



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Tecnologia e Ciência

Faculdade de Engenharia

Victor Vieira Maudonet

**Quantificação de incertezas em modelos paramétricos
de previsão de vida em fluência**

Rio de Janeiro

2021

Victor Vieira Maudonet

**Quantificação de incertezas em modelos paramétricos
de previsão de vida em fluência**

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

Orientador: Prof. Dr. Americo Barbosa da Cunha Junior

Orientador: Dr. Carlos Frederico Trotta Matt

Rio de Janeiro

2021

CATALOGAÇÃO NA FONTE

UERJ / REDE SIRIUS / BIBLIOTECA CTC/B

M447 Maudonet, Victor Vieira.
Quantificação de incertezas em modelos paramétricos de
previsão de vida em fluência / Victor Vieira Maudonet. – 2021.
68f.

Orientadores: Americo Barbosa da Cunha Junior, Carlos
Frederico Trotta Matt.

Dissertação (Mestrado) – Universidade do Estado do Rio de
Janeiro, Faculdade de Engenharia.

1. Engenharia mecânica - Teses. 2. Resistência de materiais -
Teses. 3. Deformações térmicas - Teses. 4. Métodos de
simulação - Teses. I. Cunha Junior, Americo Barbosa da. II. Matt,
Carlos Frederico Trotta. III. Universidade do Estado do Rio de
Janeiro, Faculdade de Engenharia. IV. Título.

CDU 620.172.251.2

Bibliotecária: Júlia Vieira – CRB7/6022

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou
parcial desta tese, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Victor Vieira Maudonet

**Quantificação de incertezas em modelos paramétricos
de previsão de vida em fluência**

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

Aprovada em 12 de Agosto de 2021.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Americo Barbosa da Cunha Junior (Orientador)
Universidade do Estado do Rio de Janeiro – UERJ

Dr. Carlos Frederico Trotta Matt (Orientador)
Centro de Pesquisas de Energia Elétrica – CEPEL

Prof. Dr. Daniel Alves Castello
Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ

Prof. Dr. Francisco José da Cunha Pires Soeiro
Universidade do Estado do Rio de Janeiro – UERJ

Dr. Bruno Reis Cardoso
Centro de Pesquisa de Energia Elétrica – CEPEL

Rio de Janeiro

2021

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, amigos e todos que me ajudaram a chegar até aqui.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Carlos Eduardo Maudonet e Valma Vieira Maudonet por todo apoio dado do início ao fim.

Aos meus orientadores, Americo Cunha Junior e Carlos Frederico Trotta Matt, pela disponibilidade, dedicação e ajuda ao longo de todo este trabalho.

Ao CEPEL pela bolsa de estudos ao longo desse trabalho.

À Universidade do Estado do Rio de Janeiro e a todos os professores que fizeram parte da minha formação e contribuíram para a realização do trabalho

Uma nova verdade científica não triunfa com a convicção dos seus opositores ou através do esforço em fazê-los ver a luz; triunfa, geralmente, porque esses opositores finalmente morrem e cresce uma nova geração mais familiarizada com ela.

Max Planck

RESUMO

MAUDONET, Victor Vieira *Quantificação de incertezas em modelos paramétricos de previsão de vida em fluência*. 2021. 68 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2021.

Na indústria, os materiais são frequentemente utilizados em aplicações de altas temperaturas e sob tensão mecânica. Uma deformação progressiva, dependendo do tempo, de um material submetido a tensão e temperatura é chamada de fluência. Este fenômeno é de grande interesse industrial e uma previsão segura da vida em fluência é uma fase crítica no projeto de equipamentos que operam em altas temperaturas. Ao reconhecer esse problema, um entendimento detalhado da fluência é essencial para o sucesso desses projetos, garantindo que os componentes não sofram deformação excessiva, o que pode levar à falha. A partir dessa perspectiva, diversos métodos paramétricos foram desenvolvidos para quantificar a deformação por fluência em aplicações de alta temperatura. No entanto, a maioria deles usa uma abordagem determinística e não considera rigorosamente a notável dispersão dos dados experimentais de fluência. O presente trabalho adota uma abordagem probabilística paramétrica para quantificar as incertezas associadas aos parâmetros de modelos paramétricos desenvolvidos para a previsão do tempo de ruptura por fluência. Com base nas informações estatísticas extraídas dos dados experimentais, uma arcabouço teórico de quantificação de incertezas com base em simulações de Monte Carlo foi aplicado para determinar a distribuição de probabilidade da quantidade de interesse. Em seguida, avalia-se a capacidade de previsão de cada modelo e define-se limites de segurança com níveis de confiança conhecidos. Outro objetivo é divulgar a estrutura probabilística desenvolvida neste trabalho para promover uma aplicação mais ampla dentro da comunidade de pesquisa internacional na avaliação da integridade estrutural para quantificar as incertezas associadas à fluência.

Palavras-chave: Fluência. Quantificação de incertezas. Análise de sensibilidade global. Simulação de Monte Carlo.

ABSTRACT

MAUDONET, Victor Vieira *Uncertainty quantification in creep remaining life parametric prediction models*. 2021. 68 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2021.

In industry, materials are often used in service at high temperatures and under mechanical stress. A progressive deformation, depending on time, of a material under stress and high temperatures is called creep. This phenomenon is of great industrial interest and a safe forecast of creep life is a critical phase in the design of equipment that operates at high temperatures. When recognizing this problem, a detailed understanding of creep is essential for the success of these projects, ensuring that components do not undergo excessive deformation which can lead to failure. From this perspective, several parametric methods were developed to quantify the creep deformation in high temperature applications. However, most of them uses a deterministic approach and does not rigorously consider the remarkable dispersion of experimental creep data. The current work adopts a parametric probabilistic approach to quantify the uncertainties associated with the input parameters of parametric models developed for predicting creep rupture time. Based on the statistical information extracted from the experimental data, a theoretical uncertainty quantification framework based on Monte Carlo simulations was applied to determine the probability distribution of the quantity of interest. Afterwards, one evaluates the forecasting capability of each model and defines safe limits with known confidence levels. Another goal is to disclose the probabilistic framework developed in this work to promote broader application within the international research community on structural integrity assessment for quantifying the uncertainties associated with creep.

Keywords: Creep. Uncertainty quantification. Global sensitivity analysis. Monte Carlo Simulation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Demonstração da proporcionalidade entre a taxa de deformação ($\dot{\epsilon}$) e a temperatura (T) a partir do gráfico $\log \dot{\epsilon}$ vs. $\frac{1}{T}$	17
Figura 2 - Demonstração da proporcionalidade entre a taxa de deformação ($\dot{\epsilon}$) e a tensão mecânica (σ) a partir do gráfico $\log \dot{\epsilon}$ vs. $\log \sigma$	18
Figura 3 - Demonstração gráfica da relação entre a energia de ativação (Q_c) e a temperatura (T) a partir do gráfico $\log \epsilon$ vs. $\log \frac{1}{RT}$	19
Figura 4 - Demonstração gráfica da relação entre a constante (n) e a tensão mecânica (σ) a partir do gráfico $\log \epsilon$ vs. $\log \frac{1}{\sigma}$	19
Figura 5 - Resultado da extrapolação de dados de curto prazo de fluência utilizando a Lei de Potência.	20
Figura 6 - Método gráfico para determinar a constante de Larson-Miller.	21
Figura 7 - Método gráfico para determinação da constante de Orr-Sherby-Dorn a partir das linhas de isotensão.	23
Figura 8 - Método gráfico para determinação da constante de Manson-Succop a partir das linhas de isotensão.	25
Figura 9 - Incerteza na avaliação da vida em fluência de um aço Cr-Mo-V devido à dispersão experimental nas propriedades desse material.	28
Figura 10 - Resultado de um ensaio de fluência para o aço 1Cr-Mo-V a 600°C evidenciando a notável dispersão experimental nos dados.	29
Figura 11 - Ilustração esquemática do framework probabilístico utilizado no trabalho.	31
Figura 12 - Ilustração do processo de embaralhamento dos dados ao se utilizar a validação cruzada.	33
Figura 13 - Ilustração esquemática das três etapas gerais do método de Monte Carlo: pré-processamento, processamento e pós-processamento.	39
Figura 14 - Dados experimentais processados pela técnica de <i>winsorizing</i>	42
Figura 15 - A relação polinomial entre cada parâmetro empírico e a tensão mecânica.	45
Figura 16 - Índices de Sobol de primeira ordem (esquerda) e total (direita) para o modelo de Larson-Miller.	46
Figura 17 - Índices de Sobol de primeira ordem (esquerda) e total (direita) para o modelo de Orr-Sherby-Dorn,	47
Figura 18 - Índices de Sobol de primeira ordem (esquerda) e total (direita) para o modelo de Manson-Succop.	47
Figura 19 - Histogramas do tempo de ruptura do modelo de Larson-Miller para todas as condições operacionais selecionadas	51
Figura 20 - Histogramas do tempo de ruptura do modelo de Orr-Sherby-Dorn para todas as condições operacionais selecionadas.	52

Figura 21 - Histogramas do tempo de ruptura do modelo de Manson-Succop para todas as condições operacionais selecionadas.	53
Figura 22 - Índices de Sobol de segunda, terceira, quarta e quinta ordem para o modelo de Larson-Miller.	66
Figura 23 - Índices de Sobol de segunda, terceira, quarta e quinta ordem para o modelo de Orr-Sherby-Dorn.	67
Figura 24 - Índices de Sobol de segunda, terceira, quarta e quinta ordem para o modelo de Manson-Succop.	68

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	11
1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	15
1.1	Métodos paramétricos de previsão de vida em fluência	15
1.1.1	<u>Lei de potência</u>	16
1.1.2	<u>Método de Larson-Miller</u>	20
1.1.3	<u>Método Orr-Sherby-Dorn</u>	22
1.1.4	<u>Método de Manson-Succop</u>	25
1.2	Quantificação de incertezas em regime de fluência	26
2	<i>FRAMEWORK</i> DE QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS	31
2.1	Construção do modelo estatístico	31
2.2	Análise de sensibilidade global	33
2.3	Modelagem de incertezas	36
2.4	Propagação de incertezas	38
2.5	Certificação dos modelos	40
3	RESULTADOS E DISCUSSÕES	42
3.1	Construção do modelo estatístico	42
3.2	Análise de sensibilidade global	46
3.3	Modelagem de incertezas	48
3.4	Resultados da propagação de incertezas	49
3.5	Certificação dos modelos	54
4	CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS	57
	REFERÊNCIAS	59
A	EXPANSÃO DE TAYLOR PARA OS MODELOS DE FLUÊNCIA	64

INTRODUÇÃO

Uma grande parcela dos materiais metálicos em todo o mundo está operando em altas temperaturas por períodos tão longos que são utilizados além da vida útil projetada de 30 a 40 anos. Essa porcentagem provavelmente se tornará ainda mais significativa durante a próxima década, devido a lacuna na construção de novas usinas nos últimos anos. Há um forte interesse por parte de muitos proprietários de usinas e governos de continuar a operar por mais 20 a 40 anos. Diversos fatores levaram a esta situação como, por exemplo, custos crescentes de novas construções, aumento da demanda mundial por energia elétrica, prolongados prazos de entrega na construção das plantas, disponibilidade limitada de locais adequados para novas construções, regulamentos ambientais, de segurança e outros regulamentos cada vez mais rigorosos e o aumento das pesquisas sobre a viabilidade tecnológica de extensão da vida útil de materiais.

Diversos estudos demonstram que o custo da extensão da vida de uma usina típica pode ser de apenas 20 a 30% do custo de construção de uma nova usina e que as relações custo-benefício são muito altas (ABE; VISWANATHAN, 2008). O termo "extensão da vida" muitas vezes é mal interpretado. O objetivo das atividades de extensão de vida útil não é permitir a continuação da operação de um material além de sua vida útil, mas apenas assegurar a utilização segura até sua vida útil. A ideia é evitar a condenação prematura de materiais e componentes das usinas que operam a altas temperaturas, com base apenas na vida útil do projeto, porque a vida útil real pode muitas vezes exceder a vida útil do projeto.

Em altas temperaturas, um dos principais fenômenos de degradação dos materiais metálicos é a fluência. A questão central na extensão da vida de um material que opera a alta temperatura é a metodologia de avaliação da vida remanescente em fluência. Se essas avaliações indicarem a necessidade de substituições e reparos, a extensão da vida útil em fluência pode não ser uma opção viável. Acima e além desse objetivo, a metodologia de avaliação de vida remanescente em fluência contribui também para outros propósitos. Contribui para programação de inspeções, procedimentos de manutenção e procedimentos operacionais adequados. Deve-se, portanto, reconhecer que o desenvolvimento dessas metodologias para avaliação de vida remanescente em fluência dos materiais é mais vantajoso em custo e mais amplo em propósito do que simplesmente estender a vida. Por exemplo, foi possível estender os intervalos de inspeção de seis para dez anos para rotores modernos com base em metodologias de avaliações de vida remanescente em fluência, resultando em uma economia considerável (VISWANATHAN; DOLBEC, 1987). Outro fator que fomenta ainda mais o desenvolvimento dessas metodologias de avaliação de vida remanescente em fluência é o fato de que muitas usinas projetadas originalmente

há 30 anos para operação de carga em regime de base agora estão sendo pressionadas para o funcionamento cíclico por razões econômicas e ambientais. As metodologias de avaliação de vida podem quantificar o dano sofrido em termos de redução da vida útil da planta a partir do modo de operação. Então, os procedimentos de partida e desligamento dos componentes da planta podem ser otimizados, resultando em aumento de eficiência, confiabilidade e vida útil.

Em vista dos múltiplos benefícios do desenvolvimento de metodologias de avaliação de vida remanescente em fluência, considerável pesquisa foi realizada nesta área durante os últimos cinco a dez anos e, notadamente, aumentou-se o interesse por técnicas e modelos que permitam prever e avaliar de forma confiável a vida remanescente em fluência de equipamentos industriais, sobretudo daqueles que operam em altas temperaturas, garantindo a integridade dos materiais.

Além disso, nas etapas iniciais de projeto, a previsão de vida em fluência mostra-se, ainda hoje, como um dos maiores desafios relacionados à confiabilidade de materiais metálicos submetidos a altas temperaturas (BRANDT, 1987). É nesta fase que as decisões devem ser tomadas para se evitar falhas de fluência no longo prazo. Nesse sentido, um estudo e uma análise abrangentes do comportamento de um material devem ser feitos antes que esse material seja considerado para uma aplicação de fluência. Para estudos fundamentais do comportamento da fluência, devem estar disponíveis curvas completas de fluência. Com esse objetivo, ensaios de fluência podem ser realizados em diferentes tensões e temperaturas, a fim de fornecer ao projetista as informações necessárias para estudar e analisar o comportamento de longo prazo dos materiais sob as tensões e temperaturas aplicadas. É impraticável realizar testes de fluência durante toda a vida útil de algumas aplicações reais, principalmente quando a vida útil pode variar, por exemplo, de 20.000 a 120.000 h, como nas aplicações de geração de energia. Determinar um método conservador e aceitável para extrapolar as medições de curto prazo é fundamental para fornecer previsões seguras.

Diante disso, diversos métodos de extrapolação foram desenvolvidos com o objetivo de prever o comportamento de fluência dos materiais no longo prazo, sem a necessidade de realizar ensaios que poderiam durar muitos anos antes de se poder dimensionar e fabricar os componentes necessários. Reduzir a escala desses ensaios de longo prazo reduz o custo e economiza tempo. Para isso, essas previsões necessitam de dados experimentais de curto prazo nas mesmas condições que a aplicação real para o material que será utilizado. Os métodos de extrapolação levam em consideração que a fluência é uma função crítica da tensão mecânica e da temperatura, ou seja, uma mudança relativamente pequena em qualquer uma dessas quantidades pode afetar drasticamente a vida útil do material e alterar completamente uma previsão realizada na etapa de projeto.

Métodos paramétricos são os métodos de extrapolação amplamente utilizados para quantificar a vida em fluência em aplicações de alta temperatura. Esses métodos paramétricos desempenham um papel fundamental durante a fase de projeto em que os componentes de alta temperatura são projetados para códigos que têm como objetivo garantir uma vida específica. Comumente, os métodos paramétricos e os códigos de integridade estrutural usam cálculos que são principalmente determinísticos, que geralmente dependem do conservadorismo para compensar a falta de conhecimento sobre as incertezas, consequentemente alguns fatores não são formalmente considerados, e a tomada de decisão ainda depende do julgamento do operador. (ROYA; BOSEB; GHOSH, 2010). Portanto, ao usar o conservadorismo excessivo, pode-se desprezar a questão de dados insuficientes para caracterizar as propriedades do material para condições de longo prazo, o uso de extrapolações além das faixas de teste experimental, a grande dispersão inerente nos dados do material, especialmente dados de fluência, algumas dificuldades associadas à modelagem matemática do fenômeno de fluência, ou ainda em alguns casos desconhecimento e a falta de compreensão dos mecanismos de falha subjacentes e suas interações (ZENTUTI; BOOKER; BRADFORD, 2017). Considerar formalmente esses aspectos torna-se necessário à medida que os materiais progridem para o seu tempo de ruptura, e o foco muda de não apenas prever a vida remanescente com um nível aceitável de segurança, mas também argumentar em prol da extensão da vida, e isso depende da redução do excesso de conservadorismo. Esta mudança requer uma mudança paralela de uma perspectiva determinística para uma perspectiva probabilística (VOJDANIA et al., 2018). Portanto, é necessário quantificar as incertezas para evitar a utilização do conservadorismo excessivo favorecendo a extensão da vida útil dos materiais com base no cálculo a probabilidade de falha, e isso vai além dos propósitos das abordagens determinísticas tradicionais, enquanto que os paradigmas probabilísticos estão bem equipados para tais objetivos.

