

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO – UFMA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS – CCET
CURSO ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO - ECP

SAULO DE TASSIO DA COSTA DOS SANTOS

**ANÁLISE DE CONFIABILIDADE DE SISTEMAS FERROVIÁRIOS
ELETROELETRÔNICOS**

São Luís, MA

2026

SAULO DE TASSIO DA COSTA DOS SANTOS

**ANÁLISE DE CONFIABILIDADE EM SISTEMAS FERROVIÁRIOS
ELETROELETRÔNICOS**

Monografia apresentada ao curso de Engenharia da Computação da Universidade Federal do Maranhão, como requisito final para obtenção do grau Engenheiro da Computação.

Orientador (a): Prof. Dr. Paulo Rogério de Almeida Ribeiro

São Luís, MA

2026

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Santos, Saulo de Tassio da Costa dos.

ANÁLISE DE CONFIABILIDADE DE SISTEMAS FERROVIÁRIOS
ELETROELETRÔNICOS / Saulo de Tassio da Costa dos Santos. -
2026.

67 p.

Orientador(a): Paulo Rogério de Almeida Ribeiro.
Monografia (Graduação) - Curso de Engenharia da
Computação, Universidade Federal do Maranhão, São Luis,
2026.

1. Confiabilidade. 2. Análise de Dados de Vida. 3.
Distribuição de Weibull. 4. Tacômetro. 5. Python
Reliability. I. Ribeiro, Paulo Rogério de Almeida. II.
Título.

SAULO DE TASSIO DA COSTA DOS SANTOS

**ANÁLISE DE CONFIABILIDADE DE SISTEMAS FERROVIÁRIOS
ELETROELETRÔNICOS**

Monografia aprovada em: 22/01/2026.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Paulo Rogério de Almeida Ribeiro
Coordenação do Curso de Engenharia da Computação
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Bruno Feres de Souza
Coordenação do Curso de Engenharia da Computação
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Alex Oliveira Barradas Filho
Coordenação do Curso de Engenharia da Computação
Universidade Federal do Maranhão

AGRADECIMENTOS

Quero agradecer primeiramente a Deus, Aquele que é o meu maior Mestre. Aos meus pais, irmãos, esposa, filhos e amigos, que sempre apoiaram e são meus maiores incentivadores. Quero agradecer à universidade e todo o seu apoio em todos os requisitos necessários para a realização desse trabalho. Agradeço a orientação e cuidado de meu orientador, assim como o apoio de todo o corpo docente. Deixo aqui meu sincero obrigado a todos aqueles que, de alguma maneira, me ajudaram a chegar até aqui.

*A mente que se abre a uma nova ideia, jamais
voltará ao seu tamanho original.*

Albert Einstein

RESUMO

A confiabilidade dos sistemas de medição de velocidade é um aspecto fundamental para a segurança e a disponibilidade operacional dos sistemas ferroviários, especialmente em ferrovias de grande porte e elevada demanda operacional, como a Estrada de Ferro Carajás (EFC). Nesse contexto, o tacômetro desempenha papel essencial no funcionamento do sistema *Automatic Train Control* (ATC), pois é responsável por fornecer a informação de velocidade utilizada nos processos de controle e proteção do trem. Diante dessa importância, este trabalho tem como objetivo avaliar a confiabilidade do tacômetro Alstom 40 PPR, equipamento amplamente empregado no sistema ATC da EFC, por meio de métodos de Engenharia de Confiabilidade. A metodologia adotada baseia-se na Análise de Dados de Vida (*Life Data Analysis* – LDA), utilizando a distribuição de Weibull de dois parâmetros, escolhida por sua flexibilidade na modelagem de diferentes comportamentos de falha. Para isso, foram utilizados dados históricos de falhas, tratados estatisticamente tanto no software Orion Compass quanto em uma rotina desenvolvida em Python, utilizando a biblioteca *Python Reliability*. Essa abordagem permitiu comparar metodologias distintas, incluindo regressão em Y no Orion e estimativa por máxima verossimilhança na ferramenta em Python, contribuindo para uma análise mais completa do comportamento do componente. Os resultados obtidos indicaram que a distribuição de Weibull apresentou boa aderência aos dados analisados nas duas ferramentas. O valor do parâmetro de forma β superior a 1 caracterizou um comportamento de falha associado ao desgaste progressivo do componente ao longo do tempo. As curvas de confiabilidade e de taxa de falha evidenciaram um aumento gradual da probabilidade de falha com o avanço do tempo de operação, comportamento coerente com mecanismos de envelhecimento típicos de componentes eletromecânicos submetidos a uso contínuo.

Conclui-se que a metodologia aplicada se mostrou adequada para a avaliação da confiabilidade do tacômetro Alstom 40 PPR, permitindo uma compreensão mais aprofundada de seu comportamento ao longo do ciclo de vida. Os resultados obtidos fornecem subsídios técnicos relevantes para a definição de estratégias de manutenção, revisão de intervalos de inspeção e tomada de decisão quanto à substituição preventiva do componente. Além disso, a comparação entre o Orion Compass e o *Python Reliability* demonstrou a importância do uso combinado de ferramentas computacionais distintas, reforçando a consistência dos resultados e contribuindo para o aumento da confiabilidade operacional do sistema ATC e da ferrovia como um todo.

Palavras-chave: Confiabilidade. Análise de dados de vida. Distribuição de Weibull. Tacômetro. Sistema ATC. Python Reliability

ABSTRACT

The reliability of speed measurement systems is a fundamental aspect of safety and operational availability in railway environments, especially in large-scale and high-demand operations such as the Estrada de Ferro Carajás (EFC). In this context, the tachometer plays a key role in the Automatic Train Control (ATC) system, as it provides the speed information used in train protection and control functions. Given its importance, this study aims to evaluate the reliability of the Alstom 40 PPR tachometer, widely used in the EFC ATC system, through Reliability Engineering methods. The adopted methodology is based on Life Data Analysis (LDA), applying the two-parameter Weibull distribution due to its flexibility in modeling different failure behaviors. Historical failure data were analyzed using both the Orion Compass software and a Python-based routine developed with the Python Reliability library. This dual approach enabled the comparison of distinct estimation methods, including Y-regression in Orion and maximum likelihood estimation in Python, resulting in a more comprehensive understanding of the component's behavior.

The results showed that the Weibull distribution presented a good fit in both tools. The shape parameter β greater than 1 indicated a failure pattern associated with progressive wear over time. The reliability and hazard curves revealed a gradual increase in failure probability as operating time advances, consistent with aging mechanisms typical of electromechanical components exposed to continuous use.

The study concludes that the methodology adopted is suitable for evaluating the reliability of the Alstom 40 PPR tachometer, allowing a deeper understanding of its life-cycle behavior. The findings provide relevant technical support for defining maintenance strategies, reviewing inspection intervals, and planning preventive replacement. Furthermore, the comparison between Orion Compass and Python Reliability highlights the importance of combining different computational tools to reinforce the consistency of results and contribute to improved operational reliability of the ATC system and the railway as a whole.

Keywords: Reliability. Life data analysis. Weibull distribution. Tachometer. ATC system. Python Reliability.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	14
1.1 OBJETIVO GERAL	15
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	15
1.3 JUSTIFICATIVA.....	16
1.3.1. APLICAÇÕES E IMPORTÂNCIA	16
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	17
2.1 CONCEITO DE CONFIABILIDADE.....	17
2.2 CONEXÃO COM A ENGENHARIA DE CONFIABILIDADE FERROVIÁRIA.....	18
2.3 FUNÇÕES ESTATÍSTICAS FUNDAMENTAIS EM CONFIABILIDADE	19
2.3.1 FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE (PROBABILITY DENSITY FUNCTION - PDF).....	19
2.3.2 FUNÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO ACUMULADA (CUMULATIVE DISTRIBUTION FUNCTION - CDF)	20
2.3.3. FUNÇÃO DE CONFIABILIDADE (RELIABILITY FUNCTION - R(T))	20
2.3.4. TAXA DE FALHA (HAZARD RATE OU FAILURE RATE - H(T))	21
2.4 CLASSIFICAÇÃO E TRATAMENTO DE DADOS (CENSURA).....	22
2.5 ANÁLISE DE DADOS DE VIDA – LDA (<i>LIFE DATA ANALISYS</i>)	25
2.6 A DISTRIBUIÇÃO DE WEIBULL.....	25
2.6.1. PARÂMETRO DE FORMA (β)	25
2.6.2. PARÂMETRO DE ESCALA (H)	26
2.6.3. PARÂMETRO DE LOCALIZAÇÃO (Γ).....	27
2.7 METODOLOGIAS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS	28
2.7.1. REGRESSÃO DE POSIÇÃO (RANK REGRESSION ON Y/X).....	28
2.7.2. ESTIMATIVA DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA (MLE)	30
2.8 OUTRAS DISTRIBUIÇÕES.....	30
2.8.1. DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL	30
2.8.2. DISTRIBUIÇÃO NORMAL (GAUSSIANA)	31
2.8.3. DISTRIBUIÇÃO LOGNORMAL	31
2.8.4. DISTRIBUIÇÃO GAMA E GAMA GENERALIZADA	31
2.8.5. DISTRIBUIÇÃO LOG-LOGÍSTICA	31
2.9 FERRAMENTAS DE ANÁLISES ESTATÍSTICAS.....	32
2.9.1. ORION COMPASS	32

2.9.2. BIBLIOTECA COMPUTACIONAL: PYTHON RELIABILITY	34
2.10 SISTEMA FERROVIÁRIO E CONTROLE DE TRENS	36
2.10.1. SISTEMA AUTOMATIC TRAIN CONTROL (ATC).....	36
2.10.2. AQUISIÇÃO DE SINAIS E MEDIÇÃO DE VELOCIDADE	39
2.10.3. TACÔMETROS E SENSORES DE VELOCIDADE	39
2.10.4. PRINCÍPIO DE FUNCIONAMENTO E TIPOS	40
2.10.5. APLICAÇÃO EM SISTEMAS DE SEGURANÇA	41
3. METODOLOGIA	42
3.1 CARACTERIZAÇÃO DO OBJETO DE ESTUDO: SENSOR DE VELOCIDADE (40 PPR).....	42
3.2 COLETA E TRATAMENTO DOS DADOS	45
3.3 ANÁLISE QUALITATIVA DAS FALHAS	45
3.4 DESENVOLVIMENTO DE FERRAMENTA COM STREAMLIT E PYTHON RELIABILITY	48
3.5 ANÁLISE QUANTITATIVA DE CONFIABILIDADE.....	52
3.6 FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS UTILIZADAS	52
3.7 CRITÉRIOS DE COMPARAÇÃO.....	53
3.8 SÍNTESE DO PROCEDIMENTO METODOLÓGICO.....	53
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	54
4.1 RESULTADOS DA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE COM O SOFTWARE ORION COMPASS	54
4.2 INDICADORES DE CONFIABILIDADE E VIDA ÚTIL (MÉTRICAS Bx).....	55
4.3 ANÁLISE GRÁFICA DO MODELO WEIBULL – ORION COMPASS.....	56
4.4 RESULTADOS DA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE COM A BIBLIOTECA <i>PYTHON RELIABILITY</i> ..	58
.....	
4.5 INDICADORES DE VIDA (MÉTRICAS DE DECISÃO).....	61
4.6 ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE ORION COMPASS E PYTHON.....	61
5. CONCLUSÃO.....	63
6. REFERÊNCIAS	65

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE	20
FIGURA 2 - A CURVA DA BANHEIRA ILUSTRANDO OS TRÊS ESTÁGIOS DA VIDA DE UM PRODUTO: MORTALIDADE INFANTIL, VIDA ÚTIL E DESGASTE.....	22
FIGURA 3 - REPRESENTAÇÃO DE DADOS CENSURADOS A DIREITA.....	23
FIGURA 4 - REPRESENTAÇÃO DE DADOS CENSURA INTERVALAR.....	24
FIGURA 5 - REPRESENTAÇÃO DE DADOS CENSURADOS A DIREITA.....	24
FIGURA 6 - VARIAÇÃO DA PDF DA DISTRIBUIÇÃO DE WEIBULL CONFORME A ALTERAÇÃO DO PARÂMETRO B.....	26
FIGURA 7 - VARIAÇÃO DA FORMA DA PDF DA DISTRIBUIÇÃO DE WEIBULL CONFORME A ALTERAÇÃO DO PARÂMETRO H	27
FIGURA 8 - VARIAÇÃO DA FORMA DA PDF DA DISTRIBUIÇÃO DE WEIBULL CONFORME A ALTERAÇÃO DO PARÂMETRO Γ	28
FIGURA 9 - PAPEL DE PROBABILIDADE DE WEIBULL EXEMPLIFICANDO A LINEARIZAÇÃO DOS DADOS. A INCLINAÇÃO DA RETA FORNECE DIRETAMENTE O PARÂMETRO B.....	29
FIGURA 10 - SOFTWARE ORION.....	32
FIGURA 11 - EXEMPLO DE GRÁFICO DE PROBABILIDADE (PROBABILITY PLOT) GERADO PELA BIBLIOTECA RELIABILITY.....	35
FIGURA 12 – MÓDULO OPERADOR MOP DO ATC (AUTOMATIC TRAIN CONTROL).....	37
FIGURA 13 - DIAGRAMA DE BLOCOS DO SISTEMA ATC (AUTOMATIC TRAIN CONTROL).....	38
FIGURA 14 - TACÔMETROS	41
FIGURA 15 – LOCOMOTIVA SD70.....	43
FIGURA 16 – TACÔMETRO INSTALADO NA PONTA DO EIXO DA LOCOMOTIVA	44
FIGURA 17 - DESENHO TÉCNICO DO SENSOR DE VELOCIDADE ALSTOM 40 PPR	44
FIGURA 18 - PRINT BANCO DE DADOS SAP.....	45
FIGURA 19 - ESTRUTURA DO PROJETO NO AMBIENTE VISUAL STUDIO CODE.....	50
FIGURA 20 – TELA INICIAL DO RELIABILITY PRO	50
FIGURA 21 - TELA DE ANÁLISE DE RESULTADOS E GRÁFICOS DO RELIABILITY PRO	51
FIGURA 22 – TELA DE GERAÇÃO DE RELATÓRIO EXECUTIVO EM .PDF	51
FIGURA 23 – ESTRUTURA DO PROJETO	52
FIGURA 24 - CURVA DE CONFIABILIDADE $R(T)$ – ORION COMPASS	56
FIGURA 25 - PROBABILITY PLOT DA DISTRIBUIÇÃO DE WEIBULL – ORION COMPASS	57
FIGURA 26 - FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE (PDF) – ORION COMPASS.....	57

FIGURA 27 - TAXA DE FALHA $\lambda(T)$ – ORION COMPASS	58
FIGURA 28 - PROBABILITY PLOT DA WEIBULL – PYTHON RELIABILITY	59
FIGURA 29 - TAXA DE FALHA $\lambda(T)$ – PYTHON RELIABILITY	59
FIGURA 30 - CONFIABILIDADE $R(T)$ (SURVIVAL FUNCTION).....	60
FIGURA 31 - FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE (PDF).....	60

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – ELEMENTOS FUNDAMENTAIS.....	17
TABELA 2 - DADOS APÓS ANÁLISE QUALITATIVA.....	47
TABELA 3 - PARÂMETROS DO MODELO WEIBULL OBTIDOS NO ORION COMPASS	54
TABELA 4 - CONFIABILIDADE X TEMPO COM INTERVALOS DE CONFIANÇA (ORION COMPASS) ..	55
TABELA 5 – INDICADORES DE VIDA PYTHON RELIABILITY.....	61
TABELA 6 - COMPARAÇÃO DE PARÂMETROS DE CONFIABILIDADE (ORION VS. PYTHON)	61

1. INTRODUÇÃO

O transporte ferroviário desempenha papel estratégico na logística de cargas em larga escala, especialmente em países de dimensões continentais como o Brasil. Entre os sistemas ferroviários nacionais, destaca-se a Estrada de Ferro Carajás (EFC), responsável por conectar a maior mina de minério de ferro a céu aberto do mundo, localizada no estado do Pará, ao Porto da Madeira, no Maranhão. A EFC é caracterizada pelo transporte de grandes volumes de cargas de baixo valor agregado, como minério de ferro, ferro-gusa, manganês, cobre, combustíveis e carvão, ao longo de extensas distâncias, o que a torna um ativo logístico essencial para a Vale S.A., concessionária da ferrovia (ANTT, 2002; VALE, 2022; INSTITUTO TECNOLÓGICO VALE, 2025).

Em termos operacionais, a EFC apresenta elevada relevância econômica e social, com movimentação anual superior a 120 milhões de toneladas de carga e centenas de milhares de passageiros. Dada essa magnitude, a operação ferroviária está sujeita a rigorosos critérios regulatórios estabelecidos pela Agência Nacional de Transportes Terrestres (ANTT), que fiscaliza aspectos como regularidade, continuidade, eficiência e, principalmente, segurança operacional. Nesse contexto, falhas em sistemas críticos podem resultar não apenas em perdas econômicas significativas, mas também em riscos à integridade de pessoas, equipamentos e ao meio ambiente.

