P. Murty, *Introduction to Maintenance Engineering : Modeling, Optimization, and Management*. 2016.
- [12] Stefan. Bracke, *Reliability engineering : data analytics, modeling, risk prediction*. Springer, 2024.
- [13] N. E. Breslow, “Analysis of Survival Data under the Proportional Hazards Model,” *Stat. Rev*, vol. 43, no. 1, p. 45, 1975.
- [14] P. Doubilet, C. B. Begg, M. C. Weinstein, P. Braun, and B. J. Mcneil, “Probabilistic Sensitivity Analysis Using Monte Carlo Simulation: A Practical Approach,” *Medical Decision Making*, vol. 5, no. 2, pp. 157–177, 1985, doi: 10.1177/0272989X8500500205.
- [15] R. Y. Astia, J. Santony, and S. Sumijan, “Prediction Of Amount Of Use Of Planning Family Contraception Equipment Using Monte Carlo Method (Case Study In Linggo Sari Baganti District),” *Indonesian Journal of Artificial*

- Intelligence and Data Mining*, vol. 2, no. 1, Apr. 2019, doi: 10.24014/ijaidm.v2i1.5825.
- [16] R. Zulfiandry, "Optimasi Kegiatan Pelatihan Menggunakan Metode Simulasi Monte Carlo (Studi Kasus di Balai Latihan Kerja Dinas Tenaga Kerja dan Transmigrasi Provinsi Bengkulu)," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 2018.
- [17] J. Irawan, A. A. A. T. Handayani, and L. H. N. Zohri, "Operasionalisasi IBM SPSS 21 untuk Meningkatkan Kemampuan dan Keterampilan Olah Data Penelitian Mahasiswa," *Jurnal Pengabdian Magister Pendidikan IPA*, vol. 4, no. 2, Mar. 2021, doi: 10.29303/jpmipi.v4i2.660.
- [18] K. Surya Ningsih, N. Jamilah Aruan, and A. Taufik Al Afkari Siahaan, "Aplikasi Buku Tamu Menggunakan Fitur Kamera dan Ajax Berbasis Website pada Kantor Dispora Kota Medan," *SITek: Jurnal Sains, Informatika, dan Teknologi*, 2022.
- [19] J. Heizer and B. Render, *Operation Managment: Sustainability and Supply Chain Management*, 11th ed. 2014. [Online]. Available: <http://www.penerbitsalemba.com>
- [20] Komatsu Ltd, "Instruction Manual: E4S 800-MBC Mechanical Press," Tokyo, Jepang, 1980.
- [21] S. A. Widyaningsih, "Perancangan penjadwalan pemeliharaan pada mesin produksi bahan bangunan untuk meningkatkan kehandalan mesin dengan metode reliability centered maintenance (RCM)," 2011.
- [22] C. E. . Ebeling, *An introduction to reliability and maintainability engineering*. McGraw Hill, 1997.