Ocorre que os métodos paramétricos tradicionalmente utilizados para realizar previsões de vida em fluência dos materiais não contabilizam satisfatoriamente a dispersão dos dados experimentais. Mesmo diante da notável evidência da variabilidade do tempo de ruptura por fluência, corroborado por diversos experimentos realizados em diferentes laboratórios ao redor do mundo. Esses métodos de extrapolação são determinísticos, ou seja, consideram que não há nenhuma variabilidade associada aos seus parâmetros. Portanto, mais pesquisa é necessária para desenvolver modelos probabilísticos suficientemente gerais que levem em consideração a dispersão dos dados experimentais para uma previsão de vida em fluência confiável para materiais que operam em altas temperaturas.

Poucos trabalhos foram desenvolvidos na área de avaliações estruturais probabilísticas em alta temperatura, então este trabalho apresenta uma metodologia completa, embora não exaustiva, para a implementação de métodos probabilísticos para avaliar a vida remanescente em fluência com base em modelos paramétricos (ZENTUTI; BOOKER; BRADFORD, 2017). O *framework* de quantificação de incertezas desenvolvido foi

aplicado nos modelos paramétricos de Larson-Miller, Orr-Sherby-Dorn e Manson-Succop para os dados experimentais do aço 1Cr-Mo-V extraídos do *National Institute for Material Science*. As boas propriedades de resistência à fluência dos aços 1Cr-Mo-V fazem com que estes sejam amplamente utilizados em equipamentos destinados a trabalho sob altas temperaturas. Estas propriedades são decorrentes da presença de cromo e molibdênio, os quais promovem endurecimento por solução sólida e precipitação de carbeto, sendo que alguns destes atuam diretamente sobre os mecanismos de fluência, tais como, a movimentação de discordâncias, que tendem a ser ancoradas ou retardadas em seu curso quando se deparam com os carbeto (REED-HILL; ABBASSCHIAN; ABBASSCHIAN, 2009).

O *framework* desenvolvido deve ser separado de qualquer código ou procedimento específico e pode ser traduzida para qualquer aplicação de integridade estrutural em fluência. A metodologia proposta implementa simulações de Monte Carlo para estimar probabilidades de interesse. Em essência, a simulação de Monte Carlo agrega as incertezas associadas aos parâmetros de entrada através de modelos paramétricos de fluência para estimar a incerteza no parâmetro de saída, o tempo de ruptura, com base no qual as estimativas de probabilidade de interesse podem ser calculadas. A devida consideração é dada a várias questões: o tratamento estatístico dos dados experimentais brutos, construção do modelo estatístico, amostragem, inclusão de correlações dos parâmetros de entrada, tratamento de incertezas dos parâmetros e análises de sensibilidade. A etapa final da metodologia proposta preocupa-se em estimar a probabilidade de falha, levantar estatísticas e assim direcionar o caminho para a formulação de uma metodologia probabilística de fluência para operação segura em condições de alta temperatura. Assim, as motivações para o desenvolvimento de tal metodologia justificam uma mudança prospectiva dos procedimentos determinísticos atualmente seguidos em direção a procedimentos probabilísticos, a identificação de várias fontes de incerteza e sua caracterização por meio de análises probabilísticas, a necessidade de avaliar a adequação das técnicas probabilísticas e seus méritos em comparação com os métodos determinísticos usados atualmente.

1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

1.1 Métodos paramétricos de previsão de vida em fluência

Métodos determinísticos foram desenvolvidos para prever as propriedades de fluência de longo prazo com base em experimentos de fluência de curto prazo, esses modelos determinísticos são capazes de reduzir as escalas de tempo e custos necessários para obter esses dados de longo prazo. Esses métodos estabelecem um procedimento pelo qual os dados de fluência de curto prazo podem ser extrapolados usando um parâmetro de tempo-temperatura. Esta técnica é baseada na suposição de que todos os dados de ruptura por fluência, para um material específico, podem ser sobrepostos para gerar uma única "curva principal" de tensão *vs.* parâmetro empírico que contém e combina tempo e temperatura. A partir dessa curva mestre, que só pode ser construída usando dados de fluência de curto prazo disponíveis, a extrapolação para tempos mais longos pode então ser calculada. No entanto, devido à grande dispersão dos dados experimentais na fluência, muitas vezes ocorrem diferentes previsões ao usar dados experimentais obtidos sob a mesma condição experimental. Portanto, essas incertezas precisam ser levadas em consideração para produzir uma previsão de vida segura a partir de uma abordagem mais ampla. A aplicação desses métodos paramétricos representa uma etapa crucial na fase inicial de projeto de equipamentos que operam em altas temperaturas para garantir uma vida útil específica determinada pelo código e isso reforça a necessidade desses modelos serem aplicados sob uma perspectiva probabilística. Geralmente, esses códigos de projeto definem uma tensão máxima permitida que pode existir em um componente durante a vida útil prevista do projeto. Esta tensão de projeto permitida, geralmente é baseada na tensão de ruptura necessária para dar a vida de projeto esperada. É tentador inferir que a planta prestará serviços a alguém até, mas não muito além, da vida útil do projeto. Por esse motivo, duas partes distintas da vida útil podem ser definidas, a saber: (i) a vida útil do projeto original, que pode normalmente ser de 100.000 h e (ii) a vida econômica segura. Embora o último normalmente esteja fora da influência dos códigos de projeto, pode ser considerado uma fração significativa da vida útil geral. Além disso, devido à natureza dependente do tempo das propriedades dos materiais em altas temperaturas e ao fato de que a falha final é, portanto, implícita, deve ser sempre considerado um critério de fim de vida "além do projeto". Como o tempo necessário para o crescimento de uma trinca pode ser muito curto quando comparado com o tempo para nucleação da trinca, a extensão da vida útil só é segura dentro da escala de tempo para o início da trinca, a menos que o crescimento

do defeito esteja sendo monitorado (CANE; APLIN, 1994).

Embora o último esteja normalmente fora da influência dos protocolos de projeto, ele pode ser considerado como uma fração significativa da vida útil original. Nesse sentido, a natureza dependente do tempo das propriedades dos materiais em altas temperaturas e ao fato de que a falha final é, portanto, implícita, não há como o critério de fim de vida útil seja determinado no projeto. Além disso, o tempo necessário para o crescimento de uma trinca pode ser muito curto, e a extensão da vida útil é segura apenas dentro da escala de tempo para o início de uma trinca, a menos que o crescimento da trinca seja monitorado. Diante deste cenário, os métodos paramétricos têm uma grande vantagem, pelo menos em teoria, de exigir apenas uma quantidade relativamente pequena de dados experimentais para estabelecer a curva mestra necessária para realizar previsões (CANE; APLIN, 1994). Algumas dessas abordagens provaram sua validade para previsões de fluência, fornecendo resultados satisfatórios, enquanto outras falharam em fornecer previsões de longo prazo precisas.

1.1.1 Lei de potência

Um dos grandes desafios na análise do comportamento em fluência de um material é relacionar a taxa de deformação com a tensão aplicada a uma determinada temperatura. A lei de energia representa uma combinação entre a relação de dependência entre a taxa de deformação e a tensão, descrita pela Lei de Arrhenius, e a relação de dependência entre a taxa de deformação e a temperatura, descrita pela lei de Norton. Nessas duas leis, a taxa de deformação secundária, $\dot{\epsilon}$, é usada para descrever a taxa de fluência dos materiais. A lei de Arrhenius é descrita pela seguinte equação (WILSHIRE; EVANS, 1993):

$$\dot{\epsilon}_s \propto \exp \frac{-Q_c}{RT}, \quad (1)$$

onde Q_c é a energia de ativação para fluência e R é a constante do gás ideal. Note que a taxa de deformação, $\dot{\epsilon}$, é proporcional a temperatura T e que ao se construir o gráfico de $\log \dot{\epsilon}$ vs. $\frac{1}{T}$ obtem-se uma relação linear como ilustra a Figura 1.

Já a Lei de Norton, como mencionado anteriormente, relaciona a taxa de deformação com a tensão aplicada conforme descrito pela equação:

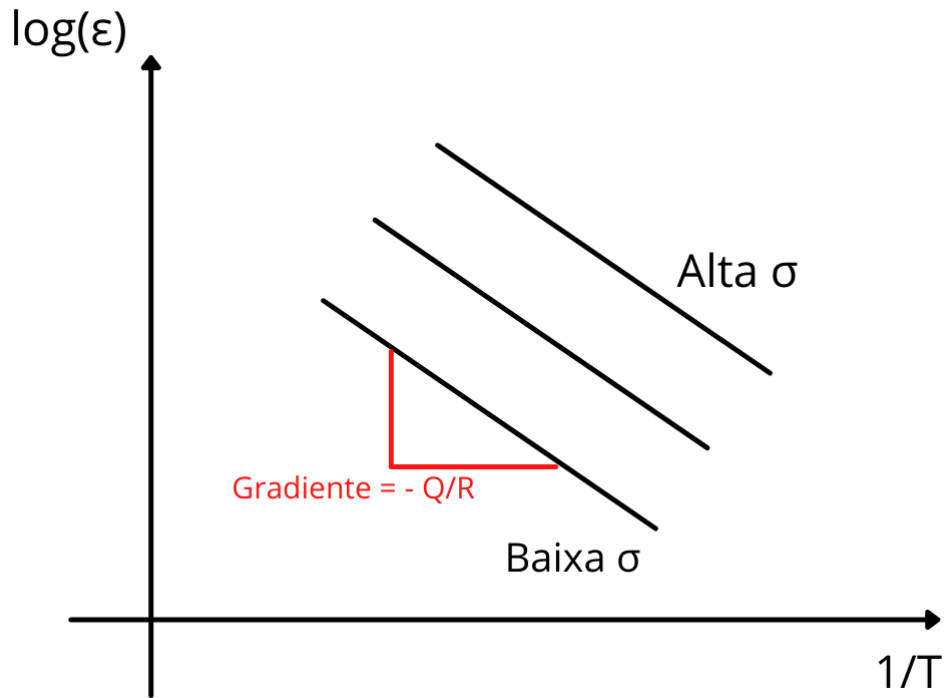


Figura 1 - Demonstração da proporcionalidade entre a taxa de deformação ($\dot{\epsilon}$) e a temperatura (T) a partir do gráfico $\log \dot{\epsilon}$ vs. $\frac{1}{T}$.

$$\dot{\epsilon}_s \propto \sigma^n, \quad (2)$$

onde n é o expoente da tensão. Perceba que a taxa de deformação também é proporcional à tensão e outra relação linear é obtida ao plotar $\log \dot{\epsilon}$ vs. $\log \sigma$, como mostra a Figura 2:

combinando essas duas leis, ou seja, Eqs. (1) e (2), obtem-se a chamada lei de Potência que relaciona a taxa de deformação com a temperatura e a tensão aplicada através da seguinte equação:

$$\dot{\epsilon}_s \propto A \sigma^n \exp \frac{-Q_c}{RT}, \quad (3)$$

onde A é uma constante.

Nesta equação assume-se que os valores de Q_c e n são constante, mas, de fato, após

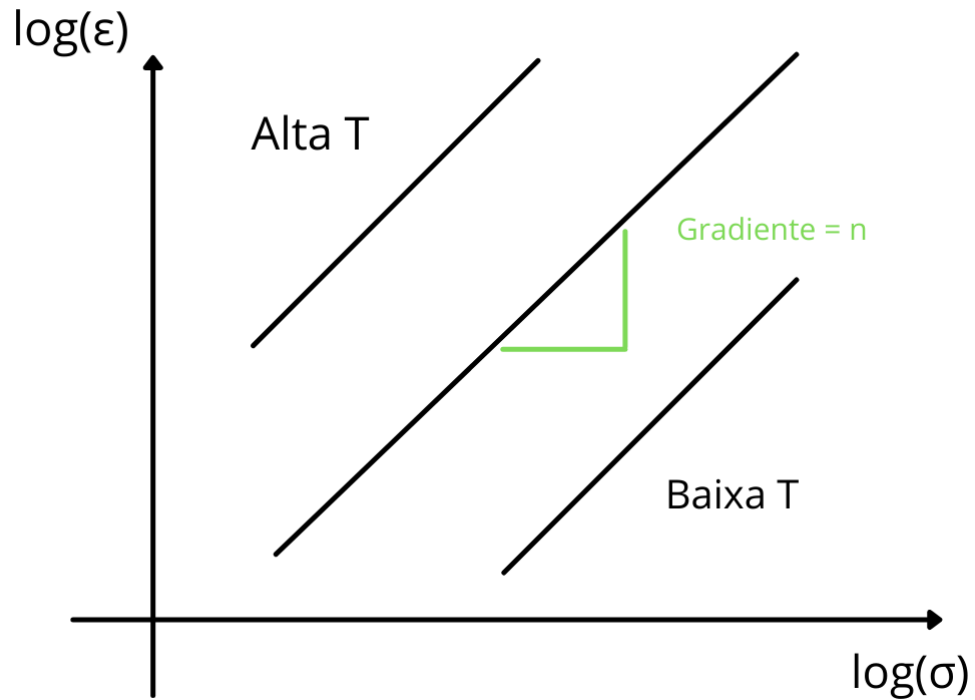


Figura 2 - Demonstração da proporcionalidade entre a taxa de deformação ($\dot{\epsilon}$) e a tensão mecânica (σ) a partir do gráfico $\log \dot{\epsilon}$ vs. $\log \sigma$.

pesquisas adicionais, verificou-se que seus valores variam de acordo com o mecanismo de fluência em diferentes regimes de tensão e temperatura (BROWN; EVANS; WILSHIRE, 1986). A relação entre Q_c e a temperatura está representada nas Figuras 3, de modo que Q_1 e Q_2 representam, respectivamente, o valor de Q_c em altas temperaturas, devido ao fluxo de vazios na rede cristalina e em baixas temperaturas, devido ao fluxo de vazios nos contornos dos grãos (WILSHIRE; EVANS, 1993; TANCRET et al., 2003). Por outro lado, a relação entre n e a tensão está representada na Figura 4, de modo que n_1 e n_2 representam o valor de n em tensões altas, devido à fluência por deslocamento, e em tensões baixas, devido à fluência por difusão, respectivamente.

Além disso, o uso dessa relação para extrapolar os dados experimentais superestima o desempenho real do material no longo prazo como mostra Figura 5. O que pode levar a erros consideráveis na previsão do comportamento em fluência e, portanto, gerar consequências catastróficas. Se um determinado método não for capaz de realizar uma previsão segura do comportamento em fluência, as consequências serão menos graves se o método subestimar o desempenho real do material ao invés de superestimar, pois a subestimação manterá a vida útil do componente dentro das condições operacionais seguras.

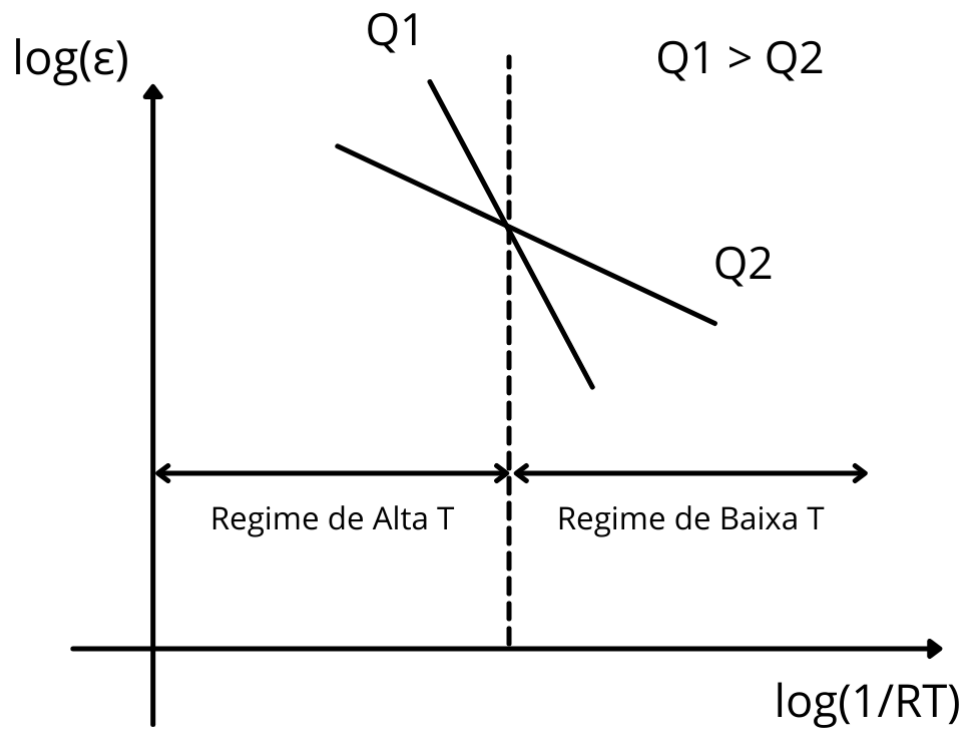


Figura 3 - Demonstração gráfica da relação entre a energia de ativação (Q_c) e a temperatura (T) a partir do gráfico $\log \epsilon$ vs. $\log \frac{1}{RT}$.