Com o objetivo de mitigar esses riscos, sistemas embarcados de controle e supervisão têm sido amplamente empregados no setor ferroviário. Entre esses sistemas, destaca-se o *Automatic Train Control* (ATC), responsável por monitorar continuamente parâmetros operacionais e atuar de forma automática em situações de sobrevelocidade, falhas operacionais ou condições inseguras, promovendo a parada da composição quando necessário.

A confiabilidade desses sistemas eletroeletrônicos de bordo é, portanto, um fator determinante para a segurança e a disponibilidade operacional da ferrovia (CENELEC, 2017; IEC, 2019).

Apesar da ampla utilização de sistemas ATC em ferrovias de grande porte, observa-se que muitos desses equipamentos encontram-se em fases avançadas de vida útil ou mesmo em processo de obsolescência tecnológica. Em diversos casos, a substituição completa desses sistemas não é economicamente viável no curto prazo, o que reforça a necessidade de estratégias que permitam prolongar sua vida útil, otimizar a manutenção e reduzir falhas inesperadas. Nesse cenário, a Engenharia de Confiabilidade surge como uma abordagem

fundamental para compreender os comportamentos de falha, apoiar decisões de manutenção e subsidiar ações de melhoria contínua.

Diversos estudos têm aplicado técnicas de análise de confiabilidade em sistemas industriais e ferroviários, utilizando métodos estatísticos para modelar tempos até a falha e identificar padrões de degradação. Entretanto, ainda são limitados os trabalhos que realizam uma análise comparativa entre diferentes ferramentas computacionais de confiabilidade aplicadas a equipamentos ferroviários de bordo, especialmente considerando dados reais de operação. Essa lacuna evidencia a necessidade de investigações que avaliem não apenas os resultados obtidos, mas também as implicações práticas das metodologias adotadas na gestão da manutenção.

Diante desse contexto, este trabalho propõe uma análise de confiabilidade aplicada a um sistema de bordo *Automatic Train Control* (ATC), utilizando uma abordagem mista que integra métodos qualitativos e quantitativos. A pesquisa tem como foco a modelagem estatística dos dados de vida do equipamento e a comparação entre diferentes ferramentas de análise de confiabilidade, visando fornecer subsídios técnicos para a tomada de decisão em manutenção ferroviária.

1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é analisar a confiabilidade do equipamento de bordo *Automatic Train Control* (ATC), por meio de técnicas da Engenharia de Confiabilidade, visando contribuir para o aumento da disponibilidade operacional e para a melhoria da segurança em sistemas ferroviários.

1.2 Objetivos Específicos

Como objetivos específicos, este trabalho propõe:

- Realizar a estratificação e a análise qualitativa dos dados de falhas associadas ao sistema ATC, considerando aspectos operacionais, humanos e processuais;
- Aplicar métodos quantitativos de análise de dados de vida (*Life Data Analysis* – LDA), com o uso da distribuição de Weibull de dois parâmetros, para modelar o comportamento de falha do equipamento;

- Comparar os resultados obtidos a partir de diferentes ferramentas computacionais de análise de confiabilidade;
- Avaliar as implicações dos resultados para a definição de estratégias de manutenção e tomada de decisão em ambientes ferroviários.

1.3 Justificativa

A justificativa deste trabalho fundamenta-se na relevância operacional e estratégica dos sistemas ferroviários, bem como na criticidade dos equipamentos eletroeletrônicos de bordo para a segurança da operação. A aplicação de técnicas de confiabilidade permite não apenas compreender os mecanismos de falha, mas também apoiar a definição de políticas de manutenção mais eficientes e economicamente sustentáveis. Assim, os resultados obtidos podem contribuir para a redução de falhas inesperadas, otimização de recursos e aumento da confiabilidade global do sistema ferroviário analisado.

1.3.1. Aplicações e importância

A aplicação da distribuição de Weibull 2P e da LDA em análises de confiabilidade permite uma compreensão mais profunda dos comportamentos de falha e das características dos sistemas. A distribuição de Weibull é particularmente útil para prever a durabilidade e identificar pontos de falha, enquanto a LDA é eficaz na análise de dados de vida, auxiliando na tomada de decisões informadas.

Essas metodologias são fundamentais para a melhoria contínua e a gestão da qualidade, contribuindo para a criação de produtos e sistemas mais seguros e eficientes. A combinação de análises qualitativas e quantitativas proporciona uma abordagem holística, garantindo que todos os aspectos da confiabilidade sejam considerados e abordados de maneira eficaz.

A confiabilidade é um fator crítico em diversas indústrias, incluindo a aeroespacial, automotiva, eletrônica, manufatura assim como ferrovias e mineração. A aplicação de técnicas de análise de confiabilidade permite às empresas reduzir custos com falhas, melhorar a satisfação do cliente e aumentar a competitividade no mercado. Além disso, a confiabilidade é essencial para garantir a segurança dos usuários e a conformidade com regulamentações e padrões de qualidade.

A confiabilidade é um campo crucial que envolve a aplicação de diversas metodologias para garantir a segurança e a eficiência dos sistemas. A distribuição de Weibull 2P e a Life Data Analysis (LDA) são ferramentas poderosas que, quando aplicadas corretamente, podem fornecer insights valiosos e melhorar significativamente a confiabilidade dos produtos e processos. A compreensão e a aplicação dessas técnicas são essenciais para profissionais que buscam excelência na gestão da qualidade e na engenharia de confiabilidade.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Conceito de Confiabilidade

A Confiabilidade (do inglês, *Reliability*) é um campo essencial na engenharia e na gestão de qualidade, focado na capacidade de um sistema, componente ou processo de desempenhar suas funções requeridas sob condições especificadas por um período determinado (EBELING, 2010; O'CONNOR; KLEYNER, 2012).

Esta definição é amplamente aceita na literatura clássica da área e pode ser decomposta em quatro elementos fundamentais que definem a natureza probabilística e temporal do conceito conforme Tabela 1:

Tabela 1 – Elementos Fundamentais

Elemento	Descrição
Probabilidade	A confiabilidade é uma medida estatística, expressa como a chance de sucesso (não-falha).
Função Requerida	O sistema deve cumprir o propósito para o qual foi projetado, de acordo com os requisitos de desempenho.
Condições Especificadas	O desempenho é avaliado dentro de um ambiente operacional definido (temperatura, vibração, carga, etc.).
Período Determinado	A confiabilidade está intrinsecamente ligada ao tempo de operação ou ao número de ciclos de uso.

A análise de confiabilidade é uma área que integra conceitos de engenharia e estatística para estimar, interpretar e gerenciar o desempenho de componentes e sistemas ao longo de seu tempo

de vida útil (EBELING, 2010; O'CONNOR; KLEYNER, 2012). Nesse contexto, métodos probabilísticos como a Distribuição de Weibull e a Análise de Dados de Vida (*Life Data Analysis – LDA*) são amplamente utilizados para modelar falhas e inferir parâmetros relevantes para manutenção e gestão de ativos (NELSON, 1982; RELIASOFT, 2023).

A Distribuição de Weibull, em particular, é uma das ferramentas estatísticas mais poderosas para modelar dados de vida e prever padrões de falha, sendo capaz de se ajustar a uma ampla variedade de mecanismos de falha (RELIASOFT, 2023). A LDA, por sua vez, utiliza esses modelos estatísticos para fazer inferências sobre a população de produtos a partir de dados de falha ou suspensão, permitindo a otimização de planos de manutenção e a tomada de decisões de projeto.

2.2 Conexão com a Engenharia de Confiabilidade Ferroviária

No contexto da Engenharia de Confiabilidade Ferroviária, esses conceitos e ferramentas assumem uma importância crítica. O setor ferroviário opera sistemas complexos e de alto risco, onde a falha de um componente pode resultar em graves acidentes, interrupções operacionais custosas e perdas financeiras significativas.

A aplicação da Engenharia de Confiabilidade no ambiente ferroviário visa garantir a segurança (prevenção de acidentes) e a disponibilidade (capacidade de o sistema estar operacional quando necessário) dos ativos, que incluem material rodante, infraestrutura (trilhos, pontes), e sistemas de sinalização e controle (CCO/SCC).

Ao utilizar técnicas como a Análise de Weibull e a Manutenção Centrada em Confiabilidade (*Reliability-Centered Maintenance - RCM*), as empresas ferroviárias podem:

- **Otimizar a Manutenção:** Migrar de manutenções corretivas ou baseadas em tempo para manutenções preditivas e baseadas na condição real dos ativos.
- **Reduzir o Risco:** Identificar e mitigar modos de falha críticos em sistemas de segurança, como intertravamentos e sinalização.
- **Melhorar a Disponibilidade:** Aumentar o tempo médio entre falhas (MTBF) e reduzir o tempo médio para reparo (MTTR), impactando diretamente a eficiência operacional e a pontualidade dos trens (Siqueira, 2005).

Em suma, a Confiabilidade Ferroviária não é apenas uma métrica de qualidade, mas um pilar fundamental para a sustentabilidade, segurança e eficiência de toda a operação, sendo indispensável para a gestão moderna de ativos ferroviários.

A confiabilidade é definida como a probabilidade de um item funcionar sem falhas durante um intervalo de tempo específico, sob condições operacionais estabelecidas. A análise de confiabilidade busca quantificar e melhorar a segurança e a eficiência dos sistemas, considerando as incertezas inerentes aos processos e materiais utilizados. Métodos qualitativos e quantitativos são empregados para identificar, analisar e mitigar modos de falha, garantindo a longevidade e a robustez dos produtos e sistemas.

Segundo Siqueira (2005), a manutenção centrada na confiabilidade é uma abordagem sistemática para garantir que os sistemas continuem a operar conforme o esperado. Essa abordagem envolve a identificação de modos de falha potenciais, a análise de suas causas e a implementação de ações corretivas e preventivas para mitigar esses modos de falha. A confiabilidade é, portanto, um aspecto crítico para a gestão eficaz de ativos e a garantia de operações seguras e eficientes.

2.3 Funções Estatísticas Fundamentais em Confiabilidade

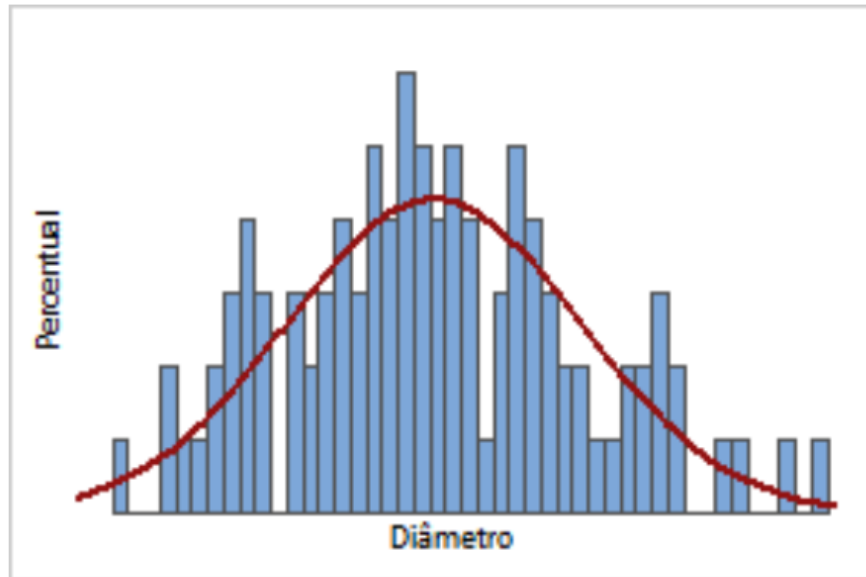
2.3.1. Função Densidade de Probabilidade (Probability Density Function - PDF)

A PDF, denotada por $f(t)$, descreve a probabilidade relativa de uma falha ocorrer em um instante de tempo t . A área sob a curva da PDF entre dois pontos de tempo representa a probabilidade de falha nesse intervalo (EBELING, 2010; NELSON, 1982).

A função densidade de probabilidade (PDF) é definida como a derivada da função de distribuição acumulada (CDF), conforme a Equação (1):

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} \quad (1)$$

Figura 1- Função densidade de probabilidade



Fonte: Adaptado de Minitab (2023)

2.3.2. Função de Distribuição Acumulada (Cumulative Distribution Function - CDF)

A CDF, denotada por $F(t)$, representa a probabilidade de um item falhar até um determinado tempo t . É a integral da PDF de 0 até t .

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t f(x)dx \quad (2)$$

Esta função também é conhecida como *unreliability* (não confiabilidade), pois quantifica a probabilidade de falha acumulada (EBELING, 2010).

2.3.3. Função de Confiabilidade (Reliability Function - R(t))

A Confiabilidade, $R(t)$, é formalmente definida como a probabilidade de um item desempenhar a sua função requerida, sob condições de operação específicas, por um determinado período de tempo. Matematicamente, se T é uma variável aleatória contínua que representa o tempo até a falha, a confiabilidade é o complemento da função de distribuição acumulada (CDF) (O'CONNOR; KLEYNER, 2012), denotada por $F(t)$:

$$R(t) = P(T > t) = \int_t^{\infty} f(u)du = 1 - F(t) \quad (3)$$

Onde $f(t)$ é a função de densidade de probabilidade (PDF), que descreve a distribuição das falhas ao longo do tempo. É crucial para o engenheiro compreender que $F(t)$ representa a probabilidade de falha, ou "inconfiabilidade", até o tempo t .

2.3.4. Taxa de Falha (Hazard Rate ou Failure Rate - $h(t)$)

Além dessas funções, o conceito de **Taxa de Falha** (*Hazard Rate* ou *Failure Rate* - $h(t)$), representada por $\lambda(t)$ ou $h(t)$, é vital para o diagnóstico do ciclo de vida do produto. Diferente da PDF, a taxa de falha é uma probabilidade condicional: ela quantifica a probabilidade instantânea de falha no tempo t , dado que o componente sobreviveu até aquele momento (NELSON, 1982; RELIASOFT, 2023).

A relação fundamental é expressa por:

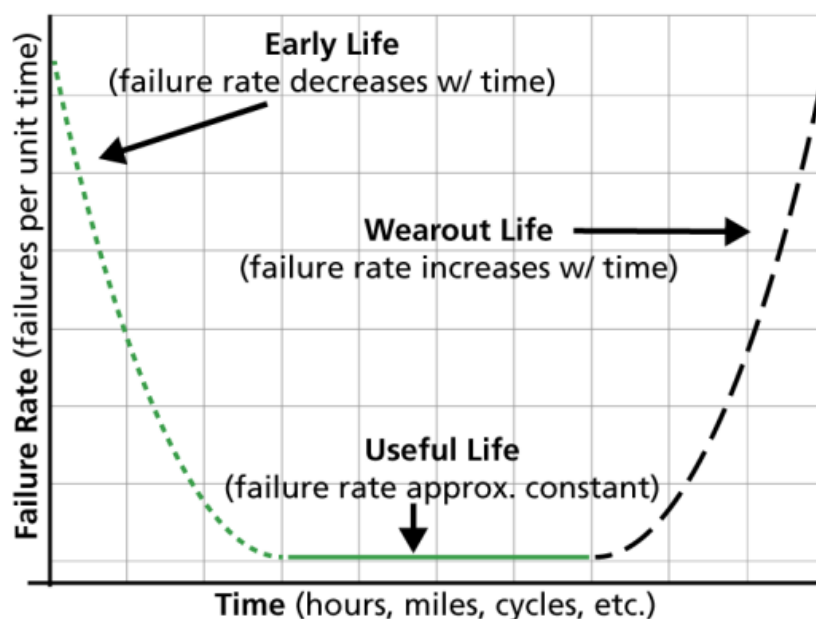
$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (4)$$

A taxa de falha é fundamental para entender o mecanismo de envelhecimento de um componente. A análise do comportamento de $\lambda(t)$ permite identificar se o componente sofre de mortalidade infantil (taxa decrescente), falhas aleatórias (taxa constante) ou desgaste por envelhecimento (taxa crescente), configurando a clássica "Curva da Banheira" (*Bathtub Curve*) representada na **Figura 2** (NELSON, 1982; RELIASOFT, 2023).

- **Mortalidade Infantil** (*Early Failure*): Caracterizada por uma taxa de falha decrescente, geralmente causada por defeitos de fabricação, montagem ou instalação. Ações como *burn-in* podem mitigar essas falhas.

- **Vida Útil (*Useful Life*):** Apresenta uma taxa de falha aproximadamente constante e aleatória. Falhas nesta fase são imprevisíveis e podem ser causadas por eventos externos ou estresses aleatórios. A manutenção corretiva é comum.
- **Desgaste (*Wear-out*):** Caracterizada por uma taxa de falha crescente, indicando o envelhecimento e a degradação natural dos componentes. A manutenção preventiva ou preditiva é eficaz para evitar falhas nesta fase.

Figura 2 - A Curva da Banheira ilustrando os três estágios da vida de um produto: mortalidade infantil, vida útil e desgaste.



Fonte: Adaptado de ReliaSoft [1].