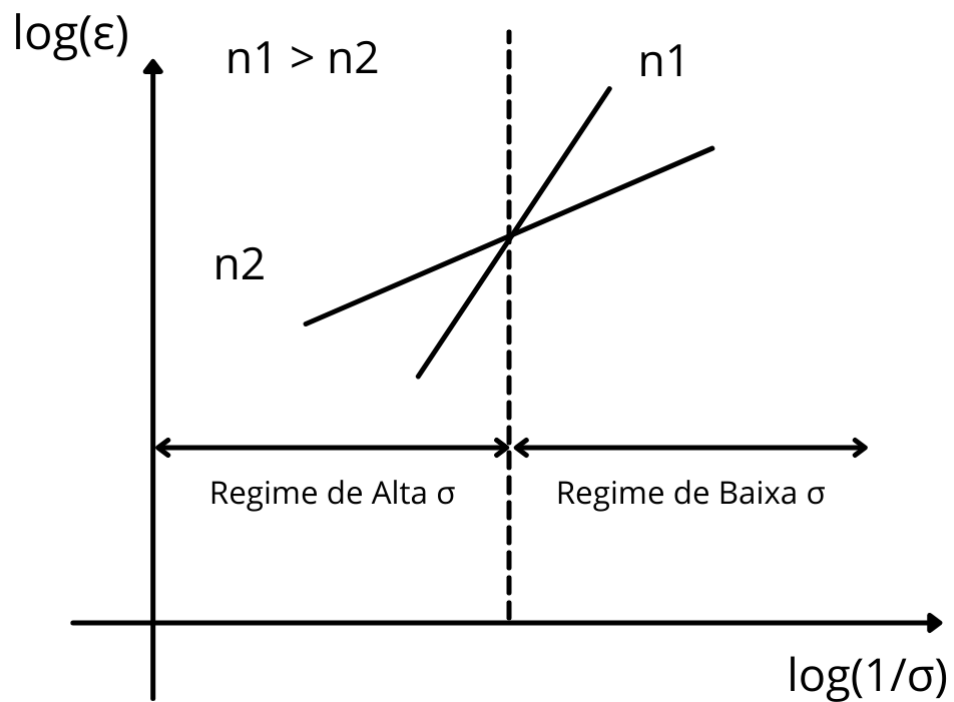


Figura 4 - Demonstração gráfica da relação entre a constante (n) e a tensão mecânica (σ) a partir do gráfico $\log \epsilon$ vs. $\log \frac{1}{\sigma}$.

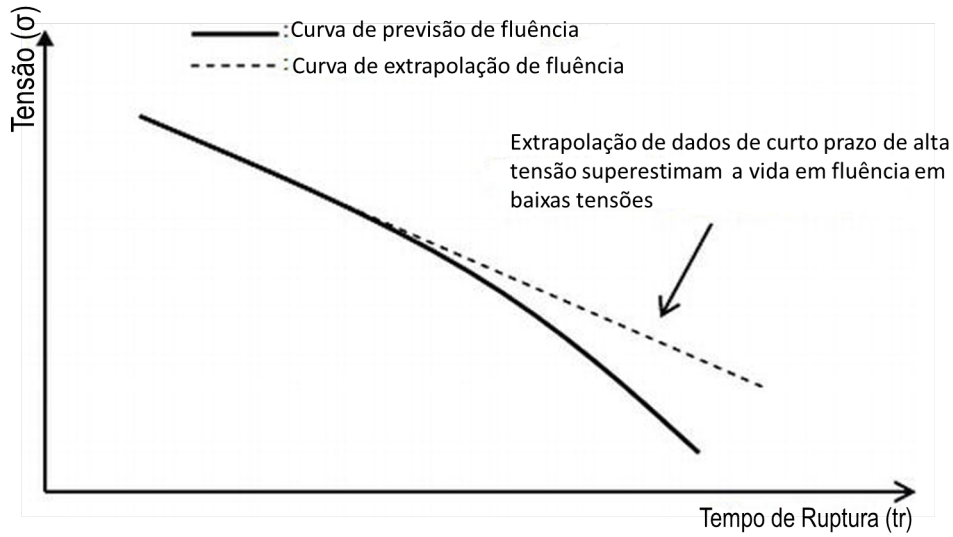


Figura 5 - Resultado da extrapolação de dados de curto prazo de fluência utilizando a Lei de Potência.

1.1.2 Método de Larson-Miller

A abordagem de Larson-Miller (LM) é um dos métodos paramétricos mais utilizados para se prever o tempo de ruptura por fluência de metais. Foi desenvolvido a partir da relação de Arrhenius em uma tensão constante e, portanto, um expoente de tensão constante (n), mas em um valor variável de temperatura (T) e a energia de ativação para fluência (Q_c), que deu a forma final desta relação como (LARSON; MILLER, 1952):

$$P_{LM}(\sigma) = T (C_{LM} + \log_{10} t_r) , \quad (4)$$

onde C e P_{LM} são a constante e o parâmetro de Larson-Miller, respectivamente. O parâmetro P_{LM} pode ser usado para sobrepor a família de curvas de fluência em uma única curva mestra (PENNY; MARRIOT, 1995). Para calcular o valor dessa constante para um determinado material, constroem-se primeiramente gráficos de $\log t_r$ vs. $\frac{1}{T}$ usando os dados medidos de tempo de ruptura e temperatura para ensaios de fluência realizados sob níveis de tensão mecânica constante como mostrado na Figura 6. Com isso, geram-se as chamadas curvas de isotensão que, para alguns dados experimentais obtém-se retas cuja inclinação é o valor de P_{LM} e que interceptam o eixo vertical no valor de $-C$ e, assim, determina-se o valor da constante para um determinado material.

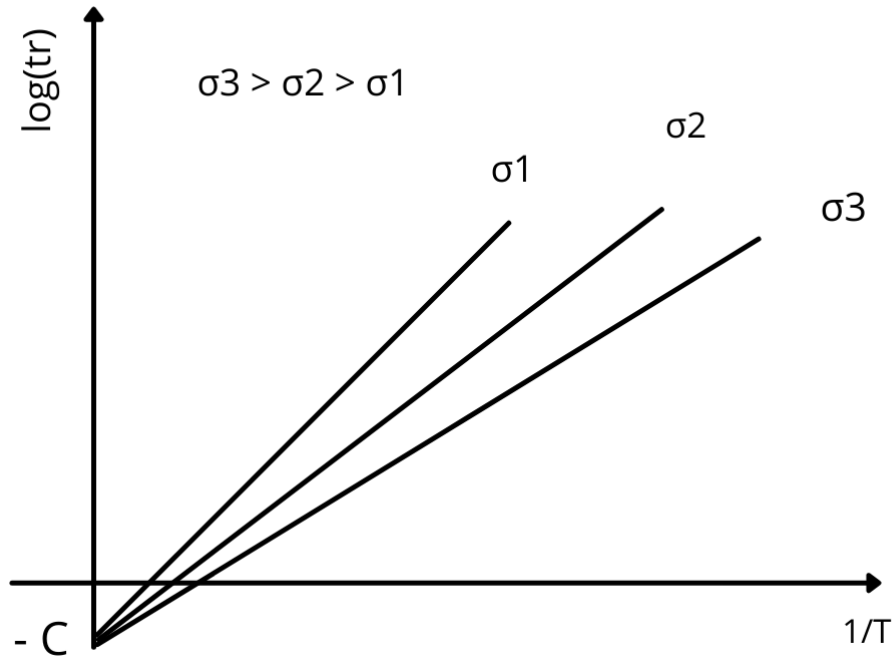


Figura 6 - Método gráfico para determinar a constante de Larson-Miller.

Esse método gráfico para a obtenção da constante de Larson-Miller foi estudado por Krivenyuk e Mamuzic (KRIVENYUK; MAMUZIC, 2007), que descreveram a constante C_{LM} a partir da seguinte equação:

$$C_{LM} = \frac{T}{\Delta T} m' \log \frac{\sigma_1}{\sigma_2}, \quad (5)$$

onde σ_1 e σ_2 são as tensões correspondentes a um valor de tempo constante de duas curvas de fluência retilíneas ensaiadas em diferentes temperaturas T_1 e T_2 , em que $T_2 = T_1 + \Delta T$ e m' é o inverso da inclinação no valor de tempo selecionado da curva de fluência na temperatura T_1 . Quando o valor de C_{LM} foi estimado com base nos dados de duas curvas de fluência retilíneas nas temperaturas T_1 e T_2 , verificou-se que o valor de C_{LM} depende da posição das duas curvas uma em relação à outra. Em outras palavras, se as curvas eram paralelas, isso significa que C_{LM} é constante. Mas, se a inclinação mudou de uma curva para outra, então, à medida que o tempo de ruptura aumenta, o valor do logaritmo na Eq. (5) também aumenta, levando a uma dependência significativa de C_{LM} em relação ao tempo. Portanto, para curvas de fluência paralelas, a dependência da constante de Larson-Miller em relação ao tempo é fraca, enquanto que para curvas de fluência que

possuem inclinações distintas essa relação é forte (KRIVENYUK; MAMUZIC, 2007).

Larson e Miller propuseram que o valor da constante poderia ser considerado 20 para diversos materiais metálicos (WILSHIRE; SCHARNING, 2008). No entanto, verificou-se que o valor dessa constante varia consideravelmente de uma liga para outra e também é influenciado por fatores como trabalho a frio, processamento termomecânico, transições de fase e ou outras modificações estruturais (WILSHIRE; SCHARNING, 2008). Além disso, a maioria das aplicações do parâmetro Larson-Miller é feita calculando primeiro o valor do C_{LM} que fornece o melhor ajuste dos dados brutos, o que significa que o C_{LM} é tratado como uma espécie de constante de ajuste com base no método 'tentativa e erro' em vez de ser uma constante com significado físico. Por exemplo, o valor dessa constante para algumas ligas de alumínio pode variar entre 13 e 27 (GILBERT; LONG; NINGILERI, 2007). Portanto, este método não foi capaz de introduzir um realismo físico na extrapolação dos dados de fluência, além de se mostrar ser menos capaz de descrever a forte curvatura entre os regimes de baixa e alta tensão.

Nesse sentido, o método gráfico ilustrado na Figura 6, proposto por Larson e Miller para determinar o valor numérico do C_{LM} , mostrou-se insatisfatório (LARKE; INGLIS, 1963). Isso deve-se ao fato de que, pelo menos, um par de linhas de isotensão intercepta o eixo vertical em valores significativamente diferentes, o que aumenta os questionamentos sobre a aceitabilidade do método gráfico para determinar o valor de C_{LM} (LARKE; INGLIS, 1963). Também foi observado que o valor do C_{LM} pode variar de 2 a 55, muitas vezes em relação a tensão inicial. De acordo com esta avaliação, outro estudo também constatou que a constante de Larson-Miller varia com o material, a temperatura do ensaio e a tensão inicial (MURRY, 1963).

Dadas essas evidências, fica claro que os procedimentos determinísticos tradicionais não são suficientes para aplicar com segurança este modelo paramétrico na previsão da vida remanescente de fluência. Assim, um movimento no sentido de desenvolver uma perspectiva probabilística que seja capaz de identificar e caracterizar as fontes de incerteza torna-se fundamental para a aplicação desse modelo.

1.1.3 Método Orr-Sherby-Dorn

O método de Orr-Sherby-Dorn (*OSD*) (ORR; SHERBY; DORN, 1954) envolve um parâmetro tempo-temperatura baseado no paralelismo das linhas de iso-tensão para uma dada inclinação que representa a constante Orr-Sherby-Dorn, C_{OSD} . A Figura 7 ilustra o esquema das linhas de iso-tensão e a obtenção da constante.

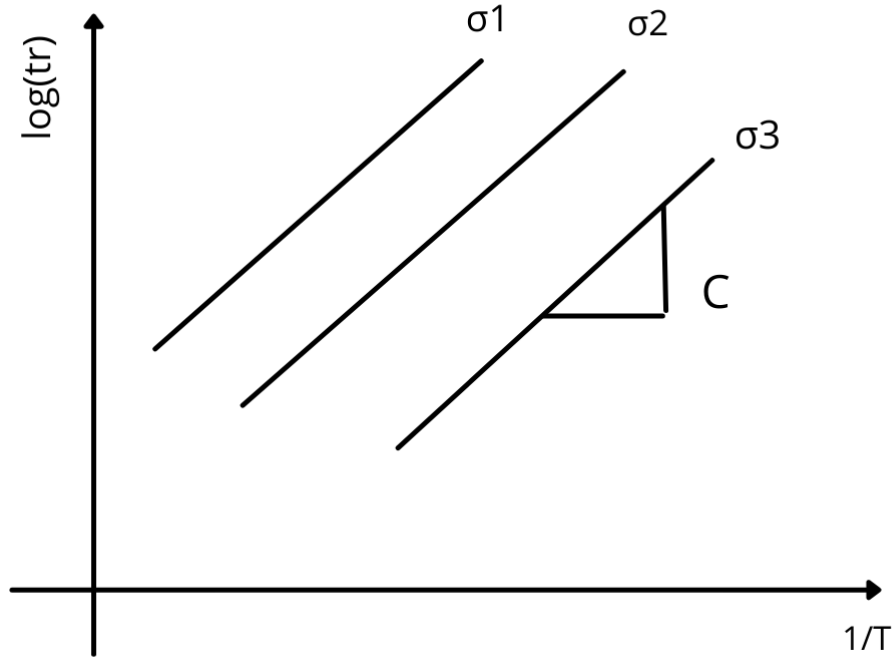


Figura 7 - Método gráfico para determinação da constante de Orr-Sherby-Dorn a partir das linhas de isotensão.

Nesta metodologia, os pressupostos da técnica de Larson-Miller foram trocados. Em outras palavras, a constante da equação de Larson-Miller, C_{LM} , tornou-se uma função da tensão enquanto o parâmetro, P_{LM} , tornou-se uma constante (MURRY, 1963). Com base nessas novas suposições, a relação de Larson-Miller (4) pode ser reorganizada para dar a equação Orr-Sherby-Dorn como (ORR; SHERBY; DORN, 1954):

$$P_{OSD} = \log_{10}(t_r) - \frac{C_{OSD}}{T}, \quad (6)$$

onde P_{OSD} e C_{OSD} são o parâmetro e a constante de Orr-Sherby-Dorn, respectivamente, T é a temperatura absoluta do ensaio de fluência e t_r é o tempo de ruptura. A base da metodologia de previsão de vida OSD é que a energia de ativação, Q_c , permanece constante ao longo de toda a curva de fluência, baseado em dados experimentais relativamente esparsos (ORR; SHERBY; DORN, 1954). No entanto, uma vez que a constante C_{OSD} inclui a energia de ativação, Q_c , então quaisquer variações em Q_c irão, portanto, garantir que os gráficos paramétricos serão não lineares (WILSHIRE; SCHARNING, 2008). De fato, há evidências de que, em alguns casos, a energia de ativação de fluência parece aumentar sistematicamente através da região primária (CARREKER, 1950).

A fim de comprovar a variação no valor de C_{OSD} , testes foram realizados por Murray e Truman (MURRAY; TRUMAN, 1963) e gráficos de $\log t_r$ vs $\frac{1}{T}$ em valores de tensão constantes foram plotados. Os gradientes dessas curvas, ou seja, os valores da C_{OSD} , também foram calculados. Eventualmente, constatou-se que apesar da diferença entre os valores de C_{OSD} obtidos experimentalmente e os valores propostos por Orr, Sherby e Dorn, os dados foram ajustados com razoável precisão (MURRAY; TRUMAN, 1963). Uma vez que a inclinação do $\log t_r$ vs $\frac{1}{T}$ será o valor numérico de C_{OSD} , foi proposto por Orr, Sherby e Dorn que as curvas $\frac{\log \sigma}{\log t_r}$ adjacentes serão equidistantes entre si ao longo da escala de tempo (LARKE; INGLIS, 1963). Portanto, em teoria, apenas uma linha de $\log t_r$ vs $\frac{1}{T}$ em uma tensão constante precisa ser desenhada a fim de determinar o valor da constante C_{OSD} (LARKE; INGLIS, 1963). Um artigo publicado por Mullendore (MULLENDORE; DHOSI; GRANT, 1963) revelou certas limitações em métodos que empregam apenas um único parâmetro tempo-temperatura, como com o método *OSD*, e isso é mais evidente em casos onde instabilidades estruturais estavam envolvidas. Também foi observado que, devido à multiplicidade de processos que afetam a resistência à fluência de ligas complexas em altas temperaturas, é praticamente impossível para um único parâmetro descrever com precisão todas as propriedades de fluência envolvidas.

Uma revisão também foi realizada em algumas ligas de alta temperatura em que foi observado que o critério de uma inclinação constante das linhas especificado pela metodologia *ODS* era ainda menos preciso do que o pressuposto da técnica *LM* (MULLENDORE; DHOSI; GRANT, 1963). Outra avaliação crítica documentada em Murry (MURRY, 1963) e realizada por Garofalo (MONKMAN; GRANT, 1956), (GAROFALO; SMITH; ROYLE, 1956) revelou que a cada temperatura de teste, uma curva separada poderia ter sido encontrada em relação ao estresse inicial, o que representa as variações deste método, bem como os outros dois métodos de Larson-Miller e Manson-Haferd. Isso leva à conclusão de que os parâmetros estudados não eram apenas funções da tensão mecânica, mas também de outros parâmetros envolvidos no processo. Portanto, este método é indireto e não leva em conta suficientemente os processos envolvidos no fenômeno de fluência, inviabilizando a sua utilização para testes mais longos (ALLEN, 1960). Isso pode ser facilmente reconhecido a partir da possibilidade de o metal, ou liga, deformar de acordo com diferentes mecanismos de fluência acompanhados por diferentes energias de ativação e também devido a probabilidade de ocorrência de algumas mudanças de microestrutura durante a fluência (BROZZO, 1963).

Assim, com base nessas investigações, a aplicação deste método paramétrico necessita de uma abordagem mais abrangente que seja capaz de levar em conta as incertezas para fornecer a confiabilidade necessária para prever a vida remanescente na fluência.

1.1.4 Método de Manson-Succop

A metodologia de Manson e Succop (*MS*) (MANSON; SUCCOP, 1956) é identificada pela análise das linhas de iso-tensão no gráfico de $\log t_r$ vs. T . O parâmetro de Manson-Succop, P_{MS} , foi baseado no paralelismo dessas linhas que possuem uma inclinação que representa a constante de Manson-Succop, C_{MS} como mostra a Figura 8:

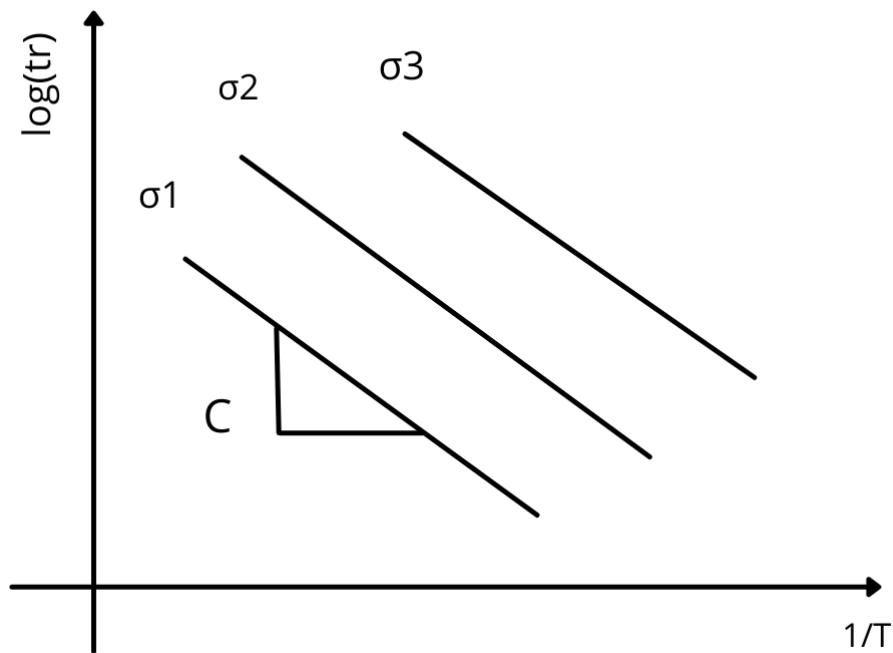


Figura 8 - Método gráfico para determinação da constante de Manson-Succop a partir das linhas de isotensão.

A equação de Manson-Succop é dado por (MANSON; SUCCOP, 1956):

$$P_{MS} = \log_{10}(t_r) + C_{MS}T, \quad (7)$$

Este método foi revisado por Zharkova e Botvina (ZHARKOVA; BOTVINA, 2003) que confirmaram que durante os testes de fluência de longa duração, os mecanismos de fluência mudaram de acordo com a tensão aplicada e o tempo de carregamento. A este respeito, eles afirmaram que a fratura sob altas tensões aplicadas foi puramente intergra-

nular, sob tensões médias aplicadas também foi intergranular, com formação de fissuras em cunha e sob baixas tensões também foi intergranular, com formação e desenvolvimento de poros ao longo dos limites de grão. A mudança dos mecanismos de fluência foi responsável pelo aparecimento dos pontos de inflexão nas curvas de fluência de longo prazo (ZHARKOVA; BOTVINA, 2003). Os métodos paramétricos de tempo-temperatura conhecidos, como o de Larson-Miller, Orr-Sherby-Dorn, Manson-Succop, e muitos outros, foram baseados em relações com valores fixos de constantes para uma ampla gama de temperaturas e longos tempos de ensaio, ao fazer isso, desconsiderou-se as mudanças nos mecanismos de fluência e levou a uma considerável dispersão nos dados experimentais de vida em fluência de longo prazo. Por esta razão, esses métodos não são necessariamente confiáveis para previsões de vida em fluência (ZHARKOVA; BOTVINA, 2003). Nesse sentido, para que os métodos paramétricos sejam aplicados com segurança, é imprescindível a utilização de uma abordagem probabilística para que as fontes de incerteza sejam devidamente identificadas e quantificadas, proporcionando assim uma previsão de vida em fluência mais segura.

1.2 Quantificação de incertezas em regime de fluência

Componentes que operam em baixas temperaturas abaixo do regime de fluência são geralmente projetados com base na resistência ao escoamento, resistência à tração e resistência à fadiga, aplicando fatores de segurança adequados a esses valores de tensão. Como a deformação e a fratura não dependem do tempo sob essas circunstâncias, não há um valor específico de "vida projetada" associado a elas. Em princípio, desde que as tensões aplicadas não excedam as tensões de projeto, os materiais devem durar indefinidamente, embora na prática vários fatores causem reduções na vida. No caso de materiais que operam em alta temperatura no regime de fluência, tanto a deformação quanto a fratura são dependentes do tempo. Eles são, portanto, projetados com relação a uma vida útil normalmente baseada em uma quantidade especificada de deformação ou ruptura permitida para 100.000h. Um outro fator de segurança é aplicado na seleção da tensão, que se traduz em uma vida útil esperada de 30 a 40 anos, levando à noção de uma vida útil de projeto de 30 a 40 anos para o material. Muitos fatores metalúrgicos e operacionais podem estender a vida útil real do componente além da vida útil do projeto. Alternativamente, se esses fatores forem adversos, a vida real pode ser reduzida.

Fatores de segurança embutidos no projeto com relação a tensão e temperatura têm o objetivo de garantir que a vida útil mínima do projeto seja atendida. No entanto, dados de propriedade de materiais são invariavelmente sujeitos a dispersão, resultando em

uma larga banda ou espectro de comportamento. Os projetos são geralmente baseados em valores mínimos ou médios de propriedades mecânicas, após a aplicação de outras correções de segurança. Se os materiais reais de construção excederem essas expectativas, a vida útil real pode exceder em muito a vida útil do projeto. Esta incerteza no comportamento do material é ilustrada na Figura 9 para um aço típico de rotores de turbina a vapor 1Cr-Mo-V. Com uma tensão de 83 MPa e uma temperatura de 540°C, a curva de projeto produz uma vida útil esperada de 11,4 anos. O uso da curva mínima ou da curva média pode resultar em uma vida esperada de 55 ou 266 anos, respectivamente. Uma dispersão experimental nos dados semelhante também é encontrada em relação a outras propriedades do material, levando a grandes incertezas na vida em fluência. As unidades operadas de forma conservadora podem ser operadas além de sua vida útil projetada. Por exemplo, se um material for submetido a tensões abaixo do projetado originalmente, ele pode operar por muitos anos além de sua vida útil. No início, o projeto de componentes era frequentemente baseado na extrapolação linear de dados de fluência de curto prazo para aproximar o comportamento de longo prazo. Dados de longo prazo agora estão disponíveis para muitos materiais padrão como resultado de esforços internacionais para coletar e analisar dados de ensaios de longo prazo. Em muitos casos, foi descoberto que as extrapolações lineares originais podem ter sido excessivamente conservadoras e que as vidas reais esperadas podem exceder as vidas do projeto. A maioria dos dados de fluência e tensão-ruptura usados nos projetos de componentes de alta temperatura são baseados em pequenas amostras testadas em laboratório.

Historicamente, nos estudos de fluência, mesmo diante de uma considerável dispersão nos dados experimentais, a grande maioria dos métodos paramétricos propostos não considera incertezas na formulação dos modelos de previsão de vida, tampouco tratam seus parâmetros como variáveis aleatórias. Em outras palavras, os métodos paramétricos tradicionalmente utilizados para prever a vida em fluência utilizam uma abordagem determinística. Nesse sentido, a informação final de previsão, o tempo de ruptura do material, não possui a confiabilidade necessária para ser aplicada em projetos reais com segurança. Como forma de demonstrar a dispersão presente nos dados experimentais de fluência, a Figura 10 mostra o resultado de um ensaio de fluência para o aço que está sendo estudado neste trabalho, o aço 1Cr-Mo-V.

Diante de modelos de previsão de vida em fluência pouco confiáveis, é necessário um alto custo e esforço de prevenção e monitoramento dos materiais em regime de fluência na indústria. Então, como a condição operacional de tensão mecânica e temperatura constantes é muito comum na indústria, grande parte dos recursos é destinado a manutenção e monitoramento devido a falta de precisão na informação de previsão. Sendo assim,

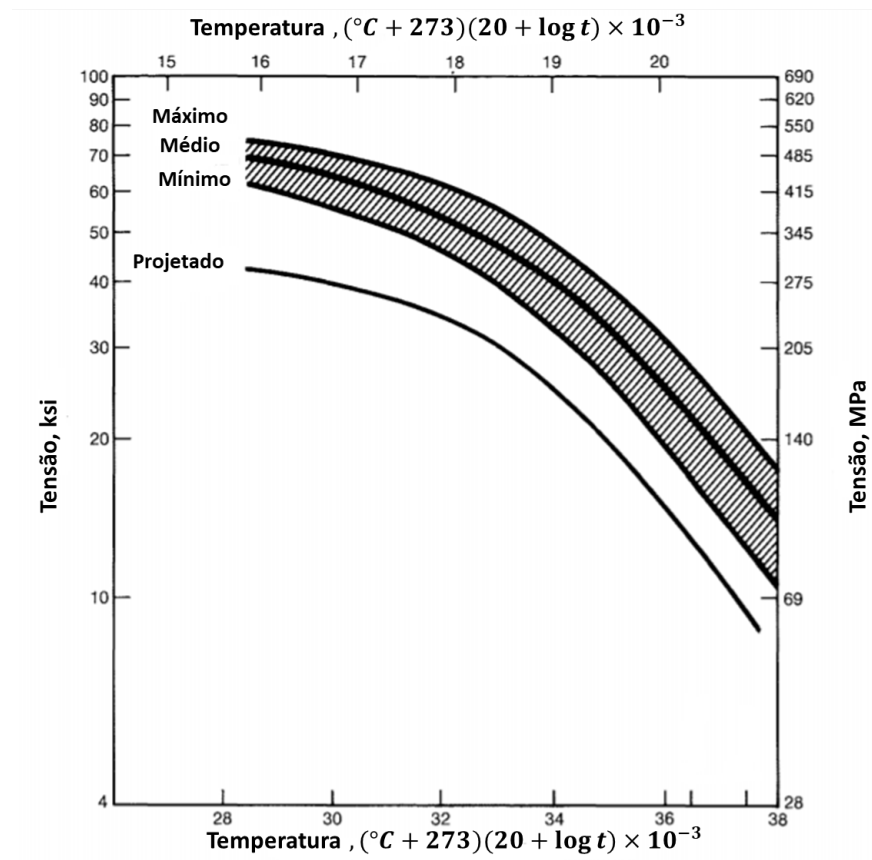


Figura 9 - Incerteza na avaliação da vida em fluência de um aço Cr-Mo-V devido à dispersão experimental nas propriedades desse material.

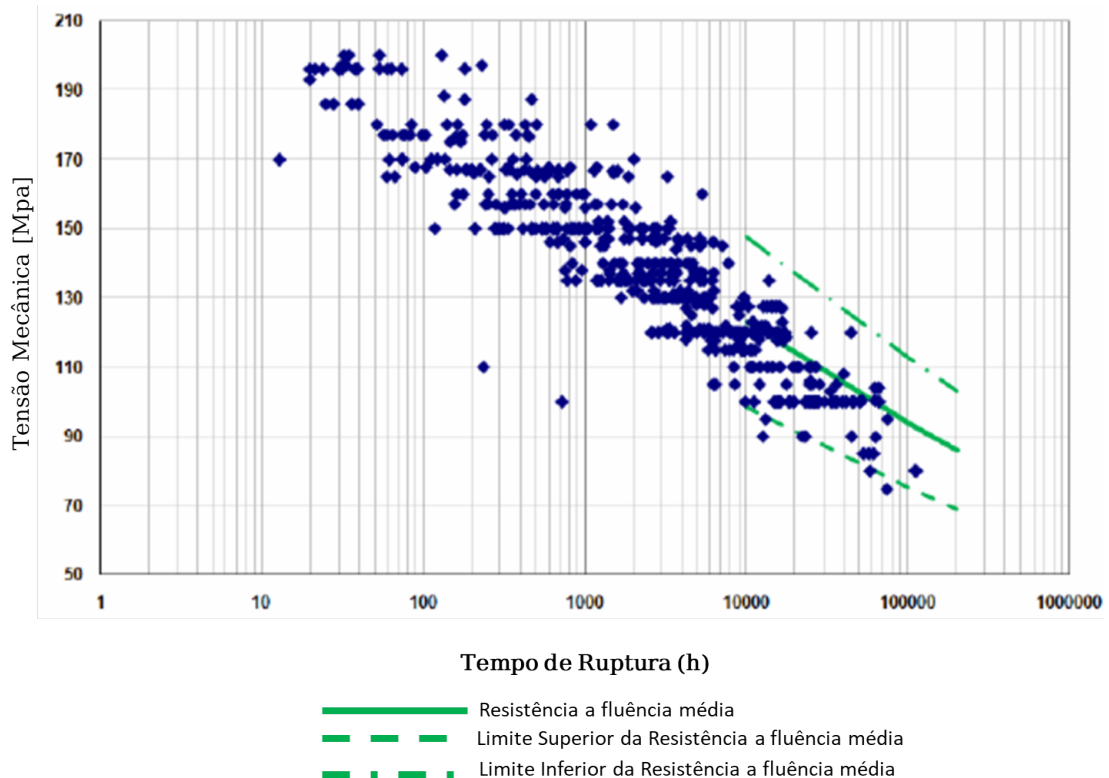


Figura 10 - Resultado de um ensaio de fluência para o aço 1Cr-Mo-V a 600°C evidenciando a notável dispersão experimental nos dados.

métodos paramétricos de previsão de vida em fluência mais confiáveis resultaria em uma redução significativa de custo, aumento de segurança e otimização da manutenção e do monitoramento (ABE; VISWANATHAN, 2008; BETTEN, 2015; CHARIT et al., 2013).

A partir destas limitações dos métodos paramétricos devido a ausência de quantificação de incertezas, pesquisas vem sendo feitas utilizando abordagens probabilísticas com o objetivo de preencher essa lacuna. É consenso geral que avaliações determinísticas convencionais que utilizam valores de pior caso para os parâmetros de entrada introduzem um conservadorismo exacerbado, além de ignorar as informações estatísticas que podem ser inferidas a partir dos dados experimentais. Sendo assim, difundir o uso de abordagens probabilísticas é fundamental para promover uma previsão de vida em fluência mais segura.

Esta seção tem por objetivo examinar parte da literatura disponível acerca de técnicas probabilísticas utilizadas nas avaliações de fluência. Ainda há poucos trabalhos com viés probabilístico nesta área de previsão de vida em fluência. A maioria dos trabalhos anteriores concentrou-se em avaliar o tempo de ruptura por fluência (DOGAN; CEYHAN; KOROUS, 2007; WALLACE; WANG; MAVRIS, 2003; LIU; MAVRIS, 2004). O assunto de avaliações probabilística para iniciação de trincas por fluência parece ser subexplorado, com exceção de (BRADFORD, 2014; HOLT; BRADFORD, 2012; CHEVALIER, 2013; BRADFORD, 2012). O ponto de partida para um avaliação probabilística básica

é tratar os parâmetros de entrada dos modelos como variáveis aleatórias e, em seguida, usar simulações de Monte Carlo para inferir a variabilidade do parâmetro de saída. Uma abordagem recorrente na literatura tem sido o tratamento estatístico dos dados de tempo de ruptura por fluência, deformação e crescimento de trincas para contabilizar a dispersão (NIKBIN; YATOMI; WASMER, 2003; DELPH; BERGER; HARLOW, 2010). Isso foi comumente alcançado por meio da incorporação de termos de erro estatístico (comumente tratados como variáveis aleatórias normalmente distribuídas) nos vários modelos físicos utilizados. Além disso, regressão linear de mínimos quadrados também é utilizada na literatura para caracterizar termos de erro. A regressão linear bayesiana também tem sido usada para caracterizar a variabilidade nas previsões do tempo de ruptura por fluência de modelos de extrapolação como, por exemplo, o modelo de Larson-Miller (IBISOGLU; MODARRES, 2015). Nestes trabalhos, a dispersão nos dados experimentais foi atribuída a diferentes fontes, incluindo: procedimentos e equipamentos de teste, métodos de análise de dados e interações entre modos de falhas por fluência (DOGAN; CEYHAN; KOROUS, 2007). Curiosamente, em (DELPH; BERGER; HARLOW, 2010) é feita uma distinção entre dispersão devido a variações dentro de um material específico (variações aleatórias atribuídas aos processos que o material sofreu) e variações entre diferentes moldes (por exemplo devido a diferenças nas composições químicas ou fabricação processos). Distribuições log-normais têm sido comumente adotadas para caracterizar estatisticamente a variabilidade das propriedades de alguns materiais (BRADFORD, 2014; DOGAN; CEYHAN; KOROUS, 2007; HOLT; BRADFORD, 2012), especialmente para modelos de fluência onde leis de potência são utilizadas. Para tensões mecânicas e temperaturas operacionais outras distribuições podem ser mais adequadas como é sugerido em (BRADFORD; HOLT, 2013). Além disso, no procedimento BS-PD6605 uma série de modelos foram ajustados com base nos dados de tempo de ruptura usando o método da máxima verossimilhança. Duas características principais deste procedimento foram o uso de distribuições Weibull e log-logístico para o erro com o objetivo de modelar a natureza estocástica dos dados (HOLDSWORTH, 2010; BULLOUGH; NORMAN, 2009). Alguns trabalhos anteriores (NIKBIN; YATOMI; WASMER, 2003) adotaram análises de sensibilidade simples usando cálculos determinísticos. Similarmente, em (DOGAN; CEYHAN; KOROUS, 2007) a sensibilidade foi avaliada correlacionando o parâmetro de saída ao parâmetro de entrada para estabelecer os parâmetros mais relevantes para o modelo (ou seja, aqueles que introduziram mais variabilidade nos parâmetros de saída). Finalmente, a questão de incorporar correlações entre os parâmetros de entrada (por exemplo, temperatura, tensão mecânica, taxa de deformação entre outros) é geralmente reconhecida por sua importância, mas não é amplamente tratada na literatura.

2 FRAMEWORK DE QUANTIFICAÇÃO DE INCERTEZAS

A Figura 11 mostra uma ilustração esquemática do *framework* de quantificação de incerteza completo, que é muito semelhante aos usados em (NISPEL et al., 2021) e (DIAS et al., 2019; DIAS et al., 2018).