2.4 Classificação e Tratamento de Dados (Censura)

Um diferencial crítico da LDA em relação à estatística convencional é a presença de dados censurados (RELIASOFT, 2023). Em ensaios industriais, raramente é viável aguardar a falha de todas as unidades testadas. A literatura classifica os dados em duas categorias primárias:

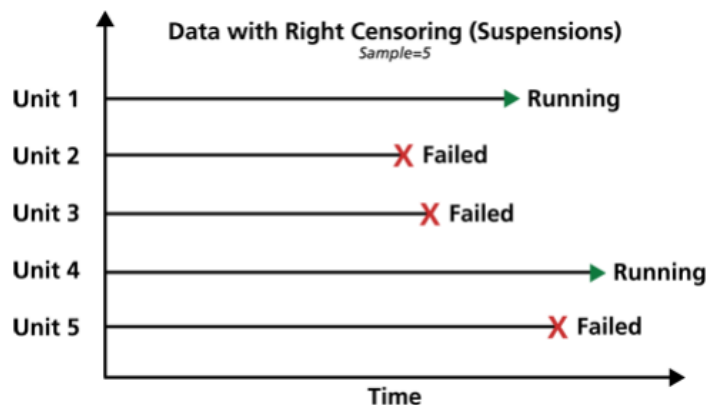
- **Dados Completos:** O tempo exato da falha é conhecido para cada unidade da amostra. Embora ideal, é financeiramente oneroso obter tal conjunto em produtos de alta confiabilidade.

- **Dados Censurados:** correspondem às situações em que o evento de interesse (falha) não é observado para todas as unidades durante o período de acompanhamento. Não considerar de maneira adequada esses dados pode conduzir a erros significativos na estimativa da vida útil e nos parâmetros de confiabilidade do sistema analisado

Há uma categorização da censura em três tipos principais (RELIASOFT, 2023), que devem ser tratados matematicamente:

- **Censura à Direita (Suspensões):** O caso mais comum. Ocorre quando o teste é interrompido antes da falha da unidade, ou quando a unidade é removida do serviço operando perfeitamente. O tempo de operação acumulado é conhecido, mas sabe-se apenas que a falha ocorrerá *após* esse tempo ($t > T_{\text{suspensão}}$), conforme Figura 3.

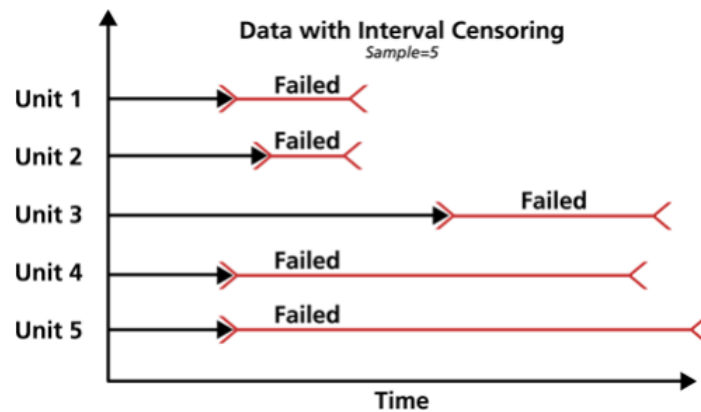
Figura 3 - Representação de dados censurados a direita.



Fonte: Adaptado de ReliaSoft.

- **Censura Intervalar:** Sabe-se que a falha ocorreu entre dois tempos de inspeção ($t_1 < T < t_2$), mas o momento exato é desconhecido. Isso é típico em componentes eletrônicos ou estruturais que não são monitorados continuamente, conforme Figura 4.

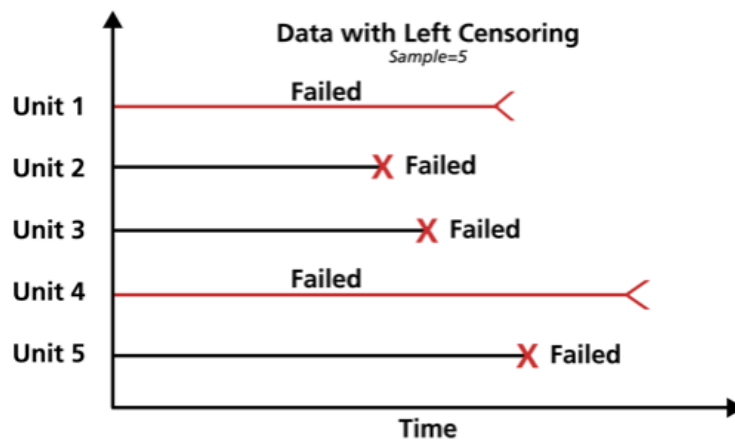
Figura 4 - Representação de dados censura intervalar.



Fonte: Adaptado de ReliaSoft.

- **Censura à Esquerda:** A falha ocorre antes do início da observação ou antes da primeira inspeção ($T < t_1$). Representada na Figura 5.

Figura 5 - Representação de dados censurados a direita.



Fonte: Adaptado de ReliaSoft.

O tratamento estatístico inadequado de suspensões — por exemplo, descartando-as da análise — resulta em uma subestimação severa da confiabilidade do produto (pessimismo estatístico) (NELSON, 1982). Métodos de estimação como o *Rank Regression* utilizam ajustes nos "Ranks Medianos" para incorporar essa informação de sobrevivência parcial.

2.5 Análise de dados de vida – LDA (*Life Data Analysis*)

A análise de dados de vida, fundamental para a engenharia de confiabilidade, transcende a simples observação de falhas; trata-se de um arcabouço estatístico robusto destinado a prever o comportamento futuro de componentes e sistemas. Esta seção dedica-se a explorar os conceitos de Análise de Dados de Vida (LDA), o tratamento de dados censurados e a aplicação da distribuição de Weibull, baseando-se nas diretrizes metodológicas estabelecidas (RELIASOFT, 2023; WEIBULL, 1951).

2.6 A Distribuição de Weibull

Dentre as distribuições estatísticas contínuas, a distribuição de Weibull destaca-se pela sua versatilidade ímpar. Originalmente proposta pelo matemático sueco Waloddi Weibull em 1937 e popularizada em 1951 (WEIBULL, 1951), ela não deriva de princípios fundamentais da física, mas sim de sua capacidade empírica de se ajustar a uma vasta gama de dados de vida.

A função de densidade de probabilidade (PDF) para a Weibull de três parâmetros é dada por:

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta}} \quad (5)$$

Onde a validade da função pressupõe que, $f(t) \geq 0, t \geq \gamma, \beta > 0, \eta > 0$.

A compreensão desta distribuição exige a análise detalhada dos seus três parâmetros constituintes (β, γ, η), que controlam a **forma** (β), a **escala** (η) e a **localização** (γ) da curva de distribuição.

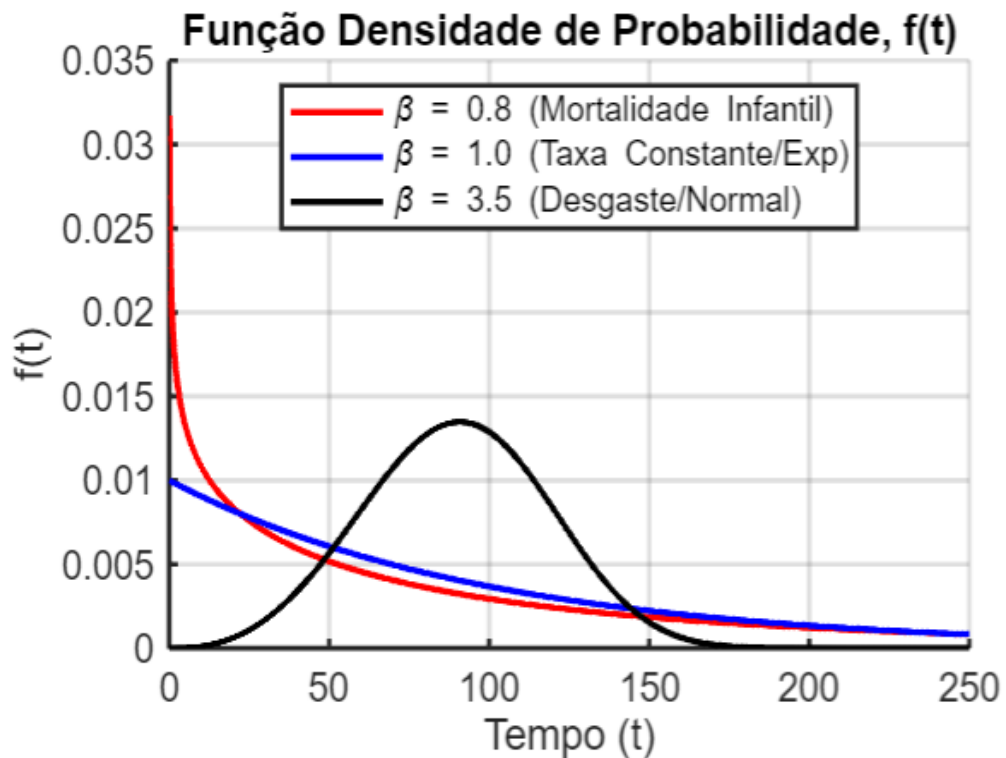
2.6.1. Parâmetro de Forma (β)

O parâmetro β (*beta*) define a "física da falha". Ele determina a inclinação da reta no papel de probabilidade e indica qual região da curva da banheira o produto ocupa, na Figura 6 é possível observar a variação do parâmetro:

- **$\beta < 1$:** Indica taxa de falha decrescente. Problemas de qualidade, defeitos de fabricação ou "mortalidade infantil".

- $\beta = 1$: Indica taxa de falha constante. A distribuição de Weibull colapsa na Distribuição Exponencial. As falhas são aleatórias e independentes do tempo (eventos externos).
- $\beta > 1$: Indica taxa de falha crescente. Desgaste, fadiga, corrosão. Para $\beta \cong 3.5$ a distribuição aproxima-se da Normal (Gaussiana) (NELSON, 1982; O'CONNOR; KLEYNER, 2012).

Figura 6 - Variação da PDF da distribuição de Weibull conforme a alteração do parâmetro β

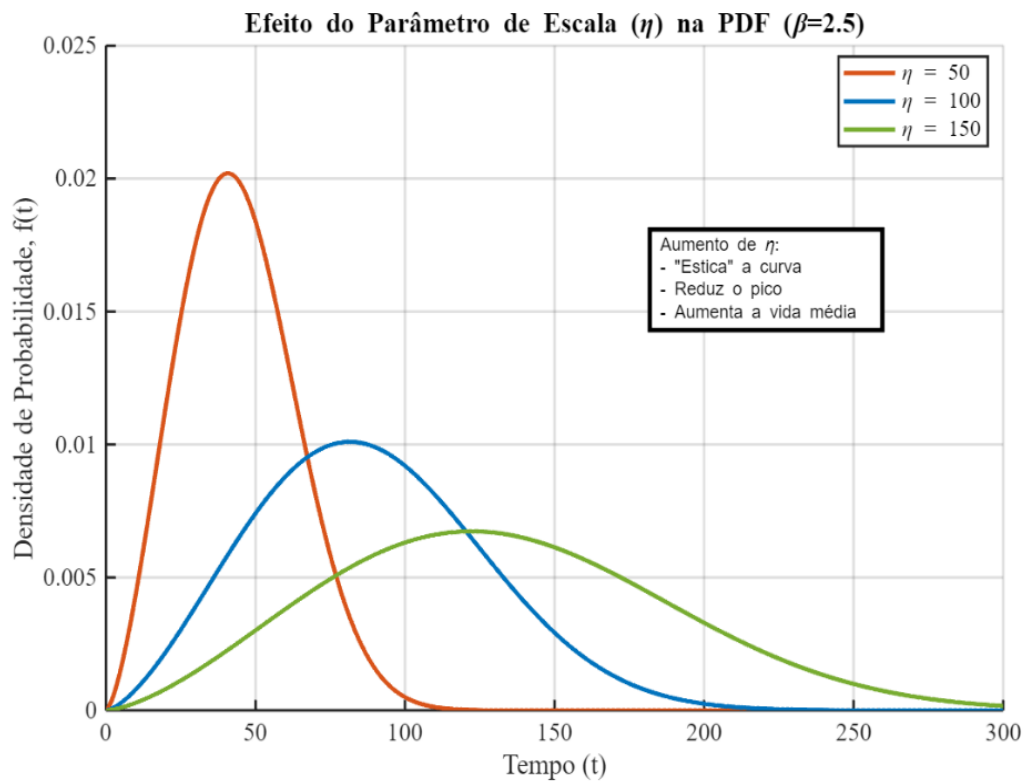


Fonte: Elaborado pelo autor – plot matlab

2.6.2. Parâmetro de Escala (η)

Denominado Vida Característica, o η (*eta*) define a dispersão da distribuição no tempo, Figura 7. Estatisticamente, representa o tempo no qual 63,2% da população terá falhado (para $\gamma = 0$). Diferente da média ou mediana, o η é um âncora matemática robusta da distribuição.

Figura 7 - Variação da forma da PDF da distribuição de Weibull conforme a alteração do parâmetro η



Fonte: Elaborado pelo autor – plot matlab

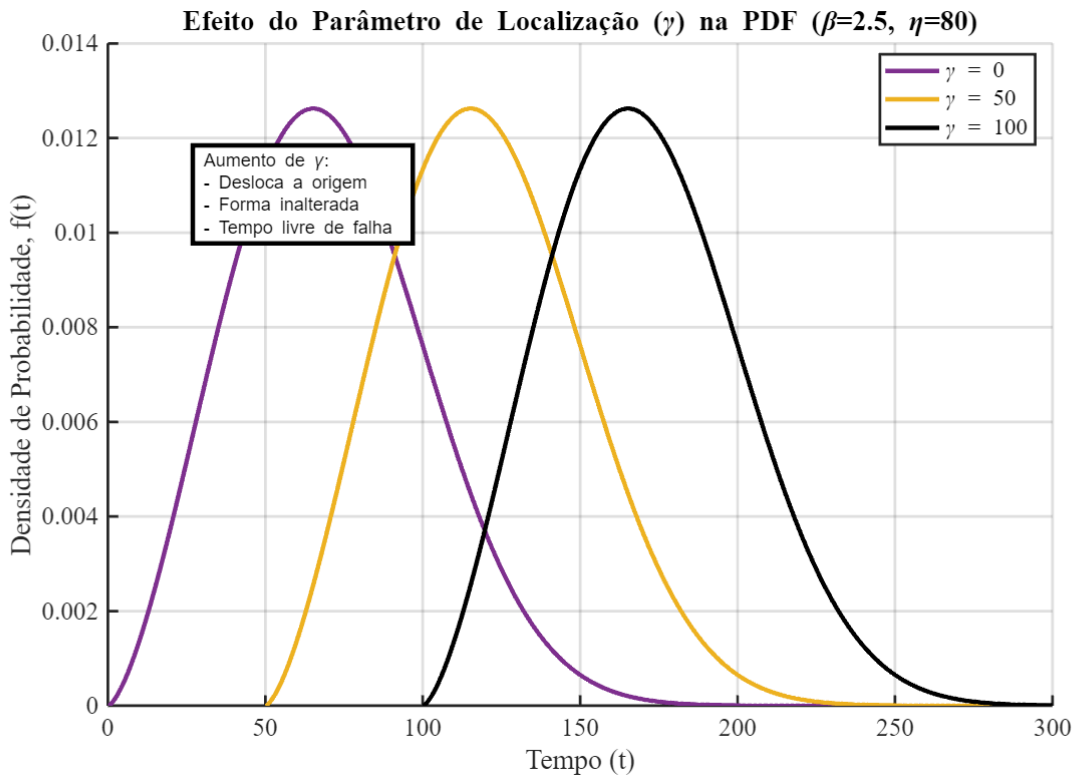
2.6.3. Parâmetro de Localização (γ)

O parâmetro γ (*gamma*) define o tempo mínimo de vida livre de falhas, conforme Figura 8. Em muitos casos, assume-se $\gamma = 0$ (Weibull de 2 parâmetros), o que implica que a falha pode ocorrer no instante $t=0$.

Se $\gamma > 0$, existe um período de incubação onde a falha é impossível;

Se $\gamma < 0$, sugere-se que o produto iniciou a operação já com um tempo de vida consumido (ex: armazenamento inadequado).

Figura 8 - Variação da forma da PDF da distribuição de Weibull conforme a alteração do parâmetro γ



Fonte: Elaborado pelo autor – plot matlab

2.7 Metodologias de Estimação de Parâmetros

A determinação dos parâmetros (β, γ, η) , a partir de dados brutos é o passo crítico da análise. O documento da ReliaSoft enfatiza duas abordagens principais, cada uma com suas prerrogativas teóricas.

2.7.1. Regressão de Posição (Rank Regression on Y/X)

Este método, também conhecido como Método dos Mínimos Quadrados, lineariza a função cumulativa da Weibull (RELIASOFT, 2023). A equação linearizada é:

$$\ln(-\ln(1 - F(t))) = \beta \ln(t - \gamma) - \beta \ln(\eta) \quad (6)$$

Isso assume a forma $y = mx + b$, permitindo o plote em papel de probabilidade log-log. Para realizar a regressão, é necessário estimar $F(t)$ para cada ponto de dados.