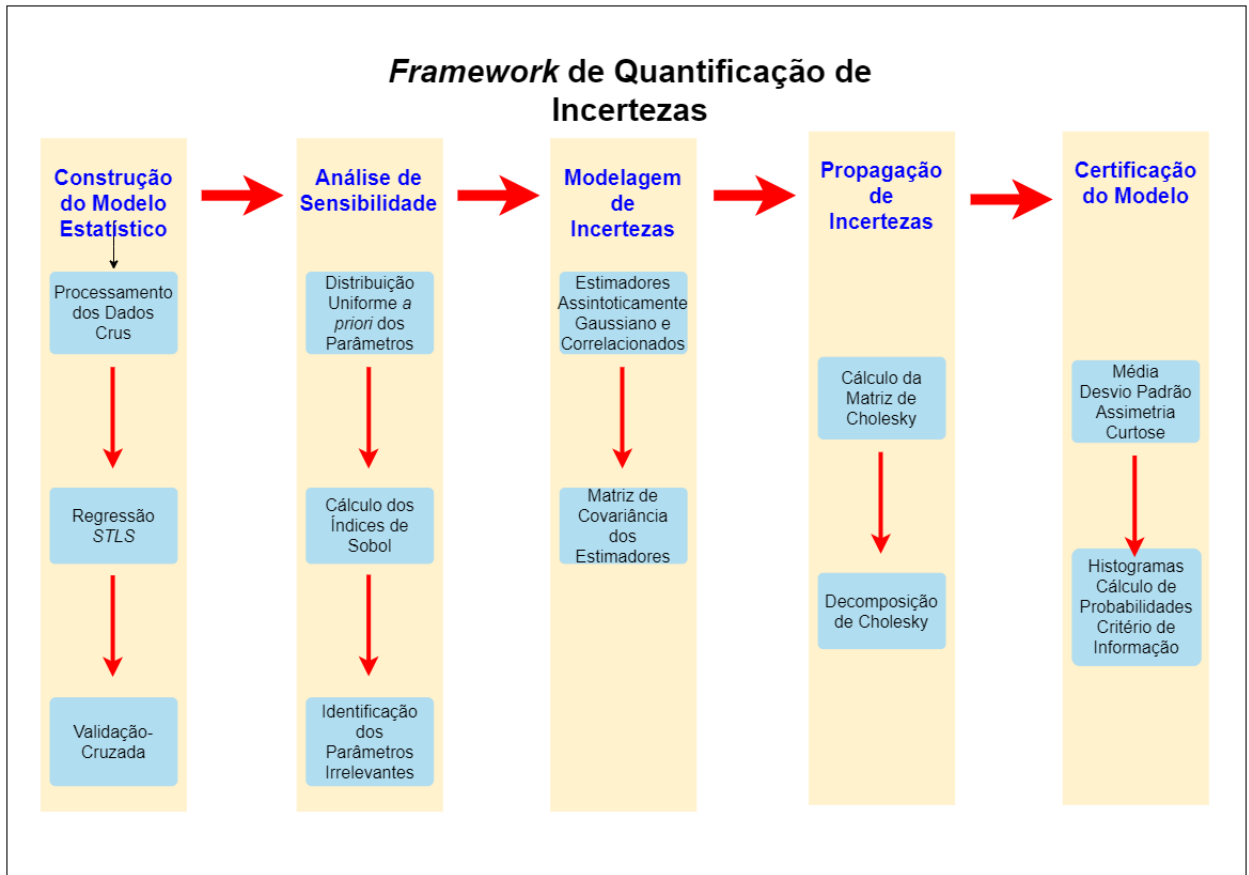


Figura 11 - Ilustração esquemática do framework probabilístico utilizado no trabalho.

2.1 Construção do modelo estatístico

No primeiro estágio do *framework* de quantificação de incerteza, o objetivo principal é estabelecer a relação entre os parâmetros empíricos (P_{LM} , P_{OSD} , P_{MS}) dos modelos determinísticos de fluência e a tensão mecânica (σ). Então, primeiro, os dados experimentais brutos são tratados para reduzir o efeito de *outliers* espúrios que podem distorcer a

análise. Isso é feito utilizando-se a técnica de *winsorizing*, limitando os valores extremos. Essa estratégia é baseada em definir todos os *outliers* para um percentil especificado, a aplicação da técnica de *winsorizing* de 90% substituiria todos os dados abaixo do 5 percentil pelo valor do 5 percentil e os dados acima do 95 percentil pelo valor do 95 percentil. Após esse processamento dos dados, inicia-se o processo de identificação da relação entre os parâmetros de cada modelo de fluência e a tensão mecânica.

Para isso, em uma perspectiva baseada em dados, um tipo de regressão esparsa chamada *Sequential Threshold Least-Square* (STLS) foi usado em conjunto com uma validação cruzada (BRUNTON; KUTZ, 2019). O STLS permitirá que a relação polinomial seja identificada sem presunções testando polinômios até o grau 8 e estabelecendo um valor limite de $\lambda = 0,1$ e $\lambda = 0,01$ para os coeficientes das potências do polinômio, eliminando assim os coeficientes irrelevantes para definir o melhor ajuste com base em um critério racional.

A validação cruzada foi usada para avaliar a capacidade preditiva de cada polinômio para estimar a precisão com que eles irão performar na prática e selecionar o melhor polinômio com base no critério da raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE) que é definido pela seguinte equação (KNAFL; DING, 2016):

$$RMSE = \left[\frac{\sum_i^N (Y_m - Y_o)^2}{N} \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (8)$$

onde Y_m é o valor previsto pelo modelo, Y_o é o valor experimental observado e N é a quantidade de observações experimentais.

Para fazer isso, a validação cruzada envolve particionar os dados experimentais em subconjuntos complementares, realizando a análise em um subconjunto (chamado de conjunto de treino) e validando a análise no outro subconjunto (chamado de conjunto de validação ou conjunto de teste). Depois disso, a soma do quadrado dos resíduos é calculada, os dados experimentais são embaralhados e o processo de particionamento é repetido. Cada grau de polinômio passa por 100 iterações de validação cruzada, de forma que ao final há um ranking com 800 avaliações de polinômios para cada modelo de fluência. O polinômio que possui o valor RSME mais baixo será selecionado. A Figura 12 mostra esquematicamente o processo de validação cruzada.

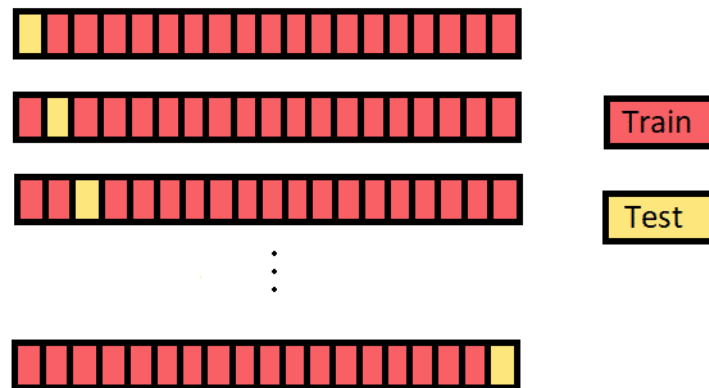


Figura 12 - Ilustração do processo de embaralhamento dos dados ao se utilizar a validação cruzada.

2.2 Análise de sensibilidade global

O objetivo geral da realização de uma análise de sensibilidade (AS) é identificar as principais fontes de variabilidade de cada saída do modelo introduzida pelos parâmetros de entrada. Quando um grande número de possíveis parâmetros de entrada é considerado, a análise de sensibilidade fornece uma ferramenta para identificar quais devem ser considerados com mais cuidado e quais podem ser omitidos das análises probabilísticas (ZENTUTI; BOOKER; BRADFORD, 2017). Para a variação dos parâmetros de entrada de cada modelo, foi utilizado um coeficiente de 5 % de variação, ou seja, cada parâmetro varia dentro de uma faixa correspondente a $[0,95P, 1,05P]$, onde P denota parâmetro de entrada. Isso é feito calculando-se os índices de sensibilidade, que são medidas das contribuições de variabilidade de cada parâmetro de entrada para a variabilidade geral da saída. Os índices de sensibilidade usados neste trabalho são os índices de Sobol. Existem várias abordagens para o cálculo dos índices de sensibilidade, neste trabalho é utilizado o método de Monte Carlo (MC) (KROESE; TAIMRE; BOTEV, 2011; Cunha Jr et al., 2014) e a Expansão Polinômio Caos (EPC) (GHANEM; SPANOS, 2003; XIU, 2010). O método de Monte Carlo é utilizado como referência e o EPC é utilizado para evitar erros de cancelamento no cálculo de índices de ordem superior e devido ao baixo custo computacional do método (SUDRET, 2008; CRESTAUX; MAÎTRE; MARTINEZ, 2009; MARELLI; SUDRET, 2014). Para o MC são utilizadas 10.000 amostras e para os coeficientes EPC os cálculos utilizam o método dos Mínimos Quadrados Ordinários, com 1.000 amostras e grau máximo de 10.

Sob uma perspectiva de caixa preta, qualquer modelo pode ser visto como uma função $Y = f(X)$, onde X é um vetor de d parâmetros de entrada incertos $X_1, X_2, \dots, X_d$, e

Y é uma saída do modelo univariado escolhido. Além disso, será assumido que as entradas são independentemente e uniformemente distribuídas, ou seja, $X_i \in [0, 1]$ para $i = 1, 2, \dots, d$ e a variável de saída do modelo $f(x)$ pode ser decomposta da seguinte forma (SOBOL, 1993):

$$Y = f_0 + \sum_{i=1}^d f_i(X_i) + \sum_{i < j}^d f_{ij}(X_i, X_j) + \dots + f_{1,2,\dots,d}(X_1, X_2, \dots, X_d), \quad (9)$$

onde f_0 é uma constante e f_i é uma função de X_i , f_{ij} uma função de X_i e X_j , etc. Uma condição desta decomposição é que,

$$\int_0^1 f_{i_1 i_2 \dots i_s}(X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_s}) d\mathbf{X}_k = 0, \text{ for } k = i_1, \dots, i_s, \quad (10)$$

ou seja, todos os termos na decomposição funcional são ortogonais. Isso leva a definições dos termos da decomposição funcional em termos de valores esperados condicionais,

$$f_0 = E(Y), \quad (11)$$

$$f_i(X_i) = E(Y|X_i) - f_0, \quad (12)$$

$$f_{ij}(X_i, X_j) = E(Y|X_i, X_j) - f_0 - f_i - f_j, \quad (13)$$

com base na definição dos termos da expansão de Sobol pode-se observar que f_i representa o efeito de variações em cada variável X_i , e f_{ij} é o efeito de variar X_i e X_j simultaneamente. Isso é conhecido como interação de segunda ordem. Os termos de ordem superior têm definições análogas.

Agora, assumindo ainda que $f(X)$ é quadrado-integrável, a decomposição funcional

pode ser elevada ao quadrado e integrada para dar,

$$\int_0^1 f^2(\mathbf{X})d\mathbf{X} - f_0^2 = \sum_{s=1}^d \sum_{i_1, \dots, i_s}^d \int f_{i_1 \dots i_s}^2 dX_{i_1} \dots dX_{i_s}, \quad (14)$$

Observe que o lado esquerdo é igual à variância de Y , e os termos do lado direito são termos de variância, agora decompostos em relação aos conjuntos de X_i . Isso finalmente leva à decomposição da expressão de variância,

$$\text{Var}(Y) = \sum_{i=1}^d V_i + \sum_{i < j}^d V_{ij} + \dots + V_{12\dots d}, \quad (15)$$

onde

$$V_i = \text{Var}_{X_i} (E_{\mathbf{X}_{\sim i}}(Y \mid X_i)), \quad (16)$$

$$V_{ij} = \text{Var}_{X_{ij}} (E_{\mathbf{X}_{\sim ij}}(Y \mid X_i, X_j)) - V_i - V_j, \quad (17)$$

e assim por diante. A notação $\mathbf{X}_i$ indica o conjunto de todas as variáveis exceto X_i . A decomposição de variância acima mostra como a variância da saída do modelo pode ser decomposta em termos atribuíveis a cada entrada, bem como os efeitos de interação entre eles. Juntos, todos os termos somam a variância total da saída do modelo.

Uma medida de sensibilidade baseada na variação direta S_i , chamada de índice de sensibilidade de primeira ordem:

$$S_i = \frac{V_i}{\text{Var}(Y)}, \quad (18)$$

Esta é a contribuição para a variância de saída do efeito principal de X_i , portanto, mede

o efeito de variar X_i sozinho. É padronizado pela variância total para fornecer uma contribuição fracionária. Índices de interação de ordem superior S_{ij} , S_{ijk} e assim por diante podem ser formados pela divisão de outros termos na decomposição da variância por $\text{Var}(Y)$. Observe que os índices de sensibilidade satisfazem a seguinte igualdade,

$$\sum_{i=1}^d S_i + \sum_{i<j}^d S_{ij} + \cdots + S_{12\dots d} = 1, \quad (19)$$

Usando S_i , S_{ij} e os índices de ordem superior dados acima, pode-se construir um gráfico que represente a importância de cada variável na determinação da variância de saída. Outra medida conhecida como índice de ordem total, S_{Ti} , é usada (HOMMA; SALTELLI, 1996; SALTELLI et al., 2010). Mede a contribuição para a variância de saída de X_i , incluindo toda a variância causada por suas interações, de qualquer ordem, com quaisquer outras variáveis de entrada. É dado como,

$$S_{Ti} = \frac{E_{\mathbf{X}_{\sim i}}(\text{Var}_{X_i}(Y | \mathbf{X}_{\sim i}))}{\text{Var}(Y)} = 1 - \frac{\text{Var}_{\mathbf{X}_{\sim i}}(E_{X_i}(Y | \mathbf{X}_{\sim i}))}{\text{Var}(Y)}, \quad (20)$$

observe que, ao contrário de S_i ,

$$\sum_{i=1}^d S_{Ti} \geq 1, \quad (21)$$

devido ao fato de que o efeito de interação entre, por exemplo, X_i e X_j são contabilizados em S_{Ti} e S_{Tj} . Na verdade, a soma de S_{Ti} só será igual a 1 quando o modelo for puramente aditivo.

2.3 Modelagem de incertezas

A terceira etapa do *framework* trata da modelagem de incertezas que é uma etapa fundamental para a quantificação de incertezas e serve para entender como se comporta a variabilidade dos parâmetros de entrada. Isso é feito através da determinação da função de distribuição de probabilidade de cada parâmetro. Para isso é necessário utilizar um

Tabela 1 - As quatro condições operacionais selecionadas.

Condição Experimental	Tensão [MPa]	Temperatura [°C]
1	137	550
2	333	550
3	47	650
4	137	650

critério racional para determinar a função de distribuição de probabilidade evitando assim o uso de presunções que possam mascarar o verdadeiro comportamento da variabilidade (SOIZE, 2017; Cunha Jr, 2017). No entanto, em um modelo, nem todos os parâmetros de entrada podem ser considerados variáveis aleatórias devido à sua natureza ou à forma como o experimento é realizado. Nos modelos de fluência tratados neste trabalho, a temperatura (T) e a tensão mecânica (σ) são tratadas como variáveis de controle devido à forma como o experimento de fluência foi conduzido durante a produção dos dados experimentais (em um teste de fluência, temperatura e tensão mecânica são definidas para determinar as condições experimentais) e, portanto, não foi necessário quantificar as incertezas associadas a esses parâmetros de entrada (EVANS, 2001). No entanto, apenas na etapa de análise de sensibilidade a tensão mecânica e a temperatura foram tratadas como variável aleatória para verificar o quanto essas variáveis de controle podem influenciar na resposta e demonstrar a importância de um controle de qualidade dessas variáveis. Quatro diferentes condições experimentais foram investigadas neste trabalho com o objetivo de simular condições de campo de uma usina e identificar como a tensão mecânica e a temperatura afetam o tempo de ruptura do material. A Tabela 1 apresenta as quatro condições experimentais utilizadas.

Por outro lado, os coeficientes polinomiais que definem a relação entre os parâmetros empíricos (P_{LM} , P_{OSD} , P_{MS}) e a tensão mecânica (σ), e a constante empírica de cada modelo (C_{LM} , C_{OSD} , C_{MS}) são tratados como variáveis aleatórias. Pelo Teorema Central do Limite, os estimadores das variáveis aleatórias anteriores são assintoticamente Gaussianos; portanto, uma distribuição gaussiana multivariada é selecionada para descrever suas estatísticas conjuntas. Denotando por $\mathbf{X}$ o vetor aleatório cujos componentes são os coeficientes polinomiais e a constante empírica C , sua Função Densidade de Probabilidade (FDP) conjunta é a bem conhecida FDP Gaussiana multivariada fornecida por

$$p_X(x; \mu_X, \Sigma_X) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \Sigma_X^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_X)^T [\Sigma_X^{-1}] (x - \mu_X) \right\}, \quad (22)$$

onde n é o número de variáveis aleatórias selecionadas pela análise de sensibilidade global; e $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{X}}$ e $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}}$ denotam, respectivamente, o vetor e a matriz de covariância para as variáveis aleatórias selecionadas pela análise de sensibilidade global. O vetor médio esperado é o estimador de mínimos quadrados dos parâmetros de entrada selecionados pela análise de sensibilidade global. A matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}}$ é calculada a partir da seguinte expressão (SMITH, 2013):

$$\boldsymbol{\Sigma} = \sigma^2 (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}, \quad (23)$$

onde σ^2 é a variância do resíduo entre o tempo de ruptura estimado e o tempo de ruptura experimental e $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}$ é a matriz inversa que aparece na equação matricial que fornece os estimadores de mínimos quadrados para os parâmetros de entrada selecionados pela análise de sensibilidade global. A incerteza dos parâmetros do modelo é, portanto, totalmente descrita pela FDP Gaussiana multivariada na Eq. (22), o vetor médio $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{X}}$ e a matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{X}}$. A próxima etapa é quantificar como a incerteza dos parâmetros do modelo afetam a incerteza dos parâmetros de saída de interesse (QoIs) calculadas a partir dos modelos paramétricos de fluência. Aqui, o tempo de ruptura por fluência é a quantidade de interesse.

Com a função de probabilidade (FDP) e a matriz de covariância, descrevemos completamente a incerteza dos parâmetros de entrada, bem como sua correlação. Depois disso, é possível verificar como a variabilidade dos parâmetros de entrada afeta o comportamento de resposta de cada modelo.

2.4 Propagação de incertezas

O estágio de propagação da incerteza, consiste em gerar amostras dos parâmetros de entrada de cada modelo a partir de suas respectivas funções de distribuição de probabilidade e usá-las para calcular amostras da quantidade de interesse (t_r) usando o modelo. Para realizar esta análise é utilizado o Método de Monte Carlo com 10.000 amostras, podemos dividir este método em três etapas gerais: pré-processamento, processamento e pós-processamento conforme mostrado na Figura 13.

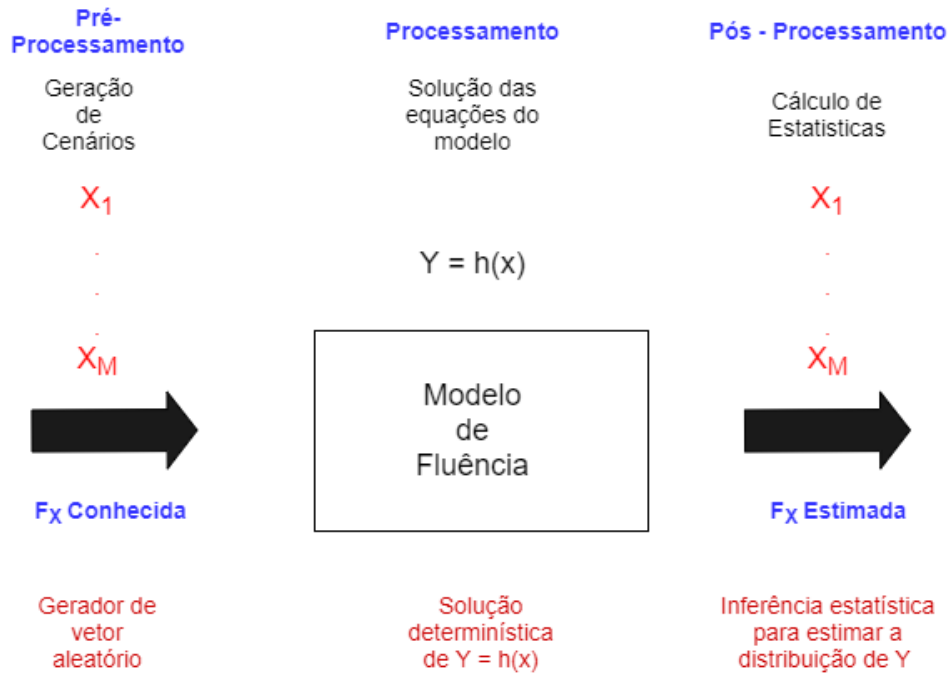


Figura 13 - Ilustração esquemática das três etapas gerais do método de Monte Carlo: pré-processamento, processamento e pós-processamento.

Na etapa de pré-processamento para gerar as amostras dos parâmetros de entrada de cada modelo é utilizada a decomposição de Cholesky devido à correlação entre esses parâmetros. Assim, a matriz de covariância de cada modelo é decomposta para dar uma matriz triangular inferior (L) tal que (GOLUB; LOAN, 1996):

$$\Sigma_X = LL^T, \quad (24)$$

aplicar esta matriz (L) a um vetor de amostra aleatório gaussiano não correlacionada $u \sim N(0, I)$ e adicionar ao vetor médio dos parâmetros de entrada (m) produz um vetor de amostra (x) com as propriedades de covariância do sistema analisado (GENTLE, 2003).

$$x = m + Lu, \quad (25)$$

Agora, na etapa de processamento, a solução de cada modelo de fluência é calculada a partir das respectivas amostras geradas dos parâmetros de entrada, de forma que ao final 10.000 amostras da quantidade de interesse (QoI), o tempo de ruptura (t_r) são geradas.

Por fim, na etapa de pós-processamento várias análises são realizadas para garantir que as distribuições de probabilidade obtidas sejam representativas da realidade física do fenômeno investigado e para descrever o comportamento da variabilidade do tempo de ruptura (t_r). Nesse sentido, é produzido o histograma do tempo de ruptura para as quatro condições operacionais investigadas para cada modelo de fluência e são calculadas algumas estatísticas, como média, desvio padrão, coeficiente de variação, *Assimetria* e curtose. Essas estatísticas são comparadas com resultados experimentais para validação.

2.5 Certificação dos modelos

De posse das amostras de tempo de ruptura obtidas através do método de Monte Carlo, a última etapa do *framework* de quantificação de incertezas consiste na obtenção da função densidade de probabilidade do tempo de ruptura. Neste trabalho, esta função densidade de probabilidade é calculada utilizando a técnica não-paramétrica de estimadores de densidade Kernel, possibilitando o cálculo de probabilidades de interesse que irão melhorar a qualidade da informação de previsão. Essas probabilidades também são comparadas com os valores experimentais do tempo de ruptura como forma de verificação dos modelos probabilísticos.

Além disso, a etapa de certificação também tem como objetivo selecionar o modelo mais apropriado dentre uma lista de possíveis modelos a partir de um critério racional. Neste trabalho, há três modelos e um conjunto de dados experimentais. Diante desse cenário, a tarefa de seleção de modelos é identificar o modelo que melhor representa o conjunto de dados experimentais disponíveis com a menor complexidade possível. Isso é feito utilizando métricas estatísticas para quantificar tanto o desempenho do modelo na previsão quanto a complexidade do modelo a partir dos critérios de informação de Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC). A seleção de modelo probabilístico ou, critérios de informação, fornecem uma técnica analítica para pontuação e escolha entre modelos candidatos. O benefício dessas estatísticas dos critérios de informação é que elas não requerem um conjunto de teste para validação (BROWNLEE, 2019; GELMAN et al., 2013).

Ao estimar a quantidade de informação perdida por um modelo definida pela soma do quadrado dos resíduos, o desempenho do modelo pode ser avaliado usando uma estrutura probabilística. A complexidade do modelo pode ser avaliada como o número de graus de liberdade ou parâmetros no modelo. Outro benefício dos métodos de seleção de modelo probabilístico é que um conjunto de dados de teste não é necessário, o que significa que todos os dados podem ser usados para ajustar o modelo e o modelo final que será usado para predição no domínio pode ser pontuado diretamente. Uma limitação dos

métodos de seleção de modelo probabilístico é que a mesma estatística geral não pode ser calculada em uma gama de diferentes tipos de modelos. Em vez disso, a métrica deve ser derivada cuidadosamente para cada modelo.

Cada estatística pode ser calculada usando a função de log-verossimilhança para o modelo e os dados. A função de log-verossimilhança vem da estimativa de máxima verossimilhança, uma técnica para encontrar ou otimizar os parâmetros de um modelo em resposta a um conjunto de dados de treinamento.

O critério AIC é apresentado na seguinte equação:

$$AIC = 2k - 2 \ln L, \quad (26)$$

onde k é o número de parâmetros no modelo e L é a log-verossimilhança do modelo no conjunto de dados de treinamento.

A pontuação, conforme definido acima, é minimizada, ou seja, o modelo com o valor AIC mais baixo é selecionado.

O método BIC é apresentado na seguinte equação:

$$BIC = k \ln n - 2 \ln L, \quad (27)$$

onde L é o log-verossimilhança do modelo, n é o número de amostras no conjunto de dados de treinamento e k é o número de parâmetros no modelo.

Como o método AIC, a pontuação conforme definido acima é minimizada, ou seja, o modelo com o BIC mais baixo é selecionado (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2016; KONISHI; KITAGAWA, 2010).

O BIC é baseado, em parte, na função de verossimilhança e está intimamente relacionado ao critério de informação de Akaike (AIC).

Em comparação com o método BIC, a estatística AIC penaliza menos modelos complexos, o que significa que pode colocar mais ênfase no desempenho do modelo no conjunto de dados de treinamento e, por sua vez, selecionar modelos mais complexos (HASTIE; FRIEDMAN, 2012; KONISHI; KITAGAWA, 2010).

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1 Construção do modelo estatístico

Conforme mencionado no capítulo anterior, a primeira etapa consiste na aplicação da técnica de *winsorizing* a dados experimentais brutos para o aço 1Cr-Mo-V extraídos do banco de dados do *National Institute for Material Science* (NIMS) para estabelecer com segurança a relação entre os parâmetros empíricos (P_{LM} , P_{OSD} , P_{MS}) e a tensão mecânica (σ) para cada modelo de fluência. O resultado desse processamento nos dados experimentais pode ser observado na Figura 14.

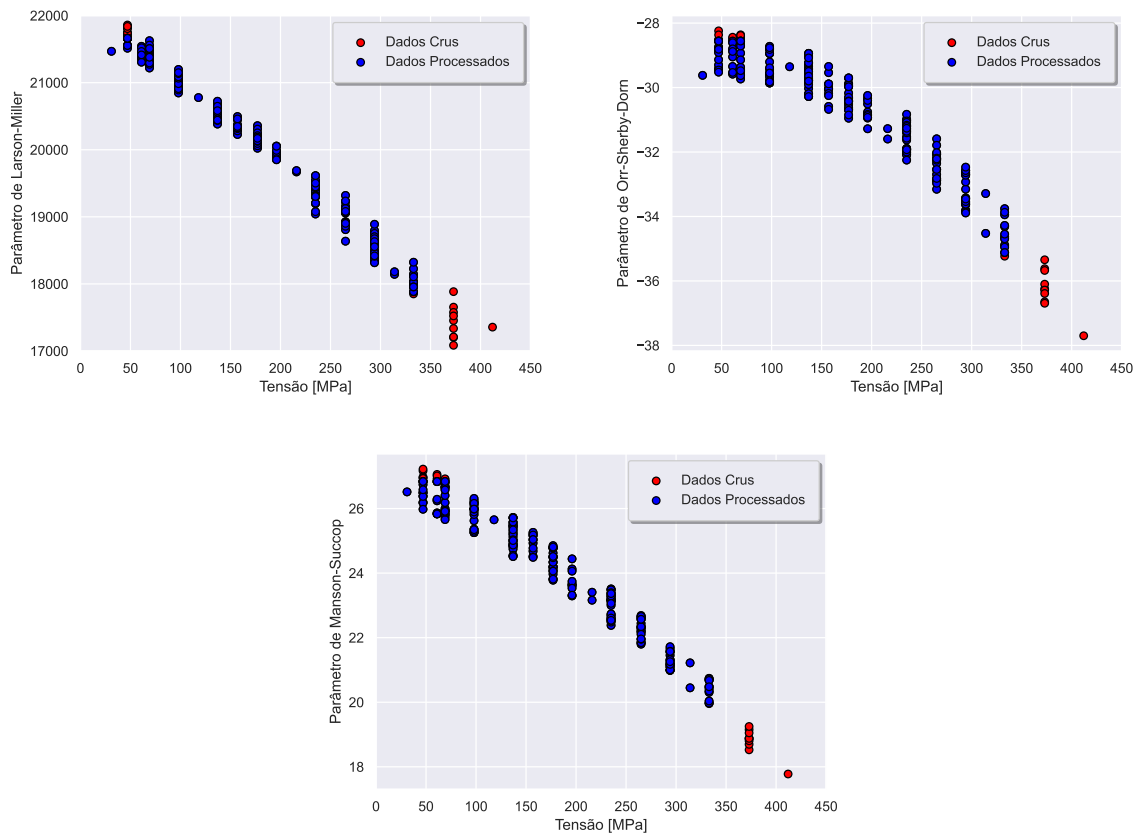


Figura 14 - Dados experimentais processados pela técnica de *winsorizing*.

Após este tratamento dos dados experimentais, é implementada a *Sequential Threshold Least-Square* (STLS) em conjunto com a validação cruzada. O STLS elimina os coeficientes polinomiais irrelevantes com base nos valores limite $\lambda = 0,1$ e $\lambda = 0,01$.

As Tabelas 2, 3, 4 mostram o valor médio de cada coeficiente polinomial para cada

Tabela 2 - O valor médio de cada coeficiente polinomial para cada grau de regressão para todas as iterações de validação cruzada para o modelo de Larson-Miller.

Grau Polinomial	Valor Limite	
	$\lambda = 0,1$	$\lambda = 0,01$
1	$22202,0 - 12,0 \sigma$	$22205,0 - 12,0 \sigma$
2	$22190,0 - 11,9 \sigma$	$21580,0 - 11,7 \sigma$
3	$21863,0 - 4,8 \sigma$	$21876,0 - 4,9 \sigma - 0,04 \sigma^2$
4	$22502,0 - 23,9 \sigma + 0,13 \sigma^2$	$22484,0 - 23,2 \sigma + 0,13 \sigma^2$
5	$22112,0 - 9,3 \sigma$	$22127,0 + 35,1 \sigma - 0,8 \sigma^2$
6	$21160,3 + 34,5 \sigma - 0,78 \sigma^2$	$21158,0 - 9,8 \sigma - 0,04 \sigma^2$
7	$21152,0 + 35,0 \sigma - 0,79 \sigma^2$	$20873,0 + 50,86 \sigma - 1,12 \sigma^2$
8	$19117,0 + 167,9 \sigma - 4,17 \sigma^2$	$18747,0 + 190,3 \sigma - 4,7 \sigma^2 + 0,06 \sigma^3$

grau de regressão para todas as 100 iterações de validação cruzada para cada modelo de fluência.

Pode-se ver que polinômios até o grau 3 foram selecionados aplicando o valor limite de $\lambda = 0,01$ e $\lambda = 5.0 \times 10^{-6}$, que é compatível com o comportamento dos dados experimentais para cada modelo de fluência, O polinômio selecionado como representativo da relação entre o parâmetro empírico e a tensão mecânica é aquele que apresenta o menor valor da soma do quadrado do resíduo, Para o modelo de Larson-Miller, o menor valor RSME é 45,9 que corresponde ao polinômio $22205,0 - 12,0\sigma$, para o modelo de Orr-Sherby-Dorn o menor valor RSME é 15,7 que corresponde ao polinômio $-26,3 - 0,0016\sigma - 0,000034\sigma^2$ e para o modelo de Manson-Succop o menor valor RSME é 15,9 que corresponde ao polinômio $24,8 - 0,011\sigma - 0,000019\sigma^2$, mostrando que os relacionamentos são funções afins:

$$P_{LM}(\sigma) = 22205,0 - 12,0\sigma \quad (28)$$

$$P_{OSD}(\sigma) = -28,8 - 0,0021\sigma - 0,000045\sigma^2 \quad (29)$$

Tabela 3 - O valor médio de cada coeficiente polinomial para cada grau de regressão para todas as iterações de validação cruzada para o modelo de Orr-Sherby-Dorn model.

Grau Polinomial	Valor Limite	
	$\lambda = 5.0 \times 10^{-5}$	$\lambda = 5.0 \times 10^{-6}$
1	$-27,5 - 0,02\sigma$	$-27,3 - 0,02\sigma$
2	$-28,7 - 0,0021\sigma$	$-26,3 - 0,0016\sigma - 0,000034\sigma^2$
3	$-29,7 - 0,02\sigma - 0,00017\sigma^2$	$-29,9 - 0,02\sigma - 0,00018\sigma^2$
4	$-28,6 - 0,01\sigma - 0,00013\sigma^2$	$-29,9 - 0,002\sigma - 0,00054\sigma^2$
5	$-30,2 - 0,05\sigma - 0,00062\sigma^2$	$-29,6 - 0,02\sigma - 0,000024\sigma^2$
6	$-31,0 - 0,08\sigma - 0,0012\sigma^2$	$-28,7 - 0,02\sigma - 0,00043\sigma^2$
7	$-28,3 - 0,07\sigma - 0,0019\sigma^2$	$-26,6 - 0,13\sigma + 0,0028\sigma^2 - 0,000029\sigma^3$
8	$-29,4 - 0,0052\sigma - 0,000074\sigma^2$	$-26,0 - 0,17\sigma + 0,0038\sigma^2 - 0,000043\sigma^3$

Tabela 4 - O valor médio de cada coeficiente polinomial para cada grau de regressão para todas as iterações de validação cruzada para o modelo de Manson-Succop.

Grau Polinomial	Valor Limite	
	$\lambda = 5.0 \times 10^{-5}$	$\lambda = 5.0 \times 10^{-6}$
1	$27,8 - 0,02\sigma$	$27,9 - 0,02\sigma$
2	$27,5 - 0,016\sigma - 0,000015\sigma^2$	$24,8 - 0,011\sigma - 0,000019\sigma^2$
3	$26,6 + 0,00051\sigma - 0,000098\sigma^2$	$26,6 + 0,0014\sigma - 0,00011\sigma^2$
4	$27,9 - 0,04\sigma + 0,00027\sigma^2$	$27,8 - 0,03\sigma + 0,00018\sigma^2$
5	$27,2 - 0,01\sigma - 0,000073\sigma^2$	$26,4 + 0,018\sigma - 0,00044\sigma^2$
6	$26,6 - 0,01\sigma - 0,00052\sigma^2$	$25,5 - 0,06\sigma - 0,0011\sigma^2 + 0,0000082\sigma^3$
7	$27,6 - 0,04\sigma - 0,00065\sigma^2$	$28,9 - 0,1\sigma + 0,0028\sigma^2 - 0,000033\sigma^3$
8	$23,5 + 0,2\sigma - 0,0062\sigma^2 + 0,000083\sigma^3$	$24,5 + 0,2\sigma - 0,0046\sigma^2 + 0,000065\sigma^3$

$$P_{MS}(\sigma) = -27,5 - 0,016\sigma - 0,000015\sigma^2 \quad (30)$$

A Figura 15 mostra o gráfico da relação polinomial entre cada parâmetro (P_{LM} , P_{OSD} , P_{MS}) e a tensão mecânica com os dados experimentais.