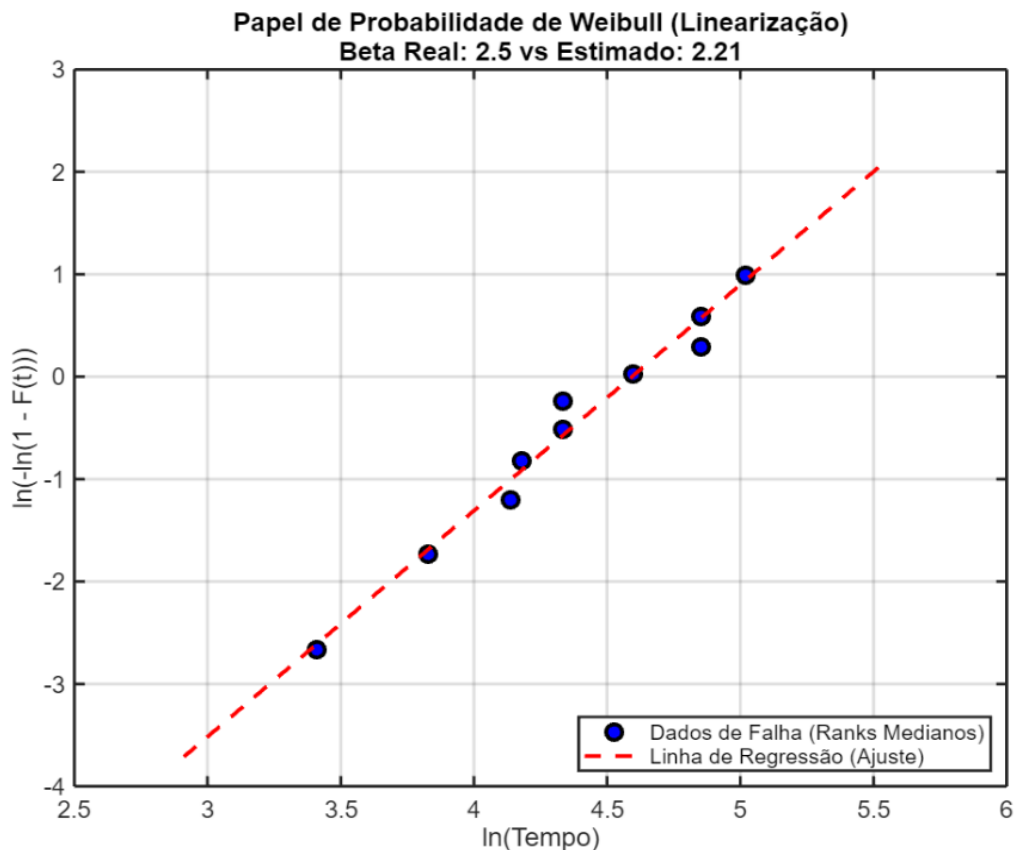
Utiliza-se para isso os **Ranks Medianos** (*Median Ranks*), geralmente calculados pela aproximação de Benard:

$$MR = \frac{i-0.3}{N+0.4} \quad (7)$$

Onde i é a ordem da falha e N o tamanho da amostra.

A Regressão de Posição (RRX ou RRY) é visualmente intuitiva e excelente para verificar a aderência dos dados ao modelo (*Goodness of Fit*), representada na Figura 9, sendo preferível para amostras pequenas onde o comportamento assintótico de outros métodos não se verifica.

Figura 9 - Papel de Probabilidade de Weibull exemplificando a linearização dos dados. A inclinação da reta fornece diretamente o parâmetro β



2.7.2. Estimativa de Máxima Verossimilhança (MLE)

A Estimativa de Máxima Verossimilhança é estatisticamente mais rigorosa. O conceito baseia-se na construção de uma função de verossimilhança Λ (Lambda), que é o produtório das funções de densidade avaliadas em cada ponto de dados t_i :

$$\Lambda = \prod_{i=1}^N f(t_i; \beta, \eta) \quad (8)$$

O objetivo é encontrar os valores de $\beta\eta$, que maximizam o logaritmo desta função ($\ln(\Lambda)$). Embora computacionalmente intensivo, exigindo métodos iterativos como Newton-Raphson, o MLE possui propriedades assintóticas desejáveis: à medida que o tamanho da amostra N tende ao infinito, as estimativas convergem para os verdadeiros parâmetros da população (LAWLESS, 2003).

Segundo o manual da ReliaSoft, o MLE é preferível para conjuntos de dados com muitas suspensões ou censura intervalar, onde a regressão de posição pode perder precisão.

2.8 Outras Distribuições

Embora este trabalho concentre a sua análise na distribuição de Weibull devido à sua versatilidade em modelar as três fases da curva da banheira, a literatura técnica apresenta outras distribuições que são frequentemente aplicadas em engenharia de confiabilidade. É importante mencioná-las brevemente para justificar a escolha do escopo deste estudo (EBELING, 2010).

2.8.1. Distribuição Exponencial

É a distribuição mais simples e, historicamente, foi a mais utilizada. Ela assume uma taxa de falha constante (λ), o que a torna, na verdade, um caso particular da Weibull quando o parâmetro de forma é $\beta = 1$.

- **Por que não foi o foco:** A Exponencial possui a propriedade de "ausência de memória" (o componente não envelhece), o que a torna inadequada para modelar desgaste mecânico ou fadiga, focos principais de uma manutenção preventiva baseada na condição.

2.8.2. Distribuição Normal (Gaussiana)

A famosa curva em forma de sino é descrita pela média (μ) e desvio padrão (σ). É comumente associada a processos de desgaste simples, onde a falha ocorre devido ao acúmulo de stress em torno de um valor médio (EBELING, 2010).

- **Limitação:** A principal desvantagem teórica para Análise de Dados de Vida é que a distribuição Normal é definida de $-\infty$ a $+\infty$. Isso implica, matematicamente, que existe uma probabilidade (ainda que pequena) de o tempo de falha ser negativo, o que é fisicamente impossível.
- A Weibull, definida para $t \geq 0$, contorna este problema.

2.8.3. Distribuição Lognormal

Nesta distribuição, assume-se que os logaritmos dos tempos de falha seguem uma distribuição Normal. Segundo a (EBELING, 2010), ela é amplamente utilizada em aplicações de engenharia civil e aeroespacial para modelar ciclos de fadiga em metais e propagação de trincas.

- **Comparação:** Embora seja uma forte concorrente da Weibull para dados de desgaste, a Lognormal apresenta uma taxa de falha que cresce no início e depois decresce para grandes valores de tempo $t \rightarrow \infty$, comportamento que nem sempre condiz com a realidade de componentes eletrônicos ou mecânicos simples que tendem a falhar cada vez mais rápido no fim da vida.

2.8.4. Distribuição Gama e Gama Generalizada

São modelos estatísticos extremamente flexíveis que podem "imitar" a Exponencial e a Weibull dependendo dos parâmetros (RELIASOFT, 2023).

- **Justificativa:** A complexidade matemática para a estimação dos parâmetros e a dificuldade de convergência computacional tornam o seu uso prático menos atrativo na indústria geral quando comparado à Weibull, que oferece resultados similares com maior simplicidade analítica.

2.8.5. Distribuição Log-Logística

Semelhante à Lognormal em formato, mas com "caudas" mais pesadas (maior probabilidade de eventos extremos). É mais comum em estudos de sobrevivência na área biomédica ou economia do que na engenharia de manutenção de equipamentos industriais (RELIASOFT, 2023).

Em suma, a escolha da **Weibull** para este trabalho fundamenta-se na aplicação "padrão da indústria" (como citado na Seção 1.2 do documento base), cobrindo a maioria dos cenários de falha (infantil, aleatória e desgaste) sem as limitações de domínio da Normal ou a rigidez da Exponencial.

2.9 Ferramentas de análises estatísticas

2.9.1. Orion Compass

O Orion Compass é um software comercial de Engenharia de Confiabilidade amplamente reconhecido no setor industrial, Figura 10. Sua principal característica reside na interface amigável e na aplicação de métodos estatísticos consolidados, como a Máxima Verossimilhança (MLE) e o Mínimos Quadrados (LSE), para o ajuste de distribuições como Weibull, Lognormal e Exponencial (COMPASS, 2024).

Figura 10 - Software Orion



Fonte: site oficial COMPASS

O Orion é um sistema de gestão de ativos suportado pelas metodologias quantitativas e qualitativas da engenharia da confiabilidade. Essas análises suportam a tomada de decisão precisa nas organizações.

Os módulos de análise de confiabilidade do Orion incluem:

- **Life Data Analysis** – LDA: Módulo para a análise da confiabilidade e manutenibilidade dos ativos;
- **Reliability Growth** – RGA: Módulo para a análise da tendência do MTBF Visual

- **Analysis – RCA:** Módulo para Análise estruturada para eliminar falhas recorrentes através da identificação da sua causa raiz. Inclui as ferramentas: Brainstorming, 5 Porquês, Diagrama Ishikawa, Análise de Causa/Efeito e RCA.
- **Spare Part Forecast:** Módulo para análise da quantidade ótima de itens sobressalentes
- **Degradation Analysis – DA:** Para estimar a vida de itens a partir de dados de monitoramento da condição.
- **Integração com outras Ferramentas de Análise:** Módulo que permite a integração com outras ferramentas especialistas em análise de confiabilidade e assuntos correlatos (exemplo: Softwares ReliaSoft, como BlockSim, RBI, RENO, Weibull++, etc.).
- **Interoperabilidade com Sistemas de Gestão (ERP/SAP):** Uma das vantagens estratégicas do software Orion Compass reside na sua capacidade de integração com sistemas de gestão corporativa (ERP - *Enterprise Resource Planning*) e sistemas computadorizados de gestão da manutenção (CMMS), com destaque para a plataforma SAP (*Systems, Applications and Products in Data Processing*). No contexto industrial, o SAP atua como o repositório central de dados transacionais, armazenando o histórico de Ordens de Manutenção (OS), Notificações de Manutenção e movimentação de materiais. Contudo, softwares ERP nativos muitas vezes carecem de módulos estatísticos avançados para análise de vida. A integração do Orion com o SAP preenche essa lacuna, estabelecendo uma ponte de dados bidirecional que otimiza o ciclo da Engenharia de Confiabilidade.
- **Os principais benefícios dessa integração incluem:**
 1. **Integridade e Saneamento de Dados:** A importação automatizada dos registros de falha do SAP (módulos PM - *Plant Maintenance*) elimina a necessidade de digitação manual de dados no software de confiabilidade. Isso mitiga significativamente o risco de erro humano e assegura que os cálculos de MTBF e Confiabilidade sejam baseados na realidade operacional registrada em campo.
 2. **Análise Dinâmica de Sobressalentes:** Ao integrar o módulo de *Spare Parts Forecast* do Orion com os dados de estoque do SAP, é possível calcular os níveis ótimos de reposição baseados na taxa de falha real e não apenas em recomendações estáticas do fabricante. O Orion processa a probabilidade de falha e o SAP executa a requisição de compra, otimizando o capital imobilizado em almoxarifado.

3. **Rastreabilidade do Ciclo de Vida:** A conexão permite vincular a análise da causa raiz (RCA) realizada no Orion diretamente à Ordem de Serviço corretiva no SAP. Isso cria um histórico auditável onde a solução técnica proposta pela engenharia fica atrelada ao evento de falha financeiro e logístico.
4. **Agilidade na Tomada de Decisão:** A atualização automática dos parâmetros de confiabilidade permite que gestores visualizem tendências de degradação quase em tempo real, facilitando a transição de uma manutenção reativa para uma estratégia baseada na condição e na predição estatística.

2.9.2. Biblioteca Computacional: Python Reliability

A biblioteca *reliability* é um pacote de código aberto (*open source*) desenvolvido para a linguagem de programação Python, especificamente voltado para a engenharia de confiabilidade e análise de sobrevivência. Criada e mantida pelo engenheiro Matthew Reid, a ferramenta foi projetada para preencher a lacuna existente entre softwares estatísticos generalistas (como o *scipy.stats*) e soluções proprietárias de alto custo, oferecendo uma plataforma robusta e acessível para análises de dados de vida (REID, 2022).

Do ponto de vista matemático, a biblioteca utiliza algoritmos avançados para o ajuste de curvas e estimativa de parâmetros, suportando tanto dados completos quanto dados censurados (censura à direita, à esquerda e intervalar). Seus métodos de estimação incluem a Estimativa de Máxima Verossimilhança (MLE – *Maximum Likelihood Estimation*) e o Método dos Mínimos Quadrados (LSE – *Least Squares Estimation*), garantindo precisão nos cálculos de parâmetros de forma, escala e localização para diversas distribuições estatísticas.

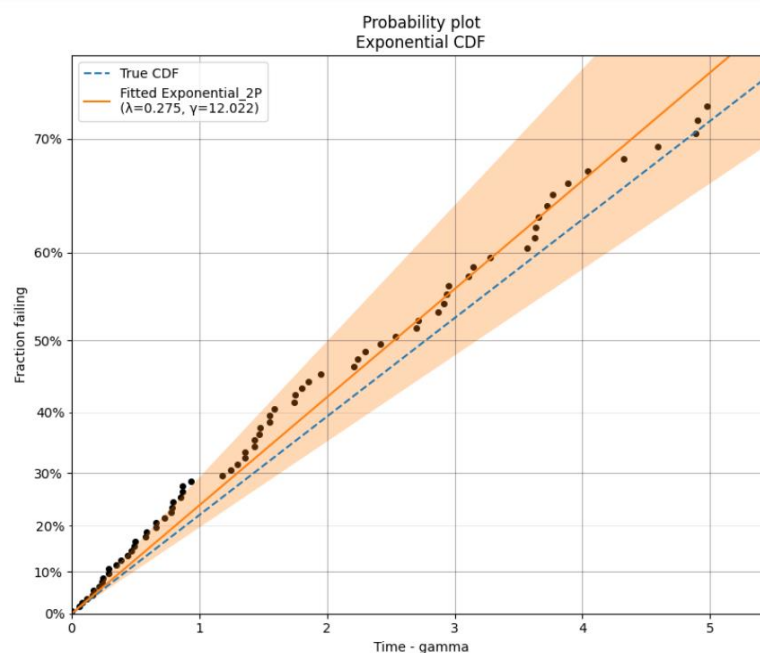
A flexibilidade da biblioteca permite a automatização de cálculos complexos e a geração de gráficos de alta qualidade para relatórios técnicos. Dentre suas principais funcionalidades aplicáveis a estudos de confiabilidade, destacam-se:

- **Fitting de Distribuições (Life Data Analysis):** Capacidade de ajustar automaticamente dezenas de distribuições de probabilidade (Weibull, Lognormal, Exponencial, Gamma, Beta, entre outras) aos dados de falha, identificando o melhor ajuste através de critérios estatísticos como o AIC (*Akaike Information Criterion*) e BIC (*Bayesian Information Criterion*).

- **Análise Não-Paramétrica:** Implementação de estimadores como Kaplan-Meier e Nelson-Aalen para a análise preliminar da função de sobrevivência sem a necessidade de assumir uma distribuição teórica a priori.
- **Gráficos de Confiabilidade:** Geração automatizada de diagramas essenciais, incluindo gráficos de probabilidade (*Probability Plots*), gráficos de PDF (*Probability Density Function*), CDF (*Cumulative Distribution Function*), Função de Sobrevivência e Taxa de Falha (*Hazard Rate*).
- **Testes de Vida Acelerada (ALT):** Módulos específicos para modelagem de dados provenientes de testes acelerados, permitindo a extrapolação de resultados para condições normais de uso através de modelos de estresse (como Arrhenius e *Inverse Power Law*).
- **Crescimento da Confiabilidade:** Ferramentas para análise de sistemas reparáveis e tendências de falha ao longo do tempo (modelos de Duane e Crow-AMSA).

A utilização desta biblioteca em trabalhos acadêmicos e industriais permite total transparência metodológica, uma vez que o código-fonte dos algoritmos é acessível para verificação. A Figura 11 exemplifica uma saída gráfica típica gerada pela biblioteca, demonstrando o ajuste de uma distribuição de Weibull a um conjunto de dados.

Figura 11 - Exemplo de gráfico de probabilidade (Probability Plot) gerado pela biblioteca reliability.



2.10 Sistema Ferroviário e Controle de Trens

O transporte ferroviário de carga desempenha um papel estratégico na logística nacional, sendo o modal predominante para o escoamento de *commodities* em grandes volumes e longas distâncias. No contexto brasileiro, destacam-se as ferrovias de *Heavy Haul* (Carga Pesada), caracterizadas pelo transporte de minério de ferro e grãos, onde a eficiência operacional está intrinsecamente ligada à capacidade de movimentar grandes toneladas com segurança e previsibilidade. Um sistema ferroviário moderno é composto por uma infraestrutura complexa que integra via permanente, material rodante e sistemas de sinalização. Diferente do transporte rodoviário, onde a liberdade de manobra é alta, a operação ferroviária é guiada e restrita aos trilhos, o que exige um rigoroso controle de tráfego para evitar colisões e descarrilamentos. A segurança operacional é o pilar que sustenta a viabilidade desse sistema. Com o aumento da demanda e a redução dos intervalos entre trens (*headway*), o controle puramente humano tornou-se insuficiente e arriscado. Nesse cenário, emergem os sistemas de sinalização e supervisão automatizada, que têm como objetivo garantir a integridade da circulação, monitorando variáveis críticas como ocupação de via, integridade da composição e, fundamentalmente, a velocidade de operação. Os sistemas de controle evoluíram de sinalizações mecânicas e elétricas básicas para arquiteturas baseadas em microprocessadores e comunicação de dados. Atualmente, a supervisão de trens de carga pesada baseia-se em tecnologias que permitem não apenas a visualização do tráfego pelos controladores no Centro de Controle Operacional (CCO), mas também a intervenção automática nos comandos do trem caso as condições de segurança sejam violadas (CNT, 2022; ANTT, 2023).

2.10.1. Sistema Automatic Train Control (ATC)

O *Automatic Train Control* (ATC), ou Controle Automático de Trem, é um sistema de segurança vital (*fail-safe*) projetado para impor limites de velocidade e garantir o cumprimento da sinalização ferroviária. Ele atua como uma camada de proteção tecnológica que supervisiona a condução humana, mitigando riscos associados a falhas operacionais, fadiga ou desatenção do maquinista (IEC, 2019; CENELEC, 2017). O sistema possui interação direta do operador que irá obedecer aos parâmetros apresentados no MOP (Módulo do Operador), Figura 12.

Figura 12 – Módulo Operador MOP do ATC (Automatic Train Control)



Fonte: Elaborado pelo autor

Funcionalmente, o ATC opera através da interação contínua entre dois segmentos principais:

1. **Equipamento de Via (*Wayside*):** Responsável por detectar a presença de trens e transmitir informações sobre as condições da via (limites de velocidade, rotas, aclives/declives) para a locomotiva.
2. **Equipamento de Bordo (*Onboard*):** Um computador instalado na locomotiva que recebe os dados da via, processa as informações do trem e compara a velocidade real com a velocidade permitida.

A principal função do ATC é a geração e fiscalização da curva de frenagem de segurança. O sistema calcula continuamente a distância necessária para parar o trem ou reduzir a velocidade antes de um ponto restritivo (como um sinal vermelho ou uma curva fechada). Se a velocidade real da composição exceder a curva calculada pelo sistema, o ATC intervém automaticamente, aplicando freios de serviço ou de emergência para retomar uma condição segura. O sistema ATC é composto de vários módulos que possibilita o controle de frenagem da composição em caso de descumprimento pelo operador, na Figura 13 é possível observar o diagrama de blocos genérico do sistema. A disponibilidade do sistema ATC é crítica para a operação. Uma falha que impeça o funcionamento do ATC geralmente resulta na aplicação automática do freio de emergência (princípio da falha segura) ou impõe restrições operacionais severas, como a redução drástica da velocidade permitida, impactando diretamente a produtividade da ferrovia (*throughput*).

O ATC obedece a todas as normas nacionais e internacionais.

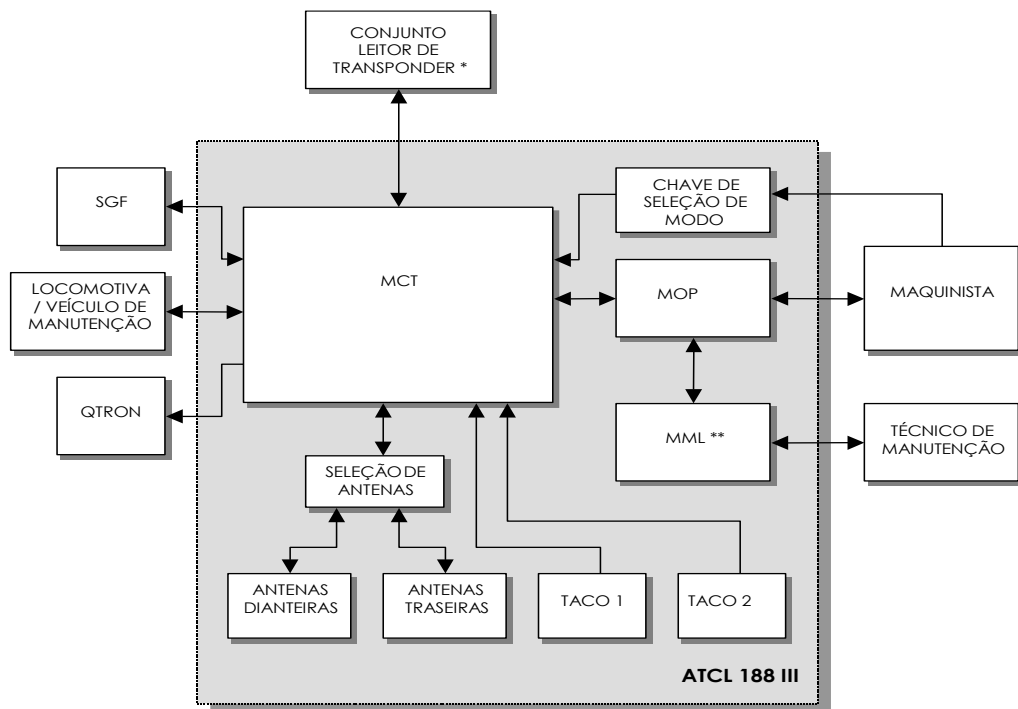
Normas Internacionais:

- **IEC 62290:** Esta norma da *International Electrotechnical Commission* (IEC) trata dos sistemas de controle e comando para transporte ferroviário urbano e suburbano.
- **EN 50126:** Desenvolvida pelo Comitê Europeu de Normalização Eletrotécnica (CENELEC), esta norma aborda a especificação e demonstração de confiabilidade, disponibilidade, manutenibilidade e segurança (RAMS) para sistemas ferroviários.
- **EN 50128:** CENELEC, esta norma especifica os requisitos para software utilizado em sistemas de controle e proteção ferroviária.
- **EN 50129:** Complementa a EN 50128, focando nos sistemas eletrônicos de segurança para sinalização ferroviária.

Normas Nacionais (Brasil):

- **ABNT NBR 16150:** Esta norma da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) estabelece os requisitos para sistemas de sinalização ferroviária.
- **ABNT NBR 16151:** Complementa a NBR 16150, abordando os requisitos específicos para sistemas de controle de trens.

Figura 13 - Diagrama de Blocos do sistema ATC (Automatic Train Control)



Fonte: Manual de manutenção ATCL 188 Alstom 2014

2.10.2. Aquisição de Sinais e Medição de Velocidade

A eficácia de qualquer sistema de controle em malha fechada depende da precisão das suas variáveis de entrada. No contexto do ATC e da automação ferroviária, a medição precisa da velocidade e da distância percorrida (odometria) é fundamental. Sem dados confiáveis sobre o estado dinâmico do trem, o computador de bordo não pode calcular curvas de frenagem seguras.

A aquisição de sinais de velocidade em ferrovias enfrenta desafios únicos, como a vibração excessiva, choques mecânicos, variações extremas de temperatura e interferência eletromagnética (EMI) proveniente dos motores de tração. O princípio básico envolve a conversão de uma grandeza física (movimento rotacional da roda) em um sinal elétrico mensurável, que é posteriormente condicionado e processado digitalmente.

Existem diferentes métodos para a determinação da velocidade em sistemas embarcados:

- **Odometria por Eixo:** Baseia-se na contagem de rotações das rodas. É o método mais comum, embora sujeito a erros devido ao deslizamento e patinação das rodas (perda de aderência roda-trilho) e ao desgaste do diâmetro da roda.
- **Radar Doppler:** Utiliza ondas eletromagnéticas para medir a velocidade diretamente em relação ao solo, independente da rotação da roda.
- **Sistemas Inerciais e GNSS:** Uso de acelerômetros e posicionamento por satélite (GPS) para inferir velocidade e posição.

Em sistemas de carga pesada, a robustez e a simplicidade de manutenção muitas vezes priorizam o uso de sensores acoplados aos eixos, complementados por algoritmos de software que compensam eventuais erros de leitura e filtram ruídos espúrios. A integridade desse sinal é vital: uma leitura subestimada pode levar a acidentes (falso negativo), enquanto uma leitura superestimada ou ruidosa causa paradas indevidas (falso positivo).

2.10.3. Tacômetros e Sensores de Velocidade

O tacômetro, ou gerador de pulsos, é o dispositivo sensor primário utilizado na imensa maioria das aplicações de ATC para a odometria baseada em eixo. Este componente é instalado fisicamente na extremidade do eixo do rodeiro da locomotiva ou vagão, convertendo a velocidade angular (ω da roda em uma frequência elétrica (f)).

2.10.4. Princípio de Funcionamento e Tipos

Tecnicamente, os tacômetros ferroviários, Figura 14, operam gerando uma série de pulsos elétricos a cada revolução completa da roda. A relação entre a frequência do sinal gerado e a velocidade linear do trem (v) é dada pela equação fundamental:

$$v = \frac{f \cdot \pi \cdot D}{PPR} \quad (9)$$

(ALSTOM, 2014)

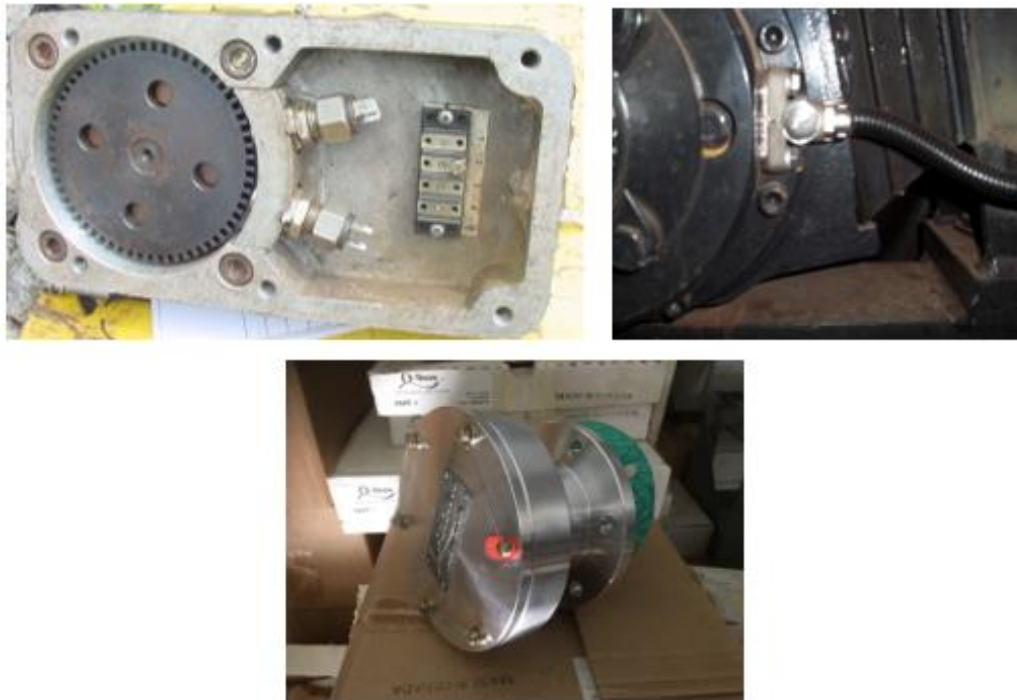
Onde:

- v é a velocidade linear;
- f é a frequência dos pulsos medidos;
- D é o diâmetro da roda;
- PPR é o número de pulsos por revolução (resolução do sensor).

Existem diversas tecnologias de detecção empregadas nestes sensores:

1. **Relutância Variável (Passivos):** Utilizam uma bobina e um ímã permanente. A passagem dos dentes de uma roda fônica altera o fluxo magnético, induzindo uma tensão. São robustos, mas perdem eficiência em velocidades muito baixas.
2. **Sensores de Efeito Hall (Ativos):** Utilizam semicondutores que variam a tensão de saída na presença de um campo magnético. Necessitam de alimentação externa, mas oferecem a vantagem de detectar velocidade zero e o sentido de rotação, sendo o padrão em sistemas modernos de ATC.
3. **Sensores Ópticos:** Baseados na interrupção de feixes de luz. Embora precisos, são menos comuns em ambientes ferroviários agressivos devido à sensibilidade à sujeira e poeira.

Figura 14 - Tacômetros



Fonte: Autor, 2025

2.10.5. Aplicação em Sistemas de Segurança

No contexto do sistema estudado, os tacômetros de eixo são a fonte primária de informação para o computador vital do ATC. O sinal gerado — tipicamente uma onda quadrada de frequência proporcional à velocidade — é transmitido através de cabos blindados até as cartas de entrada do processador.

Para garantir a confiabilidade exigida por normas de segurança (CENELEC EN 50129), é comum a utilização de redundância. Múltiplos tacômetros podem ser instalados em eixos diferentes, ou um único encapsulamento pode conter múltiplos canais independentes. O sistema de controle compara as leituras; divergências significativas entre os canais indicam falha no sensor ou problemas de aderência (deslizamento), acionando modos de falha segura.

A falha deste componente, portanto, não representa apenas a perda de uma medida, mas a incapacidade do sistema de supervisão em garantir a segurança do trem, levando a paradas operacionais imediatas.

3. Metodologia

Este trabalho caracteriza-se como uma pesquisa de natureza aplicada, com abordagem predominantemente quantitativa, complementada por uma análise qualitativa das falhas observadas. O método adotado fundamenta-se na aplicação de técnicas da Engenharia de Confiabilidade a dados reais de operação de um sistema ferroviário, com o objetivo de avaliar o comportamento de falha de um equipamento de bordo *Automatic Train Control* (ATC) e comparar os resultados obtidos a partir de diferentes ferramentas computacionais de análise de confiabilidade.

Do ponto de vista dos procedimentos técnicos, a pesquisa pode ser classificada como um estudo de caso, uma vez que analisa um equipamento específico inserido em um contexto operacional real, permitindo uma avaliação aprofundada das condições de falha e das implicações práticas para a manutenção ferroviária.

3.1 Caracterização do Objeto de Estudo: Sensor de Velocidade (40 PPR)

O objeto de estudo deste trabalho é o equipamento de bordo *Automatic Train Control* (ATC), empregado em locomotivas de uma ferrovia de grande porte dedicada majoritariamente ao transporte de cargas. O sistema ATC é responsável pelo monitoramento contínuo de parâmetros operacionais críticos, em especial a velocidade da composição, atuando de forma automática em situações de risco operacional, por meio da aplicação de frenagem ou da parada da locomotiva, com o objetivo de garantir a segurança da operação ferroviária.

O equipamento analisado encontra-se instalado em um ambiente operacional severo, caracterizado por elevados níveis de vibração mecânica, variações significativas de temperatura, interferências eletromagnéticas e regime de operação contínua. Tais condições são típicas de ferrovias de carga pesada e exercem influência direta sobre os mecanismos de falha e a vida útil dos componentes eletroeletrônicos embarcados, o que torna a análise de confiabilidade especialmente relevante nesse contexto.

No âmbito deste estudo, o foco central da análise de confiabilidade recai sobre o sensor de velocidade (tacômetro) integrado ao sistema ATC. O componente avaliado é um tacômetro fabricado pela Alstom, com resolução de 40 pulsos por revolução (PPR), utilizado no sistema de sinalização de cabine ATCL 188 III. Esse sensor desempenha papel fundamental no fornecimento de sinal de velocidade ao sistema de controle, sendo, portanto, um elemento

crítico para o correto funcionamento do ATC e para a segurança operacional das composições ferroviárias.

Os sensores objeto desta análise encontram-se instalados na frota de locomotivas modelo EMD SD70, Figura 15, utilizadas no circuito de transporte de minério de alta produção da empresa. Trata-se de locomotivas do tipo diesel-elétricas, cuja fonte primária de energia é um motor a diesel responsável pelo acionamento de um gerador trifásico. Este gerador converte a energia mecânica em elétrica para alimentar integralmente os sistemas da unidade, fornecendo potência tanto para o sistema de propulsão quanto para os subsistemas auxiliares, o que inclui a iluminação, o condicionamento de ar e os computadores de controle e de bordo.

Figura 15 – Locomotiva SD70



Fonte: Elaborada pelo autor

Na Figura 16, é possível verificar o tacômetro Alstom de 40 PPR instalado no equipamento, que possui a função crítica de converter a rotação do eixo da locomotiva em sinais elétricos digitais, permitindo que o computador de bordo intérprete a velocidade real do trem em tempo real.

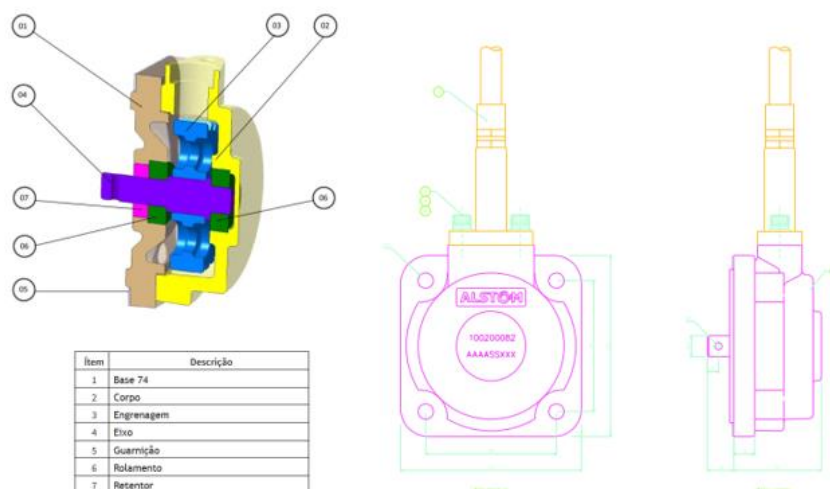
Figura 16 – Tacômetro instalado na ponta do eixo da locomotiva



Fonte: Elaborada pelo autor

A precisão desta leitura é vital para a segurança operacional, atuando diretamente nos sistemas de frenagem automática caso os limites da via sejam excedidos. Do ponto de vista construtivo, conforme ilustrado na Figura 17, o sensor apresenta um encapsulamento robusto com fixação por flange de quatro parafusos, projetado para suportar as severas vibrações e condições ambientais do truque da locomotiva. A escolha deste componente para o estudo de confiabilidade justifica-se pelo histórico recente de degradação de desempenho. Devido ao tempo de serviço destes componentes na frota, observou-se um aumento na taxa de falhas, ocasionando indisponibilidade das locomotivas e interrupções não programadas na operação ferroviária. A análise a seguir visa quantificar essa confiabilidade e propor estratégias de manutenção baseadas nos dados de falha coletados.