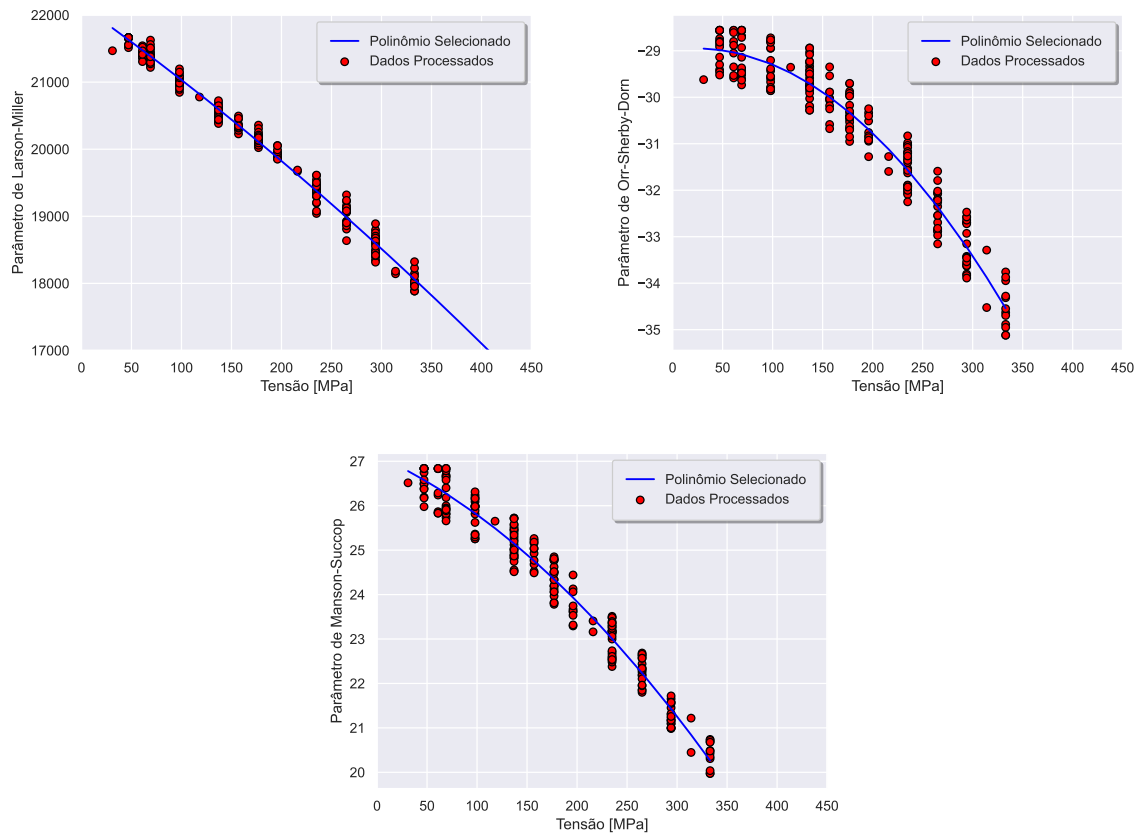


Figura 15 - A relação polinomial entre cada parâmetro empírico e a tensão mecânica.

3.2 Análise de sensibilidade global

No estágio de análise de sensibilidade global, vários cálculos foram realizados para avaliar a sensibilidade do parâmetro de saída em relação a várias condições de entrada para os modelos de fluência investigados. O conjunto completo de resultados da análise de sensibilidade global para cada modelo de fluência é mostrado nas Figuras 16, 17 e 18 que indicam que os coeficientes a_0, σ, T, C dominam os resultados de tempo de ruptura probabilística para o modelo de Larson-Miller e a_0, a_1, T, σ, C para os modelos de Orr-Sherby-Dorn e Manson-Succop. Outro resultado importante obtido é a relevância da interação entre os parâmetros de entrada, mostrando a importância de selecionar criteriosamente as condições operacionais e como uma pequena alteração em algum desses parâmetros pode ter um efeito drástico no tempo de ruptura do material.

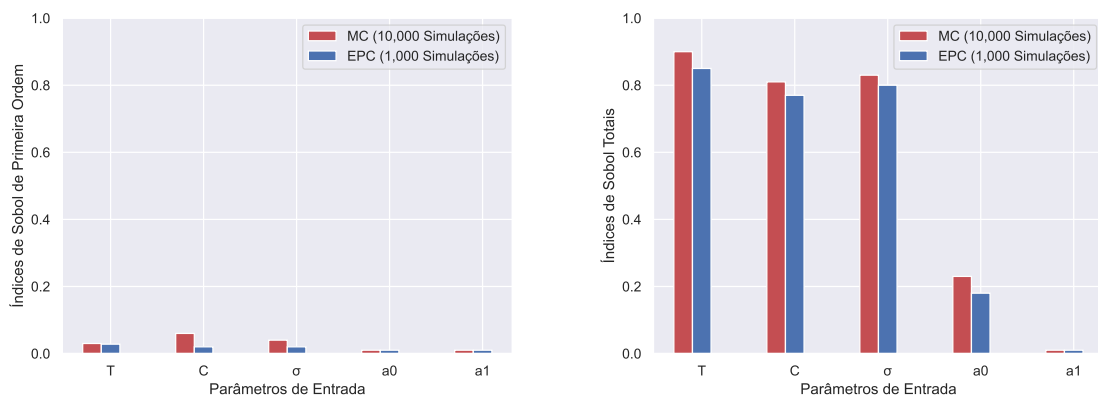


Figura 16 - Índices de Sobol de primeira ordem (esquerda) e total (direita) para o modelo de Larson-Miller.

A partir da análise dos gráficos, o que se pode observar é que o método MC e o ECP convergiram, resultando em valores muito próximos para os índices de Sobol para ambos os métodos. Além disso, pode-se observar que o efeito isolado da variabilidade dos parâmetros de entrada não afeta significativamente a resposta, uma vez que os valores dos índices de Sobol de primeira ordem dos parâmetros são menores que 0,1. O que é relevante para o tempo de ruptura é o forte efeito de interação entre os parâmetros. Os índices de Sobol do parâmetro a_1 para o modelo Larson-Miller e os índices de Sobol do parâmetro a_2 para os modelos Orr-Sherby-Dorn e Manson-Succop não obtiveram valores relevantes, indicando que a variabilidade destes parâmetros não é capaz de afetar a resposta e, portanto, os modelos podem ser reduzidos e esses parâmetros podem ser elimi-

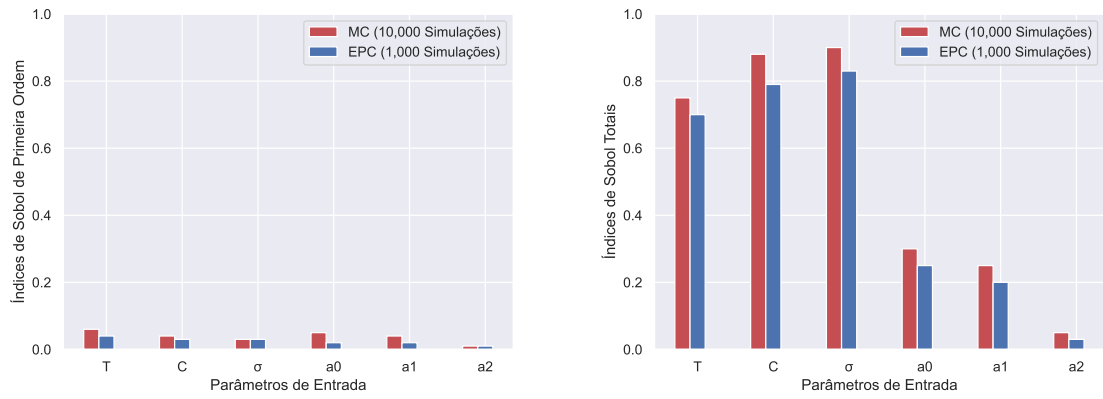


Figura 17 - Índices de Sobol de primeira ordem (esquerda) e total (direita) para o modelo de Orr-Sherby-Dorn,

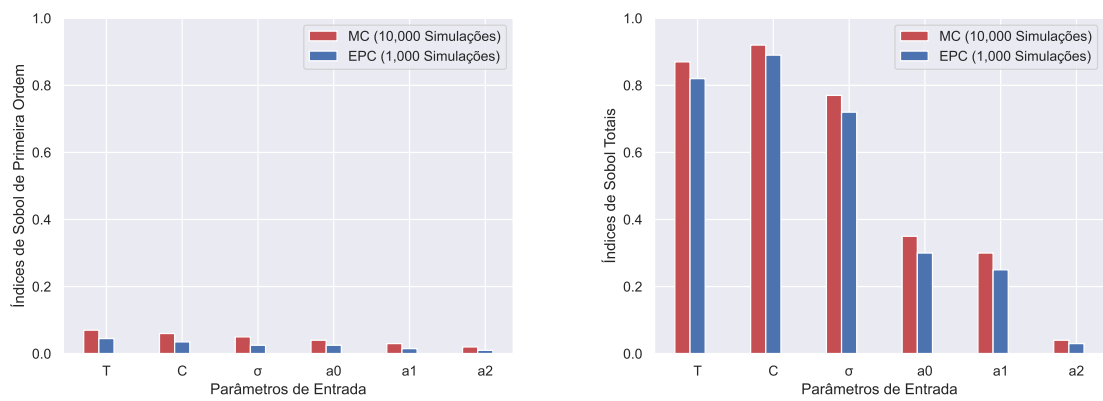


Figura 18 - Índices de Sobol de primeira ordem (esquerda) e total (direita) para o modelo de Manson-Succop.

nados das análises subsequentes. Além disso, no apêndice, uma análise completa baseada em expansão em série de Taylor foi realizada para demonstrar como apenas os índices de Sobol até a ordem 5 afetam a resposta de cada modelo de fluência.

3.3 Modelagem de incertezas

Para os modelos de Larson-Miller, Orr-Sherby-Dorn e Manson-Succop estão apresentados abaixo o vetor dos parâmetros de entrada (x), o vetor de valores médios esperados (μ_X) e o número de parâmetros do modelo (n):

$$\begin{aligned} x_{LM} &= [a_0, a_1, C] , \\ \mu_{X_{LM}} &= [2.6 \times 10^4, -9.3, 2.3 \times 10^1] , \\ n_{LM} &= 3 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x_{OSD} &= [a_0, a_1, a_2, C] , \\ \mu_{X_{OSD}} &= [-18.3, -9.2 \times 10^{-3}, -1.6 \times 10^{-5}, 2.1 \times 10^4] , \\ n_{OSD} &= 4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x_{MS} &= [a_0, a_1, a_2, C] , \\ \mu_{X_{MS}} &= [-1.8 \times 10^1, -9.1 \times 10^{-3}, -1.6 \times 10^{-5}, -2.1 \times 10^{-5}] , \\ n_{MS} &= 4 \end{aligned}$$

Como as funções de densidade de probabilidade são gaussianas, a matriz de covariância Σ_X dos estimadores de cada modelo pode ser calculada diretamente a partir do método detalhado nas seções anteriores por meio da Eq. 23. A matriz de covariância para os estimadores dos parâmetros de entrada de cada modelo é apresentada a seguir:

$$\begin{aligned} (\Sigma_X)_{LM} &= \begin{bmatrix} 4.9 \times 10^{-6} & 1.7 \times 10^{-3} & 4.1 \times 10^{-3} \\ 1.7 \times 10^{-3} & 7.0 \times 10^{-1} & 1.4 \\ 4.1 \times 10^{-3} & 1.4 & 3.3 \end{bmatrix} \\ (\Sigma_X)_{OSD} &= \begin{bmatrix} 3.1 & 2.5 & 5.3 \times 10^{-3} & 3.6 \times 10^{-3} \\ 2.5 & 1.7 \times 10^{-1} & 4.8 \times 10^{-2} & 8.2 \times 10^{-1} \\ 5.3 \times 10^{-3} & 4.8 \times 10^{-2} & 1.4 \times 10^{-4} & 2.1 \times 10^{-2} \\ 3.6 \times 10^{-3} & 8.2 \times 10^{-1} & 2.1 \times 10^{-2} & 4.4 \times 10^{-6} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$(\Sigma_X)_{MS} = \begin{bmatrix} 4.6 & 3.2 & 6.7 \times 10^{-3} & -3.6 \times 10^{-3} \\ 3.2 & 2.6 \times 10^{-2} & 1.6 \times 10^{-1} & -3.5 \times 10^{-2} \\ 6.7 \times 10^{-3} & 1.6 \times 10^{-1} & 6.9 \times 10^{-3} & 1.7 \times 10^{-3} \\ -3.6 \times 10^{-3} & -3.5 \times 10^{-2} & 1.7 \times 10^{-3} & 7.2 \times 10^{-5} \end{bmatrix}$$

Com a função de distribuição de probabilidade e a matriz de covariância, descrevemos completamente a incerteza dos parâmetros, bem como sua correlação. A partir destes resultados, é possível verificar como a variabilidade dos parâmetros de entrada afeta o comportamento de resposta de cada modelo com a etapa de propagação de incertezas.

3.4 Resultados da propagação de incertezas

Então, ao gerar 10.000 amostras de cada parâmetro de entrada de cada modelo de fluência a partir da respectiva distribuição de probabilidade conjunta é possível propagar as incertezas dos parâmetros de entrada nos respectivos modelos para as quatro condições operacionais selecionadas mostradas na Tabela 1. Com isso, obtém-se 10.000 amostras do tempo de ruptura de cada modelo de fluência e geram-se histogramas para as condições experimentais selecionadas.

As Figuras 19, 20 e 21 mostram o histograma das 10.000 amostras do tempo de ruptura (t_r) obtido após a propagação das incertezas dos parâmetros de entrada no modelo de Larson-Miller, Orr-Sherby-Dorn e Manson-Succop respectivamente para as quatro condições operacionais selecionadas. Para melhor compreender o comportamento das incertezas associadas ao tempo de ruptura, também foram calculadas algumas estatísticas, como média, desvio padrão, assimetria, curtose e coeficiente de variação. Todas essas estatísticas estão condensadas nas Tabelas 5, 6 e 7 para cada modelo de fluência de acordo com suas respectivas condições experimentais para comparação.

Tabela 5 - Estatísticas para o tempo de ruptura do modelo de Larson-Miller para todas as condições experimentais selecionadas.

	Condição 1	Condição 2	Condição 3	Condição 4
Média	134.810h	1.774h	10.574h	106h
Desvio Padrão	337.025h	3.140h	21.888h	240h
Assimetria	3,0	2,2	2,2	2,9
Curtose	9,2	4,2	4,2	8,7
Coefficiente de Variação	225%	177%	207%	219%

Tabela 6 - Estatísticas para o tempo de ruptura do modelo de Orr-Sherby-Dorn para todas as condições experimentais selecionadas.

	Condição 1	Condição 2	Condição 3	Condição 4
Média	103.986h	520h	9.915h	704h
Desvio Padrão	200.718h	1.585h	19.677h	1.650h
Assimetria	2,4	4,3	2,6	3,2
Curtose	5,6	19,8	6,2	10,4
Coefficiente de Variação	190%	304%	198%	234%

Tabela 7 - Estatísticas para o tempo de ruptura do modelo de Manson-Succop para todas as condições experimentais selecionadas.

	Condição 1	Condição 2	Condição 3	Condição 4
Média	202.235h	2.694h	8.098h	691h
Desvio Padrão	410.148h	7.583h	18.079h	1.726h
Assimetria	2,6	3,7	2,8	3,2
Curtose	6,0	14,5	7,9	10,2
Coefficiente de Variação	202%	280%	223%	249%

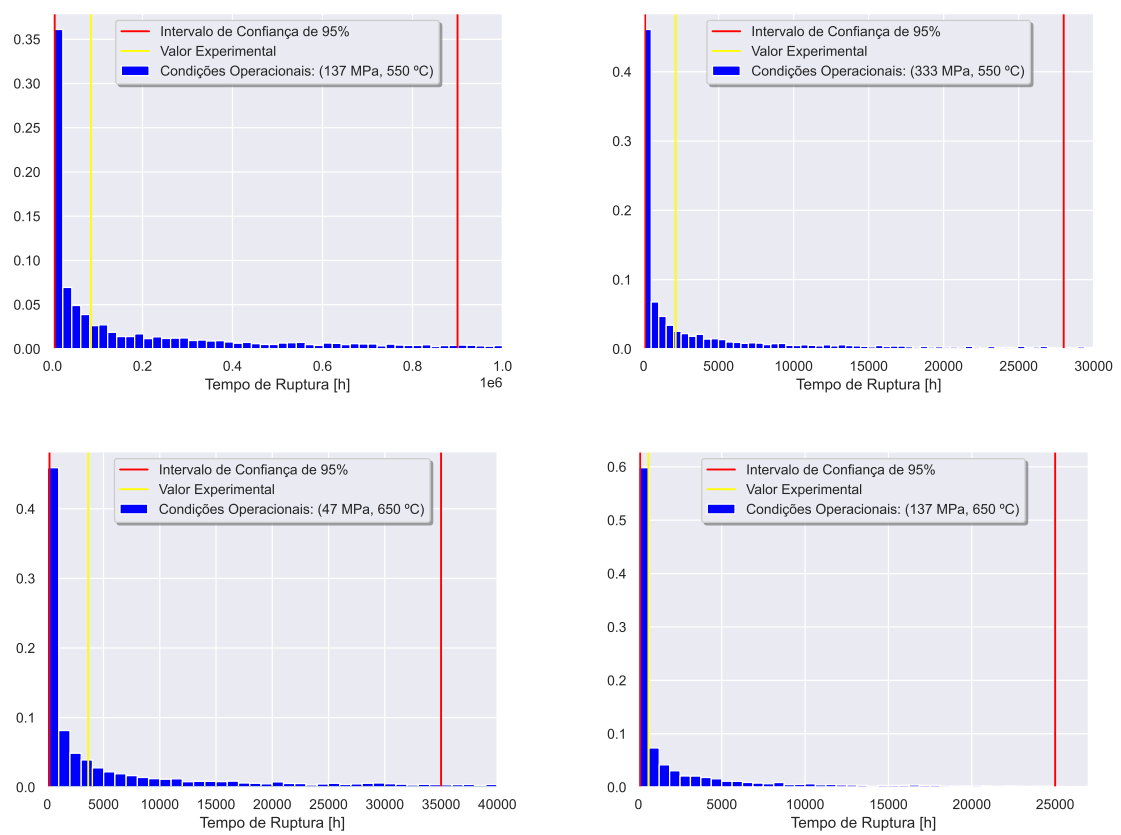


Figura 19 - Histogramas do tempo de ruptura do modelo de Larson-Miller para todas as condições operacionais selecionadas