Figura 17 - Desenho técnico do sensor de velocidade Alstom 40 PPR



Fonte: Manual Técnico Alstom ATCL 188 III (Ano) / Acervo do Autor.

3.2 Coleta e Tratamento dos Dados

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos a partir de registros históricos de manutenção e operação do sistema ATC, referentes a um período contínuo de funcionamento do equipamento. Esses registros incluem informações sobre datas de falha, intervenções corretivas, substituições de componentes e retornos do equipamento à operação.

Inicialmente, foi realizada a consolidação dos dados provenientes do banco de dados SAP, de modo a garantir a consistência das informações e a eliminação de duplicidades. Em seguida, os dados foram organizados cronologicamente, permitindo a determinação dos tempos entre falhas (*Time Between Failures* – TBF), que constituem a base para a análise quantitativa de confiabilidade.

3.3 Análise Qualitativa das Falhas

Antes da aplicação dos métodos estatísticos, foi conduzida uma análise qualitativa das falhas registradas no sistema ATC. Essa análise teve como objetivo identificar padrões recorrentes, possíveis causas raiz e fatores contribuintes associados às falhas observadas, tais como condições operacionais, fatores ambientais, procedimentos de manutenção e interação humana.

As falhas foram classificadas de acordo com sua natureza, por exemplo, falhas de hardware, falhas de comunicação, falhas de sensores ou falhas associadas a processos de manutenção. Essa etapa qualitativa permitiu contextualizar os resultados quantitativos, auxiliando na interpretação dos parâmetros estatísticos obtidos e na compreensão do comportamento global do sistema. A Figura 18 é o print do banco de dados tratados manualmente.

Figura 18 - Print Banco de dados SAP

Análise SD70 ATC_11.02.2025		Planilha1								
Início Avaria	Hora Início Avaria	Descricao	Centro Trabalho Responsavel	Sala	Nota	Ordem	Fim Avaria	Hora Fi		
20/04/2019 00:00:00	07:26:00	M019/KM481 LOCO 752 PENALIZAÇÃO	EC30	FAL	EE1	201900518026	201901456934	20/04/2019 00:00:00	08:00:00	
01/07/2019 00:00:00	10:54:00	LOCO 710 M702/QPM -PENALIDADE ATC	EC30	FAL	EE1	201900848184	201902359455	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	
28/08/2019 00:00:00	05:55:00	LOCO 738-M064/TU343-FALHA TACOMETRO	EC30	FAL	EE1	201901116040	201903087011	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	
27/09/2019 00:00:00	14:40:00	QPM LOCO 729 FALHA DE TACOMETRO	EC30	DEF	EE1	201901264801	201903470178	28/09/2019 00:00:00	00:00:00	
09/02/2020 00:00:00	04:25:43	M374,KM423,LOCO 752.FALHA TACOMETRO	ALBO	FAL	EE1	202000182326	202000502379	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	
05/04/2020 00:00:00	04:07:31	MAN/QPM-L750-ATC PENALIDADE	EC30	FAL	EE1	202000442586	202001233003	06/04/2020 00:00:00	00:00:00	
18/04/2020 00:00:00	20:02:00	LOCO 709/QPM PENALIDADE PELO ATC	EC30	FAL	EE1	202000501649	202001406026	21/04/2020 00:00:00	00:00:00	
16/12/2020 00:00:00	06:46:00	EV: 715 - H337/Q637 PENALID SENT. MOVIM	EC30	FAL	EE1	202001768549	202004770627	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	
08/01/2021 00:00:00	23:36:00	EV: 728 - /Q000 FALHA(c)	EC30	FAL	EE1	202100037244	202100099141	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	
28/04/2021 00:00:00	05:26:00	EV: 743 - /QPM PENALIDADE PELO ATC	EC30	FAL	EE1	202100626350	202101687052	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	
30/04/2021 00:00:00	02:35:00	EV: 716 - L064/Q858 PENALID SENT. MOVIM	EC30	FAL	EE1	202100639591	202101715672	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	
15/07/2021 00:00:00	08:35:00	EV: 738 - /Q000 FALHA DE TACOMETRO	EC30	DEF	EE1	202101078288	202102854449	01/01/0001 00:00:00	00:00:00	

Fonte: Elaborado pelo autor

Durante essa etapa, também foi realizada a identificação de dados censurados, ou seja, situações em que o equipamento não apresentou falha até o término do período de observação. Esses dados foram devidamente considerados na análise de dados de vida, uma vez que sua exclusão poderia introduzir vieses nos resultados estatísticos.

Devido a característica de falha do componente, os dados coletados para efetuar as análises foram do período entre 2019 a 2024, onde ocorreram 34 falhas desse componente nesse período, os dados de vida foram adquiridos com a utilização da seguinte metodologia:

$$Dv = t_2 - t_1 \quad (10)$$

Onde:

Dv – Dado de vida (tempo de vida);

t_1 – data da primeira falha;

t_2 – data da segunda falha.

O tempo entre a primeira falha e a segunda falha do ativo é o dado de vida, devido a impossibilidade, obter as datas iniciais de instalação dos componentes e suas primeiras falhas, assim como imputar taxa de degradação atual.

Os dados brutos foram obtidos do sistema de gestão da empresa SAP, como identificadas imprecisões nos dados, devido dependerem de apontamentos manuais, cadastros incorretos e novos ativos instalados durante corretivas e manutenções feitas pelos times de campo. Após análise qualitativa dos dados foi possível escolher de maneira confiável utilizando Microsoft Excel, deixando prontos em uma planilha os dados pré-processados para serem consumidos pelo Orion e aplicação em Python.

Na Tabela 2 estão os dados após análise qualitativa.

Tabela 2 - Dados após análise qualitativa

ID	Tempo em dias	Falha ou Suspensão
1	1965	Falha
2	295	Falha
3	1774	Falha
4	1761	Falha
5	1496	Falha
6	1386	Falha
7	1384	Falha
8	687	Falha
9	50	Falha
10	878	Falha
11	867	Falha
12	1008	Falha
13	783	Falha
14	124	Falha
15	525	Falha
16	652	Falha
17	882	Falha
18	90	Falha
19	599	Falha
20	598	Falha
21	458	Falha
22	1754	Falha
23	258	Falha
24	503	Falha
25	187	Falha
26	71	Falha
27	136	Falha

No conjunto de dados foi possível observar:

- **Tamanho da Amostra:** A amostra total consistiu em 27 observações, sendo 27 falhas e 0 suspensões (censura).
- **Tipo de Censura:** Não se aplica, conjunto de dados completos.

Observação: Os dados foram processados de forma idêntica em ambas as ferramentas para garantir a validade da comparação.

3.4 Desenvolvimento de ferramenta com Streamlit e Python Reliability

Nesta etapa do trabalho foi desenvolvida uma ferramenta computacional com o objetivo de apoiar a análise de confiabilidade de dados de falha, utilizando a linguagem Python e a biblioteca Streamlit para a construção de uma interface gráfica interativa. A motivação para o desenvolvimento dessa ferramenta está relacionada à necessidade de aplicar, de forma prática, os conceitos estudados em Engenharia de Confiabilidade, aliando rigor estatístico, visualização adequada dos resultados e reprodutibilidade das análises.

A aplicação foi projetada para permitir a análise de dados de tempo até a falha por meio do ajuste de distribuições estatísticas clássicas, amplamente utilizadas na literatura de confiabilidade, tais como Weibull, Lognormal, Exponencial e Normal. A ferramenta possibilita tanto o carregamento de dados reais, fornecidos pelo usuário, quanto a geração de dados simulados para fins de estudo e validação.

Do ponto de vista estatístico, o núcleo da aplicação é baseado na biblioteca Python Reliability, que implementa métodos consolidados para análise de dados de vida. O ajuste dos modelos probabilísticos é realizado por meio do método da Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood Estimation* – MLE), permitindo a estimação dos parâmetros das distribuições e a comparação entre diferentes modelos. A partir desses ajustes, são gerados automaticamente gráficos clássicos da área de confiabilidade, como o *Probability Plot*, a Função Densidade de Probabilidade (PDF), a Função de Distribuição Acumulada (CDF), a Função de Sobrevivência (SF) e a Função Taxa de Falha (*Hazard Function*).

Além do ajuste paramétrico, a ferramenta implementa a técnica de *bootstrap* não paramétrico, para a estimação de intervalos de confiança dos parâmetros da distribuição de Weibull, em especial o parâmetro de forma (β) e o parâmetro de escala (η). Essa abordagem permite avaliar a incerteza associada às estimativas, sendo especialmente relevante em situações com amostras reduzidas, comuns em dados reais de falha. Os intervalos obtidos podem apresentar assimetria ou maior amplitude, refletindo de maneira adequada a variabilidade estatística dos dados analisados.

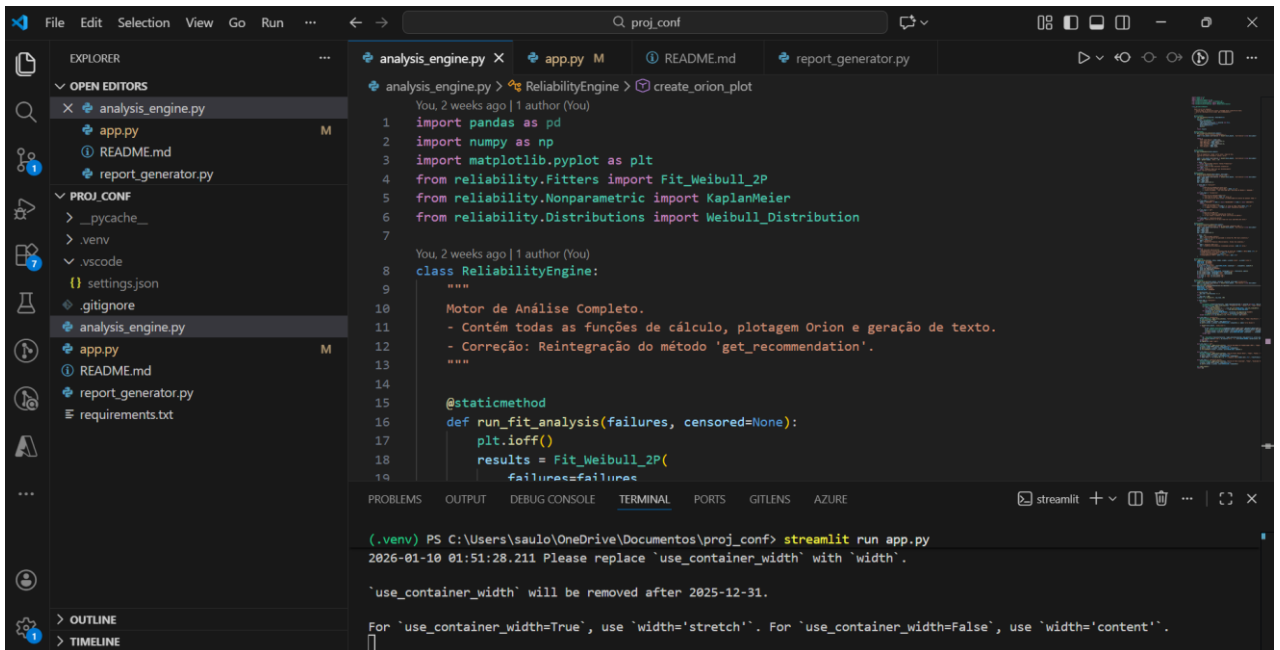
A interface gráfica foi desenvolvida com o *Streamlit*, o que possibilitou a criação de uma aplicação simples de utilizar, acessível por meio de navegador web, Figura 20, sem a necessidade de conhecimentos avançados de programação por parte do usuário final. A visualização dos resultados é realizada com a biblioteca *Matplotlib*, na Figura 21, garantindo gráficos adequados para uso em relatórios técnicos e acadêmicos.

Como funcionalidade adicional, a ferramenta realiza a geração automática de um relatório técnico em formato PDF, Figura 22, utilizando a biblioteca *ReportLab*. Esse relatório consolida os principais resultados da análise, incluindo estatísticas descritivas, a distribuição selecionada, parâmetros estimados, intervalos de confiança e os principais gráficos de confiabilidade. Dessa forma, a aplicação contribui para a padronização da documentação das análises e facilita sua utilização em contextos acadêmicos e profissionais.

A estrutura do projeto foi organizada de forma modular, separando a interface gráfica, o núcleo estatístico e o módulo de geração de relatórios. Essa organização facilita a manutenção do código, bem como futuras expansões, como a inclusão de testes estatísticos adicionais para comparação de modelos. Assim, a ferramenta desenvolvida atende aos objetivos propostos neste trabalho, servindo como um apoio prático ao estudo e à aplicação dos conceitos de Engenharia de Confiabilidade.

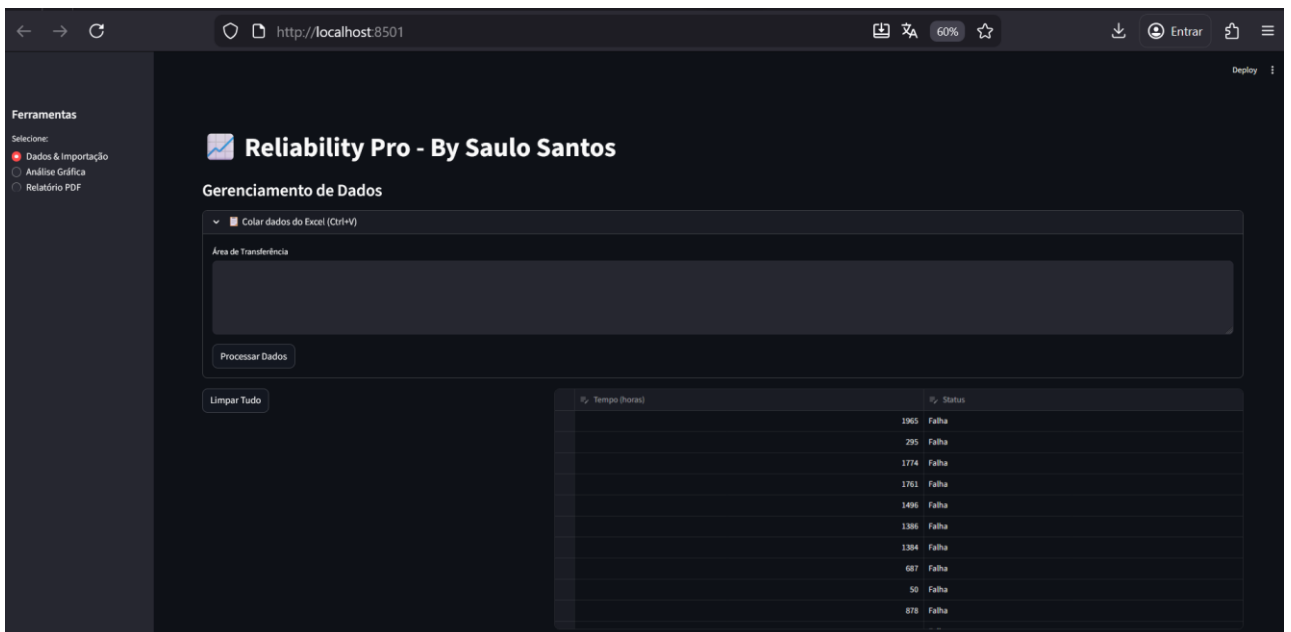
Para fins de documentação e melhor compreensão do processo de desenvolvimento, são apresentados, ao longo desta seção, registros visuais da ferramenta. Esses registros incluem capturas de tela do ambiente de desenvolvimento (*Visual Studio Code*) Figura 19, evidenciando a organização do código-fonte e dos principais módulos do sistema, bem como capturas das telas da aplicação em execução, ilustrando a interface gráfica, as opções de análise disponíveis e os resultados obtidos. Na Figura 23 há um print da estrutura do projeto.

Figura 19 - Estrutura do projeto no ambiente Visual Studio Code.



Fonte: Autor (2025)

Figura 20 – Tela inicial do Reliability PRO



Fonte: Autor (2025)

Figura 23 – Estrutura do projeto

```
## 📁 Estrutura do Projeto

```text
proj_conf/
|
|— app.py # Aplicação Streamlit (interface principal)
|— analysis_engine.py # Núcleo estatístico e bootstrap
|— report_generator.py # Geração de relatório em PDF
|— requirements.txt # Dependências do projeto
|— README.md # Documentação
```

Fonte: Autor (2025)

### 3.5 Análise Quantitativa de Confiabilidade

A análise quantitativa de confiabilidade foi realizada por meio de técnicas de Análise de Dados de Vida (*Life Data Analysis* – LDA), amplamente utilizadas para modelar tempos até a falha de sistemas reparáveis e não reparáveis. Neste trabalho, adotou-se a distribuição de Weibull de dois parâmetros, em função de sua flexibilidade e ampla aplicação em estudos de confiabilidade de equipamentos industriais e ferroviários.

Os tempos entre falhas obtidos a partir dos registros históricos foram utilizados como dados de entrada para a modelagem estatística.

A interpretação do parâmetro  $\beta$  possibilitou a identificação do regime de falha predominante, seja ele associado a falhas precoces, falhas aleatórias ou falhas por desgaste, enquanto o parâmetro  $\eta$  forneceu uma estimativa da vida característica do sistema.

### 3.6 Ferramentas Computacionais Utilizadas

Para a realização das análises de confiabilidade, foram empregadas duas ferramentas computacionais distintas, com o objetivo de comparar os resultados obtidos e avaliar suas implicações práticas.

A primeira ferramenta utilizada foi o software Orion, amplamente empregado em aplicações industriais para análise de confiabilidade e manutenção. O Orion foi utilizado para a modelagem

dos dados de vida, estimação dos parâmetros da distribuição de Weibull e geração de gráficos de confiabilidade e taxa de falha.

Em paralelo, foi desenvolvida uma rotina computacional utilizando a linguagem de programação Python, com o auxílio de bibliotecas específicas para análise estatística e confiabilidade. Essa abordagem permitiu maior flexibilidade na manipulação dos dados, bem como a personalização dos procedimentos de análise.

A estimação dos parâmetros da distribuição de Weibull — parâmetro de forma ( $\beta$ ) e parâmetro de escala ( $\eta$ ) — foi realizada com base no método regressão em Y – RRY (*software Orion*) e máxima verossimilhança com a *Python Reliability Library*, permitindo a obtenção de modelos representativos e comparativos, do comportamento de falha do equipamento analisado (GIL, 2008).

Ambas as ferramentas utilizaram o mesmo conjunto de dados de entrada, garantindo a comparabilidade direta dos resultados.

### **3.7 Critérios de Comparação**

A comparação entre as ferramentas computacionais foi realizada com base em critérios quantitativos e qualitativos. Entre os critérios quantitativos, destacam-se os valores estimados dos parâmetros  $\beta$  e  $\eta$  da distribuição de Weibull, bem como as curvas de confiabilidade e taxa de falha geradas por cada ferramenta.

Adicionalmente, foram considerados critérios qualitativos, como facilidade de uso, transparência dos métodos empregados, flexibilidade para tratamento de dados censurados e aplicabilidade prática no contexto da manutenção ferroviária. Essa abordagem permitiu não apenas a comparação numérica dos resultados, mas também uma avaliação crítica das ferramentas sob a perspectiva do usuário e do engenheiro de manutenção.

### **3.8 Síntese do Procedimento Metodológico**

De forma resumida, a metodologia adotada neste trabalho seguiu as seguintes etapas:

1. Levantamento e consolidação dos dados históricos de falha do sistema ATC;
2. Tratamento dos dados e identificação de tempos entre falhas e dados censurados;
3. Realização de análise qualitativa das falhas registradas;

4. Aplicação de técnicas de Análise de Dados de Vida utilizando a distribuição de Weibull;
5. Modelagem estatística dos dados por meio das ferramentas Orion e Python;
6. Comparação dos resultados obtidos e análise de suas implicações para a manutenção ferroviária.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Resultados da Análise de Confiabilidade com o Software Orion Compass

A análise dos dados de vida do tacômetro Alstom de 40 pulsos por revolução (40 PPR), realizada por meio do software Orion Compass, indicou que a distribuição de Weibull de dois parâmetros (Weibull 2P) é adequada para modelar o comportamento de falha do componente (RELIASOFT, 2023). O ajuste foi realizado com nível de confiança de 95%, utilizando o método de regressão em Y (RRY) e intervalos de confiança obtidos pelo método da razão de verossimilhança.

Os parâmetros estimados do modelo são apresentados na Tabela 3.

*Tabela 3 - Parâmetros do modelo Weibull obtidos no Orion Compass*

<b>Parâmetro</b>	<b>Valor</b>
Distribuição	Weibull 2P
Fator de forma ( $\beta$ )	1,11
Vida característica ( $\eta$ )	857,96 dias
Parâmetro de localização ( $\gamma$ )	0
Nível de confiança	95%
Método de estimação	Regressão em Y (RRY)

O valor do fator de forma  $\beta = 1,11$  indica uma taxa de falha levemente crescente ao longo do tempo, sugerindo falhas predominantemente aleatórias com sinais iniciais de desgaste. A vida característica  $\eta \approx 858$  dias representa o tempo no qual aproximadamente 63,2% da população do componente terá falhado, servindo como referência para decisões de manutenção e comparações futuras.

## 4.2 Indicadores de Confiabilidade e Vida Útil (Métricas Bx)

A relação entre confiabilidade desejada e tempo de operação, considerando os respectivos limites inferior e superior dos intervalos de confiança, é apresentada na Tabela 4.

*Tabela 4 - Confiabilidade x Tempo com Intervalos de Confiança (Orion Compass)*

Confiabilidade Desejada (%)	Tempo LI (Limite Inferior)	Tempo Estimado (Dias)	Tempo LS (Lim. Superior)	Nota Técnica
99,9%	0,22	1,73	13,43	Início da operação
99,0%	3,35	13,75	56,38	
95,0%	22,50	59,48	157,26	
90,0%	51,71	113,58	249,45	B10 (10% de falhas)
80,0%	121,59	222,91	408,66	
70,0%	204,86	339,75	563,47	
50,0%	414,54	617,22	919,00	Vida Mediana (B50)
36,8%	---	~858,00	---	Vida Característica ( $\eta$ )
25,0%	799,89	1.150,62	1.655,13	
15,0%	1.041,39	1.525,28	2.234,00	
10,0%	1.214,05	1.815,25	2.714,15	Apenas 10% sobrevivem
5,0%	1.481,24	2.299,47	3.569,71	
1,0%	2.014,59	3.383,97	5.684,18	Final da vida útil

A análise da vida B10 (90% de confiabilidade) indica um tempo aproximado de 113,6 dias, valor relevante para a definição de períodos de garantia e políticas conservadoras de manutenção. Já a vida mediana (B50), estimada em cerca de 617 dias, indica que metade da

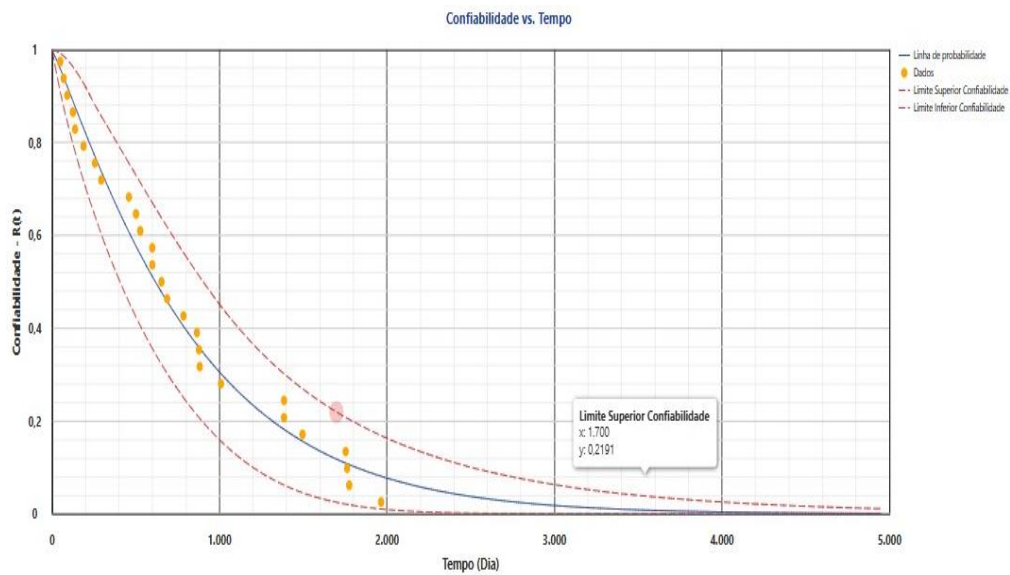
frota apresentará falha antes de completar aproximadamente 1,7 anos de operação (O'CONNOR; KLEYNER, 2012).

A diferença observada entre a vida mediana (B50) e a vida característica ( $\eta$ ) evidencia a assimetria da distribuição de Weibull, caracterizada por uma cauda longa à direita, indicando elevada dispersão dos tempos até a falha.

### 4.3 Análise Gráfica do Modelo Weibull – Orion Compass

A Figura 19 apresenta a curva de confiabilidade  $R(t)$  em função do tempo, evidenciando o decaimento progressivo da probabilidade de sobrevivência do componente ao longo da operação.

Figura 24 - Curva de Confiabilidade  $R(t)$  – Orion Compass

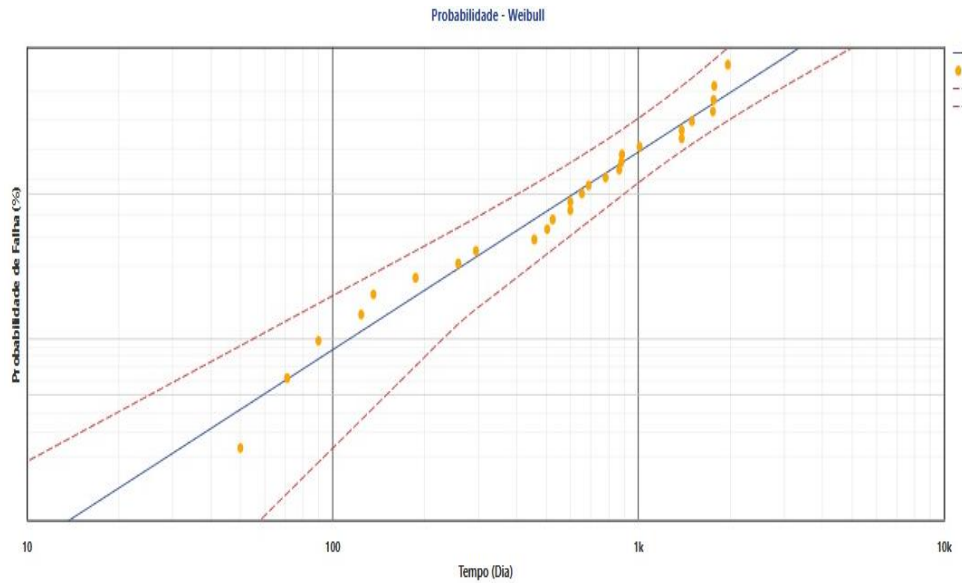


Fonte: do autor

Observa-se forte aderência entre os pontos empíricos obtidos a partir dos dados reais e a curva teórica ajustada, reforçando a adequação do modelo estatístico adotado.

A Figura 20 apresenta o gráfico de probabilidade (*Probability Plot*), utilizado para avaliação da qualidade do ajuste do modelo.

Figura 25 - Probability Plot da Distribuição de Weibull – Orion Compass

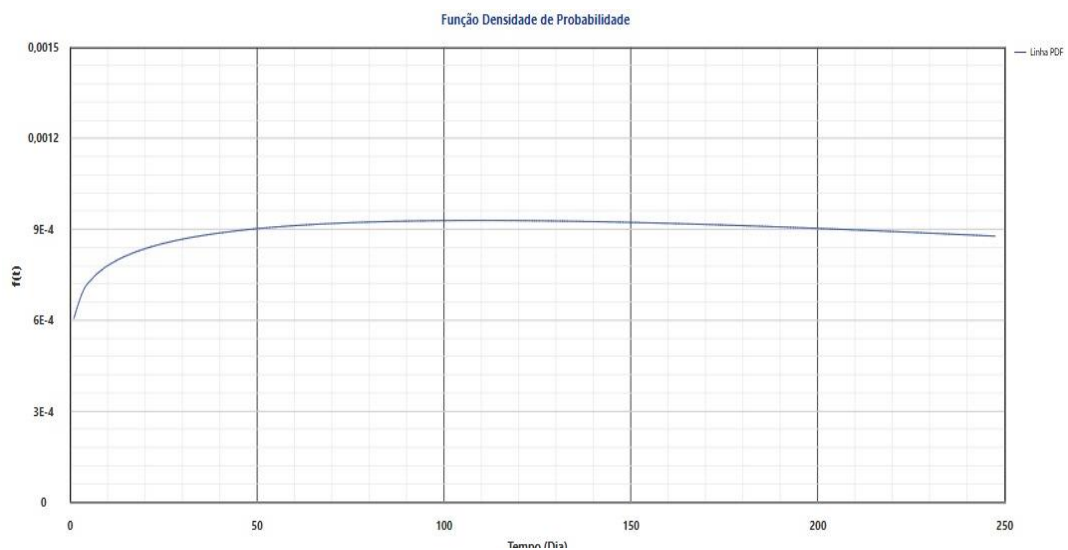


Fonte: Elaborado pelo autor

A proximidade dos pontos experimentais em relação à reta teórica, associada a um coeficiente de correlação  $Rho = 0,99$ , indica excelente aderência dos dados ao modelo de Weibull. As linhas tracejadas vermelhas delimitam o intervalo de confiança de 95%, mostrando a faixa onde se espera que a verdadeira população de falhas esteja contida.

A Figura 21 apresenta a função densidade de probabilidade (PDF), ilustrando a distribuição de frequência das falhas ao longo do tempo.

Figura 26 - Função Densidade de Probabilidade (PDF) – Orion Compass

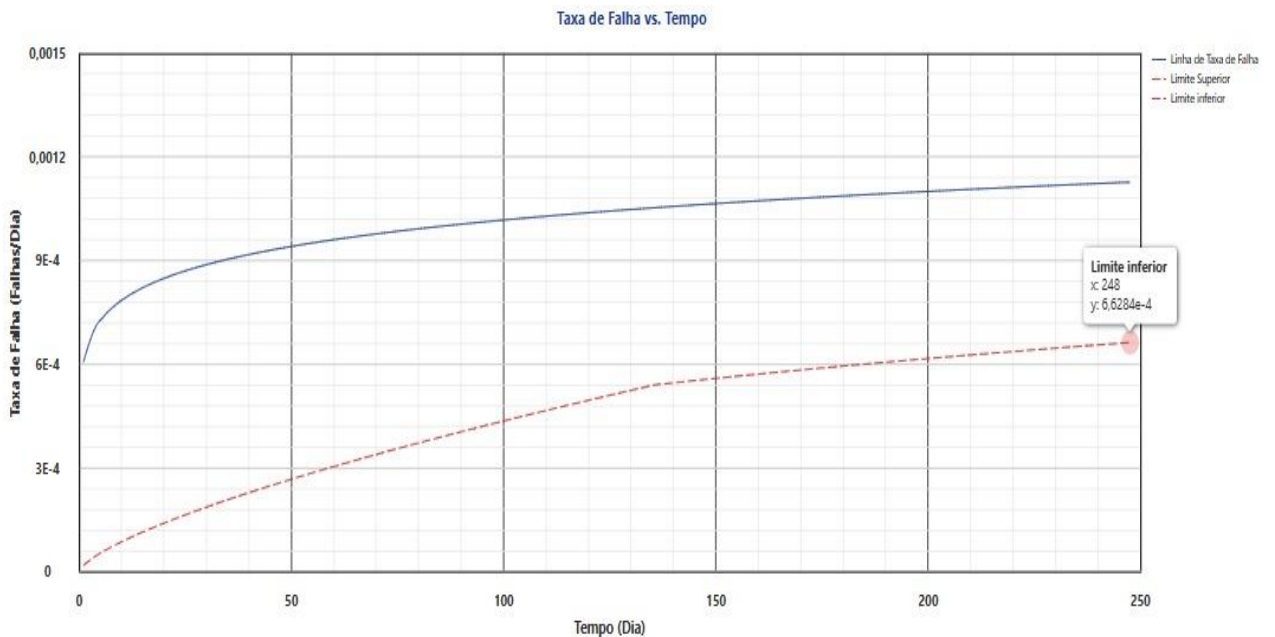


Fonte: do autor

Observa-se uma distribuição assimétrica à direita, com maior concentração de falhas em períodos iniciais e uma cauda longa, indicando a presença de unidades com elevada vida útil.

A Figura 22 apresenta a evolução da taxa de falha (*hazard function*) ao longo do tempo.

Figura 27 - Taxa de Falha  $\lambda(t)$  – Orion Compass



Fonte: do autor

O crescimento suave da taxa de falha é coerente com o valor do parâmetro  $\beta$  ligeiramente superior a 1, indicando desgaste incipiente, ainda próximo de um regime de falhas aleatórias.

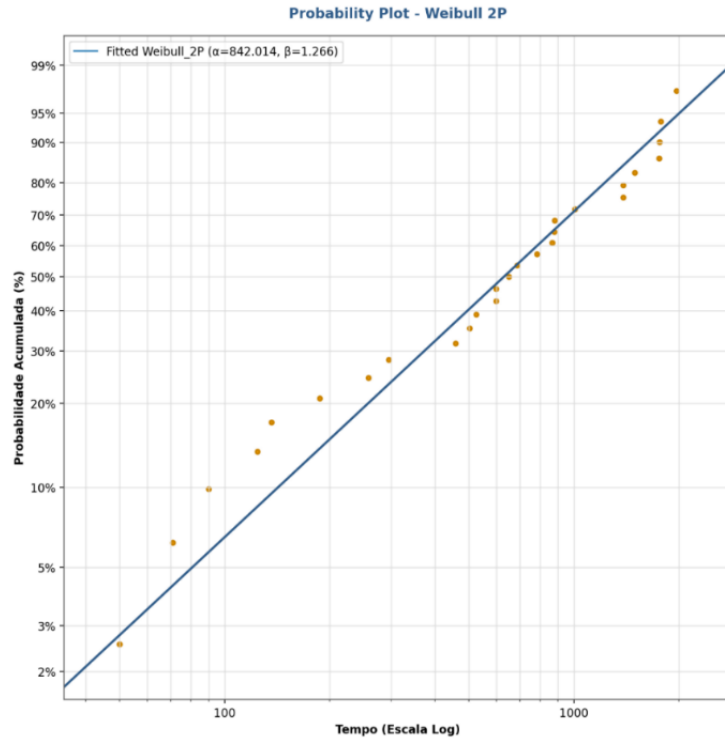
#### 4.4 Resultados da Análise de Confiabilidade com a Biblioteca *Python Reliability*

A mesma base de dados foi analisada utilizando a biblioteca *open-source reliability*, em ambiente Python, por meio do método de Estimativa de Máxima Verossimilhança (MLE). O ajuste da distribuição de Weibull de dois parâmetros resultou nos seguintes valores:

- Fator de forma:  $\beta = 1,27$
- Vida característica:  $\eta = 842,01$  dias

A Figura 23 apresenta o gráfico de probabilidade obtido com a biblioteca Python, evidenciando a qualidade do ajuste estatístico.

Figura 28 - Probability Plot da Weibull – Python Reliability

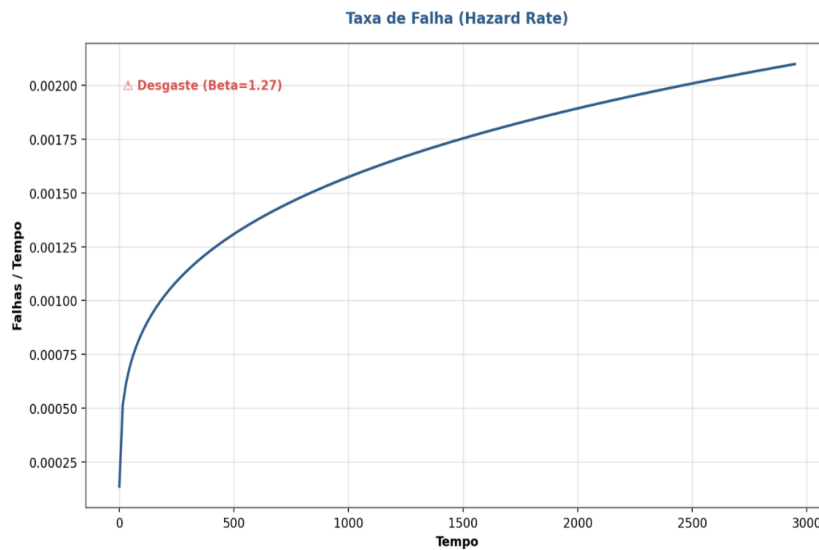


Fonte: Elaborado pelo autor

A inclinação mais acentuada da reta confirma visualmente o valor de  $\beta > 1$ , caracterizando um comportamento de desgaste progressivo do componente.

A Figura 24 apresenta a taxa de falha estimada via Python.

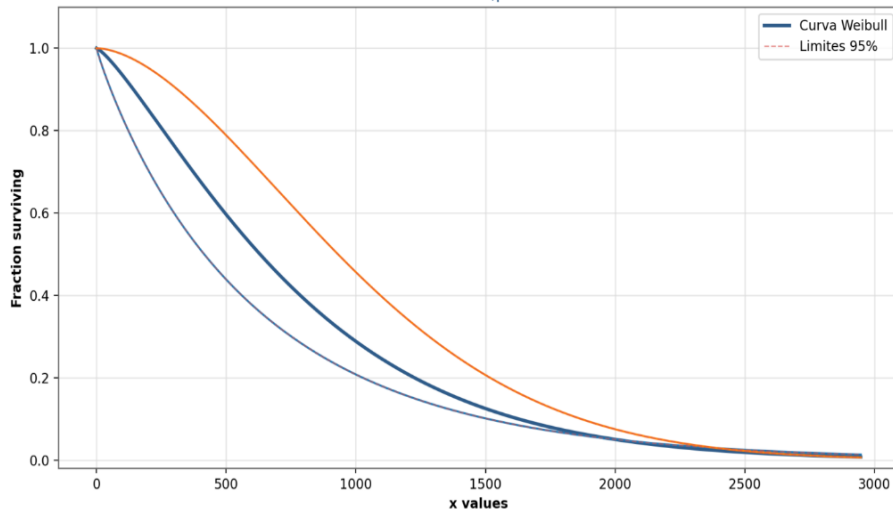
Figura 29 - Taxa de Falha  $\lambda(t)$  – Python Reliability



Fonte: do autor

Observa-se uma taxa de falha razoavelmente crescente, indicando aumento do risco de falha à medida que o equipamento envelhece.

Figura 30 - Confiabilidade R(t) (Survival Function)



Fonte: Elaborado pelo autor

Esta curva ilustra a probabilidade de o equipamento continuar operando no tempo t.

A curva mostra um decaimento suave. Nota-se que a probabilidade de sobrevivência cai abaixo de 50% (mediana) por volta dos 630 dias, acelerando o decaimento após esse período devido ao fator de desgaste ( $\beta > 1$ ).

Figura 24 representa a Função Densidade de Probabilidade (PDF)

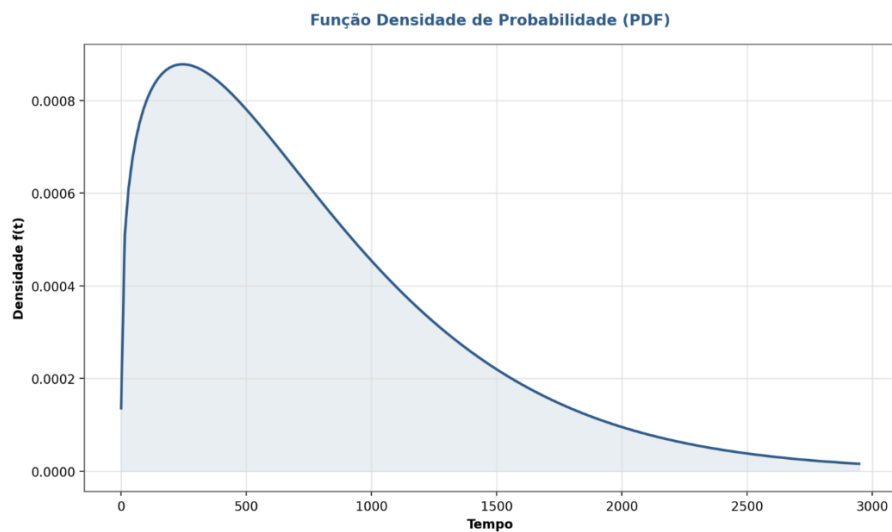


Figura 31 - Função Densidade de Probabilidade (PDF)

Fonte: do autor

O gráfico exibe a frequência relativa das falhas. A distribuição é assimétrica à direita. O pico da curva (moda) indica o momento de maior densidade de quebras. A área sob a curva representa a probabilidade total (100%), mostrando que, embora haja falhas precoces, a dispersão se estende até quase 3.000 dias.

#### 4.5 Indicadores de Vida (Métricas de Decisão)

A tabela 5 de indicadores técnicos resume os pontos críticos para o planejamento da manutenção e garantia:

*Tabela 5 – Indicadores de vida Python Reliability*

Indicador	Tempo	Interpretação
B10 (Vida 10%)	<b>142,35</b>	10% da frota falhará antes deste tempo. Este é o marco crítico para definição de <b>garantia</b> segura.
B50 (Mediana)	<b>630,37</b>	50% da frota terá falhado. Momento ideal para planejamento de estoque de reposição em massa.
MTTF (Vida Média)	<b>782,01</b>	O tempo médio esperado de operação até a falha.
B90 (Vida 90%)	<b>1.627,12</b>	Apenas 10% dos componentes mais robustos (sobreviventes) ultrapassam essa marca.

#### 4.6 Análise Comparativa entre Orion Compass e Python

A comparação direta entre os parâmetros estimados pelas duas ferramentas é apresentada na Tabela 6.

*Tabela 6 - Comparação de Parâmetros de Confiabilidade (Orion vs. Python)*

Parâmetro / Indicador	Software Orion (Método RRY)	Python Reliability (Método MLE/LS)	Diferença Absoluta
Fator de Forma ( $\beta$ )	1,11	1,27	0,16

Vida Característica ( $\eta$ )	857,96 dias	842,01 dias	15,95 dias
Vida Média (MTTF)	~830 dias*	782,01 dias	~48 dias
Vida B10 (10% falha)	113,58 dias	142,35 dias	28,77 dias
Vida B50 (Mediana)	617,22 dias	630,37 dias	13,15 dias

As diferenças observadas no parâmetro de forma  $\beta$  estão associadas aos métodos de estimação utilizados. Enquanto o Orion, por meio da regressão em Y, tende a fornecer ajustes mais conservadores, o método de máxima verossimilhança empregado pela biblioteca Python apresenta maior sensibilidade à inclinação da curva de risco, evidenciando com maior clareza o processo de desgaste.

Apesar disso, os parâmetros de escala ( $\eta$ ) e os indicadores de vida (B10 e B50) permaneceram consistentes entre as ferramentas, demonstrando robustez na estimativa da vida útil global do componente.

## 5. CONCLUSÃO

O presente trabalho analisou a confiabilidade de um componente crítico de sistemas ferroviários de controle de trens, utilizando dados reais de operação e técnicas consolidadas da Engenharia de Confiabilidade. A aplicação da distribuição de Weibull permitiu modelar adequadamente o comportamento de falha do tacômetro Alstom 40 PPR empregado em sistemas ATC.

Os resultados indicaram uma vida característica próxima de 850 dias, enquanto a vida mediana apontou que aproximadamente metade da frota deverá apresentar falha após cerca de 600 dias de operação. A análise comparativa revelou que o modo de falha do componente não é puramente aleatório, apresentando indícios de desgaste progressivo, mais claramente identificados na análise realizada em ambiente Python. Do ponto de vista prático, os gráficos de confiabilidade, taxa de falha e densidade de probabilidade apresentados neste trabalho fornecem subsídios relevantes para a definição de políticas de manutenção, planejamento de estoque e estabelecimento de períodos de garantia.

O indicador B10 mostrou-se particularmente importante para decisões conservadoras, oferecendo uma margem estatística segura para aplicações ferroviárias críticas. Adicionalmente, a comparação entre as ferramentas evidenciou diferenças metodológicas relevantes no processo de ajuste estatístico.

A biblioteca *reliability*, desenvolvida em ambiente Python, realiza automaticamente a avaliação do modelo estatístico mais adequado aos dados, bem como a seleção do método de estimação dos parâmetros, priorizando abordagens estatisticamente robustas, como a Estimativa de Máxima Verossimilhança (MLE). Essa automatização reduz a subjetividade do analista e aumenta a sensibilidade do modelo à identificação de tendências de desgaste ao longo do tempo. Em contrapartida, o software *Orion Compass* requer maior intervenção do usuário na definição do método de ajuste, como a escolha da regressão em Y (RRY), baseada na interpretação visual dos dados e na experiência do analista. Embora essa abordagem permita maior controle sobre o processo de modelagem, ela também introduz um elemento de julgamento humano, que pode influenciar a interpretação do modo de falha, especialmente em conjuntos de dados com elevada dispersão.

Por fim, conclui-se que a escolha da ferramenta de análise influencia a interpretação do comportamento físico do componente, particularmente no que se refere ao regime de falhas.

Entretanto, tal escolha não compromete a estimativa da escala temporal da vida útil, uma vez que os parâmetros de vida característica e mediana apresentaram elevada consistência entre as abordagens. Recomenda-se, portanto, a adoção de métodos baseados em máxima verossimilhança para o dimensionamento de estratégias preventivas e preditivas, especialmente em frotas envelhecidas, de modo a promover maior segurança operacional e eficiência na gestão da manutenção (EBELING, 2010; SIQUEIRA, 2005).

## 6. REFERÊNCIAS

ABNT – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 16150: Sistemas ferroviários – Sinalização ferroviária – Requisitos gerais. Rio de Janeiro, 2013.

ABNT – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 16151: Sistemas ferroviários – Controle e proteção de trens – Requisitos específicos. Rio de Janeiro, 2013.

ANTT – AGÊNCIA NACIONAL DE TRANSPORTES TERRESTRES. Relatório Anual do Transporte Ferroviário. Brasília, 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/antt>. Acesso em: 09 jan. 2026.

COMPASS. Orion Compass – Reliability & Asset Management Software. São Paulo, 2024. Disponível em: <https://www.compassbr.com>. Acesso em: 23 dez. 2025.

CENELEC – COMITÉ EUROPÉEN DE NORMALISATION ÉLECTROTECHNIQUE. EN 50126: Railway applications – The specification and demonstration of Reliability, Availability, Maintainability and Safety (RAMS). Brussels, 2017.

CENELEC – COMITÉ EUROPÉEN DE NORMALISATION ÉLECTROTECHNIQUE. EN 50128: Railway applications – Communication, signalling and processing systems – Software for railway control and protection systems. Brussels, 2011.

CENELEC – COMITÉ EUROPÉEN DE NORMALISATION ÉLECTROTECHNIQUE. EN 50129: Railway applications – Safety related electronic systems for signalling. Brussels, 2018.

CNT – CONFEDERAÇÃO NACIONAL DO TRANSPORTE. O transporte ferroviário de cargas no Brasil. Brasília, 2022. Disponível em: <https://cnt.org.br>. Acesso em: 08 jan. 2026.

EBELING, Charles E. An Introduction to Reliability and Maintainability Engineering. 2. ed. Long Grove: Waveland Press, 2010.

IEC – INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. IEC 62290: Railway applications – Urban guided transport management and command/control systems. Geneva, 2019.

LAWLESS, Jerald F. Statistical Models and Methods for Lifetime Data. 2. ed. Hoboken: Wiley, 2003.

MINITAB LLC. Reliability Analysis Reference Guide. State College, 2023. Disponível em: <https://www.minitab.com>. Acesso em: 09 jan. 2026.

MOUBRAY, John. Reliability-Centered Maintenance. 2. ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 1997.

NELSON, Wayne. Applied Life Data Analysis. New York: John Wiley & Sons, 1982.

O'CONNOR, Patrick D. T.; KLEYNER, Andrey. Practical Reliability Engineering. 5. ed. Chichester: Wiley, 2012.

REID, Matthew. Reliability Engineering in Python – Documentation. 2022. Disponível em: <https://reliability.readthedocs.io>. Acesso em: 05 jan. 2026.

RELIASOFT CORPORATION. Weibull Analysis Handbook. Tucson, AZ, 2023. Disponível em: <https://www.reliasoft.com>. Acesso em: 09 jan. 2026.

RELIASOFT CORPORATION. Life Data Analysis Reference. Tucson, AZ, 2023.

SIQUEIRA, Iony Patriota de. Manutenção Centrada na Confiabilidade – Manual de Implementação. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2005.

VALE S.A. Relatório de Sustentabilidade e Desempenho Operacional. Rio de Janeiro, 2022. Disponível em: <https://www.vale.com>. Acesso em: 12 jan. 2026.

INSTITUTO TECNOLÓGICO VALE. Instituto Tecnológico Vale. Disponível em: <https://www.itv.org/>. Acesso em: 12 jan. 2026.

VALE S.A.; ANTT. Estrada de Ferro Carajás — Notas explicativas e informações operacionais intermediárias. Documento corporativo. Disponível em: [https://vale.com/documents/d/guest/efc\\_1t25](https://vale.com/documents/d/guest/efc_1t25). Acesso em: 12 jan. 2026.

WEIBULL, Waloddi. A Statistical Distribution Function of Wide Applicability. Journal of Applied Mechanics, v. 18, p. 293–297, 1951.

RELIASOFT CORPORATION. Life Data Analysis – Reference. Tucson, AZ, 2023. Disponível em: [https://help.reliasoft.com/reference/life\\_data\\_analysis/pdfs/lda\\_ref.pdf](https://help.reliasoft.com/reference/life_data_analysis/pdfs/lda_ref.pdf). Acesso em: 10 jan. 2026.

MINITAB LLC. Using the Probability Density Function (PDF). Disponível em: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/help-and-how-to/probability-distributions-random-data-and-resampling-analyses/supporting-topics/basics/using-the-probability-density-function-pdf/>. Acesso em: 10 jan. 2026.

ZIBETTI, André (coord.). Soma de Variáveis Aleatórias. Departamento de Informática – UFSC. Disponível em: <https://www.inf.ufsc.br/~andre.zibetti/probabilidade/soma-de-variaveis-aleatorias.html>. Acesso em: 10 jan. 2026.

REID, Matthew. Reliability Engineering in Python – Documentation. Disponível em: <https://reliability.readthedocs.io/en/latest/>. Acesso em: 10 jan. 2026.