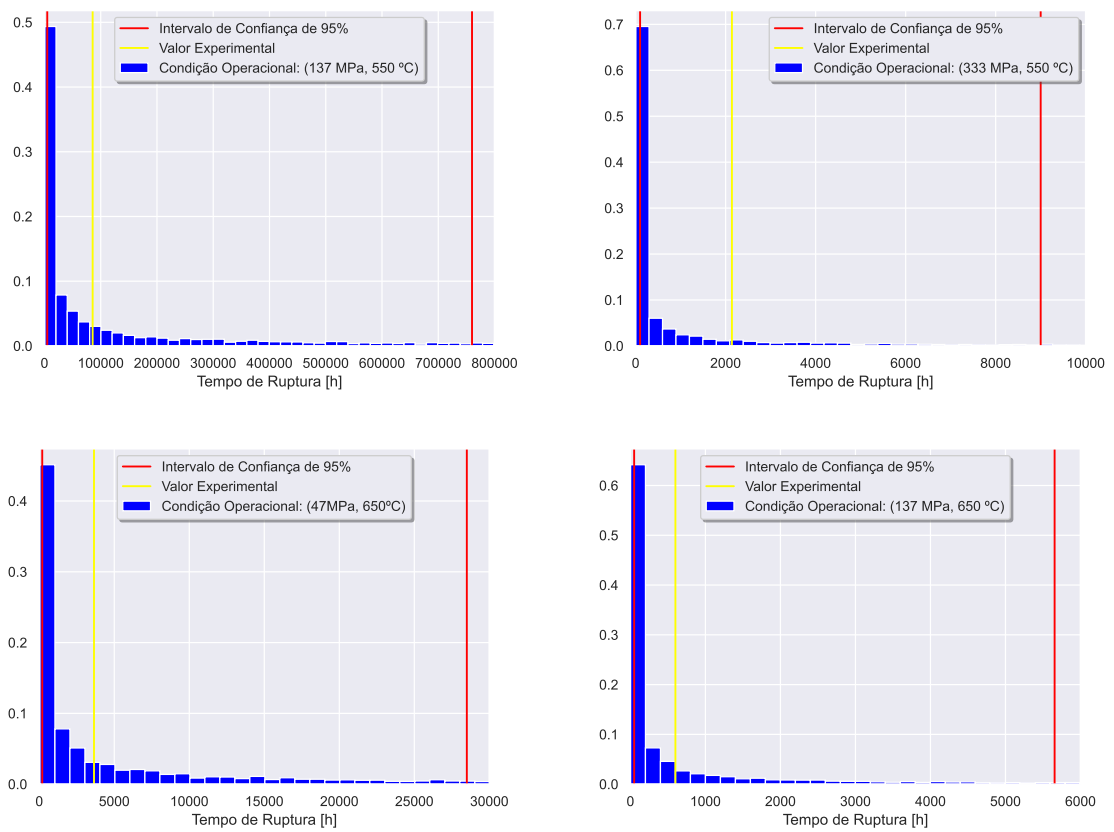


Figura 20 - Histogramas do tempo de ruptura do modelo de Orr-Sherby-Dorn para todas as condições operacionais selecionadas.

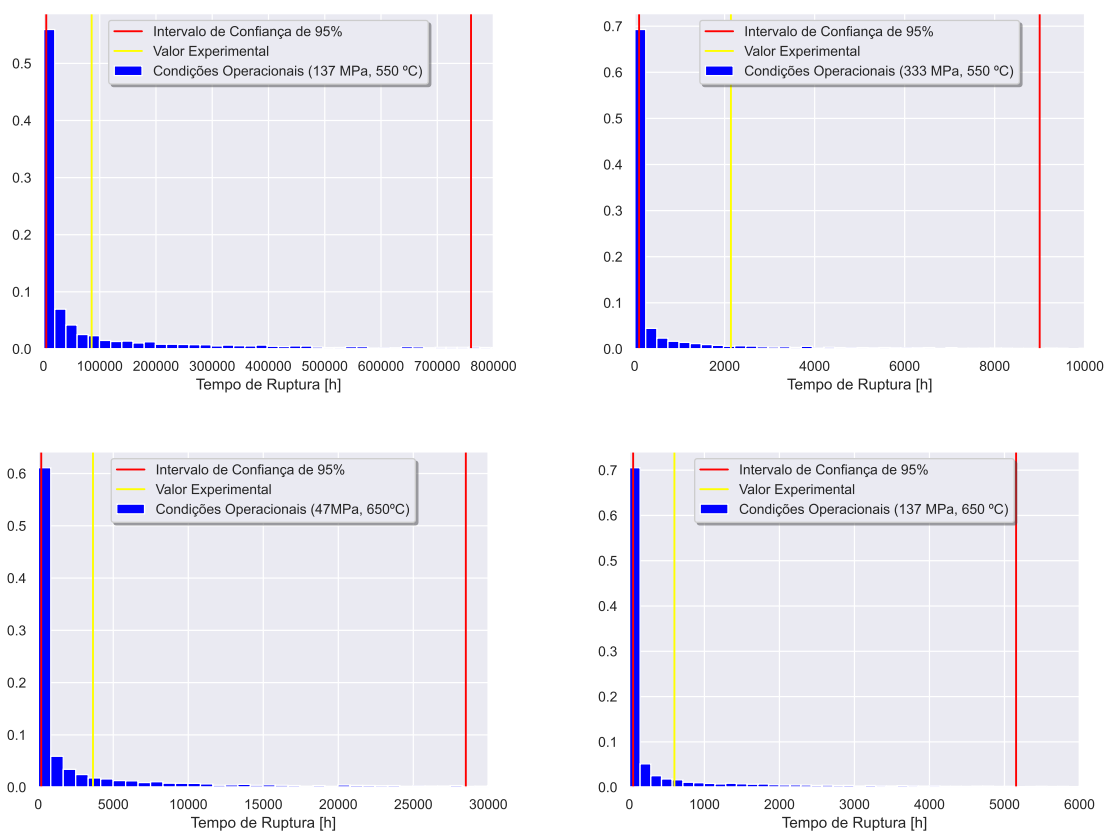


Figura 21 - Histogramas do tempo de ruptura do modelo de Manson-Succop para todas as condições operacionais selecionadas.

A partir da análise dos histogramas, é possível verificar que todos os modelos probabilísticos de fluência foram capazes de englobar o valor experimental do respectivo tempo de ruptura dentro de um intervalo de confiança de 95% para todas as condições experimentais, demonstrando a capacidade desta abordagem para prever a vida remanescente em fluência e enriquecer as informações de previsão.

Além disso, observa-se uma notável dispersão experimental do tempo de ruptura para todos os modelos de fluência evidenciada por uma distribuição exponencial e pelos valores dos coeficientes de variação maiores que 100%. Também foi observado que o comportamento exponencial da distribuição de probabilidade obtida por meio de métodos estatísticos corrobora com a física do fenômeno de fluência, que é exponencial. Nesse sentido, pode-se observar também que o tempo de ruptura pode variar drasticamente mesmo com uma condição operacional fixada e, portanto, merece ser selecionada e monitorada muito atentamente.

O modelo probabilístico que mais se aproximou do valor experimental do tempo de ruptura foi o modelo de Orr-Sherby-Dorn para a condição 2 com diferença de 1,5% e o modelo de Larson-Miller para a condição 4 com diferença de 11% . O modelo de Orr-Sherby-Dorn foi o modelo em que o tempo de ruptura previsto se aproximou mais do tempo de ruptura medido nas temperaturas mais baixas representadas pelas condições 1 e 2, apesar de apresentar a maior dispersão, demonstrado pelos maiores valores do Coeficiente de Variação (CoV). O modelo Larson-Miller foi o modelo em que o tempo de ruptura previsto menos se aproximou do tempo de ruptura medido nas condições de operação de temperatura mais alta, condições 3 e 4, os valores experimentais do tempo de ruptura foram muito próximos do limite do envelope de confiança de 95%.

Geralmente os modelos de fluência probabilísticos apresentam melhor desempenho em condições de baixa temperatura, o que pode ser evidenciado pela comparação dos valores dos coeficientes de variação nas condições 1 e 4 e a distância entre o valor experimental e os limites do envelope, também os valores médios de os tempos de ruptura para todos os modelos estão mais próximos dos valores experimentais para a condição 1 que possui uma temperatura mais baixa.

3.5 Certificação dos modelos

Para cada modelo de fluência, algumas probabilidades de interesse foram calculadas a partir da função de densidade de probabilidade do tempo de ruptura obtida por meio dos estimadores de densidade Kernel. A principal probabilidade a ser calculada é a probabilidade do tempo de ruptura do modelo ser menor que o tempo de ruptura medido

Tabela 8 - Comparação entre o valor experimental, o valor médio das amostras e a probabilidade de interesse associada para o modelo de Larson-Miller.

Condição Operacional	tr_{exp}	tr_{mod}	$P[tr \leq tr_{exp}]$
1	85.661h	134.810h	0,91
2	528h	1.774h	0,86
3	3.642h	10.544h	0,83
4	120h	1.023h	0,54

Tabela 9 - Comparação entre o valor experimental, o valor médio das amostras e a probabilidade de interesse associada para o modelo de Orr-Sherby-Dorn.

Condição Operacional	tr_{exp}	tr_{mod}	$P[tr \leq tr_{exp}]$
1	85.661h	103.986h	0,85
2	528h	520h	0,95
3	3.642h	9.915h	0,82
4	120h	1.650h	0,8

no experimento para cada condição operacional. Quanto maior o valor de probabilidade, mais segura será a previsão de vida para a condição experimental testada.

As Tabelas 8, 9 e 10 mostram uma comparação entre o valor experimental, o valor médio das amostras e a probabilidade de interesse associada:

Como já visto na análise estatística anterior, os modelos probabilísticos tiveram melhor desempenho em condições de temperatura mais baixa, mas desta vez evidenciado pelos maiores valores das probabilidades de interesse calculadas para todos os modelos de fluência. Além disso, é possível observar que todos os valores experimentais de tempo de ruptura foram incorporados pela distribuição de probabilidade em cada condição experi-

Tabela 10 - Comparação entre o valor experimental, o valor médio das amostras e a probabilidade de interesse associada para o modelo de Manson-Succop.

Condição Operacional	tr_{exp}	tr_{mod}	$P[tr \leq tr_{exp}]$
1	85.661h	202.235h	0,85
2	528h	2.694h	0,92
3	3.642h	8.098h	0,82
4	120h	691h	0,79

Tabela 11 - Resultados dos critérios de Akaike e Bayesian para os modelos de fluência.

Modelo Probabilístico	AIC	BIC
Larson-Miller	298,25	298,35
Orr-Sherby-Dorn	367,46	370,53
Manson-Succop	384,87	391,34

mental.

Outro fato que deve ser destacado é a grande variação no tempo de ruptura das amostras para uma mesma condição operacional, este é um reflexo de como as incertezas nos parâmetros de entrada podem produzir uma grande variação na resposta dos modelos, corroborando para a importância da utilização de uma abordagem probabilística para a aplicação desses modelos.

Finalmente, com base nos métodos discutidos nas seções anteriores, é possível estabelecer uma tentativa de selecionar o modelo probabilístico mais adequado para o problema de acordo com os dados experimentais disponíveis. Para tanto, foram aplicados os critérios de Akaike e Bayesiano, a Tabela 11 mostra os valores obtidos de acordo com esses critérios para os modelos de fluência.

Para todos os modelos de fluência, o valor do AIC é um pouco menor que o valor do BIC, isso porque o critério de Akaike penaliza a complexidade do modelo um pouco menos do que o critério Bayesiano. O modelo probabilístico de Larson-Miller obteve os menores valores para os critérios de Akaike e Bayesiano, por ser o modelo mais simples, uma vez que a relação entre o parâmetro de Larson-Miller e a tensão mecânica é dada por um polinômio linear e porque também obteve o melhor pontuação para a qualidade do ajuste. Os parâmetros de Orr-Sherby-Dorn e Manson-Succop possuem uma relação quadrática com a tensão mecânica, o que torna esses modelos mais complexos devido ao maior número de parâmetros. Embora o modelo probabilístico de Larson-Miller seja o menos complexo, o que mais impactou sua pontuação final foi seu melhor desempenho na previsão. No entanto, não foi muito melhor do que os outros modelos que tiveram um desempenho de previsão muito semelhante. Os outros dois modelos probabilísticos de previsão de vida de fluência tiveram desempenho muito semelhante e o mesmo nível de complexidade.

4 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Foi apresentado um *framework* probabilístico completo que pode ser aplicado a qualquer aplicação de integridade estrutural. Neste trabalho, como forma de contextualização, o framework foi utilizado em uma aplicação de alta temperatura onde modelos paramétricos de fluência são aplicados para prever a vida remanescente de materiais metálicos, mais especificamente, do aço 1Cr-Mo-V. Os dados experimentais de fluência desse aço foram obtidos do *National Institute for Material Science* (NIMS). Vários métodos e conceitos probabilísticos foram aplicados, os mais proeminentes deles são: Simulações de Monte Carlo, decomposição de Cholesky para amostragem, análise de sensibilidade, correlações entre parâmetros de entrada, tratamento das incertezas dos parâmetros de entrada, Estimadores de Densidade Kernel e seleção de modelos a partir de critérios de informação.

Métodos probabilísticos não devem ser vistos como alternativas para os métodos determinísticos convencionais, uma vez que esses métodos são capazes de levar em conta todas as incertezas inerentes ao modelo e não utilizam o conservadorismo excessivo para suprir a falta de conhecimento. Eles devem ser vistos como uma abordagem mais ampla e mais bem equipada que introduz uma visão diferente para resolver o problema de integridade estrutural em altas temperaturas. Assim, os métodos probabilísticos devem ser considerados um passo à frente dos métodos determinísticos tradicionais, e se difundiram devido ao uso combinado de técnicas estatísticas e modelos físicos na prevenção de falhas, auxiliados pelos avanços da computação científica. Para aplicar um *framework* probabilístico a problemas de integridade estrutural, é necessário compreender a física do modelo e os dados para a construção do modelo estatístico dos parâmetros de entrada, ter dados experimentais adequados disponíveis, estar familiarizado com as abordagens probabilísticas e conceitos estatísticos, ser capaz de relacioná-los a um problema físico de interesse e ter experiência computacional na produção de algoritmos eficientes.

A aplicação de *frameworks* probabilísticos no contexto da integridade estrutural tem como objetivo principal aumentar a confiabilidade das previsões e resultados. Essas abordagens são muito úteis no contexto da indústria de geração de energia, onde a complexidade da operação pode ser tratada de forma adequada a partir de uma perspectiva estatística e probabilística.

Dessa forma, deve-se fortalecer os vínculos entre os métodos probabilísticos e estatísticos e a comunidade geral de integridade estrutural para altas temperaturas. O esforço deve ser dedicado ao domínio dos conceitos probabilísticos e estatísticos para que seja estabelecido um padrão de conhecimento dessas técnicas na comunidade de pesquisa. A partir da difusão dessas técnicas, uma visão de integridade estrutural probabilística

pode ser construída e aprimorada por meio do uso independente dessa abordagem pela comunidade. A maior aceitação dessas técnicas pela comunidade gerará mais colaboradores e favorecerá o amadurecimento dessa nova perspectiva e, dessa forma, possibilitará o desenvolvimento de uma metodologia mais geral a ser aplicada a problemas de integridade estrutural de altas temperatura que podem levar à formação de um *framework* probabilístico unificado. Nesse sentido, o objetivo do trabalho foi demonstrar a utilidade de métodos probabilístico e todo o aparato de técnicas estatísticas para direcionar os trabalhos futuros na redução do conservadorismo nos procedimentos de avaliação de integridade estrutural em altas temperaturas. Além disso, também tentou-se demonstrar a superioridade dessas técnicas quando comparadas com a abordagem determinística, uma vez que fornecem uma visão fundamental sobre as incertezas.

Assim, o objetivo dos trabalhos futuros é continuar promovendo uma mudança do conservadorismo excessivo das avaliações de integridade estruturais determinísticas em direção a uma avaliação de integridade estrutural probabilística. Continuar aperfeiçoando as técnicas probabilísticas até que seja possível conduzir uma avaliação de integridade probabilística em um componente real de uma planta, isso será um marco na transição das perspectivas determinísticas e probabilísticas para a comunidade e para as avaliações futuras probabilísticas, pois será possível começar a fornecer diretrizes sobre o tratamento estatístico de dados de entrada e o tratamento de estados de temperatura e tensão mecânica complexos.

Ao identificar, quantificar e incorporar incertezas em procedimentos reais de avaliações de integridade em alta temperatura, caminha-se para o desenvolvimento de uma metodologia probabilística padronizada para avaliações de fluência. Como já mencionado, um requisito chave para isso é a aplicabilidade em equipamentos reais. Diante disso, a realização de uma avaliação de integridade probabilística de um componente de uma planta é vital para popularizar e padronizar as técnicas probabilísticas, para tal pode-se citar três desafios: (i) aquisição de dados materiais, já que esta é a etapa fundamental de qualquer avaliação de integridade probabilística, (ii) modelagem de estados complexos de temperatura e tensão mecânica e (iii) avaliação de ferramentas probabilísticas em termos de sua utilidade e eficiência para a aplicação real em questão.

Finalmente, acredita-se que a progressão natural deste trabalho é continuar desenvolvendo e aplicando métodos probabilísticos em aplicações de integridade estrutural em altas temperaturas para que essas técnicas continuem sendo aprimoradas e difundidas na comunidade até que seja possível elaborar um *framework* geral e padronizado. A partir dessa perspectiva, será possível definir novas diretrizes para que procedimentos probabilísticos continuem sendo incorporados por códigos de projeto amplamente utilizados pela indústria, garantindo o aumento da confiabilidade e da segurança em larga escala.

REFERÊNCIAS

- ABE, F; VISWANATHAN, R. *Creep-resistant steels*. [S.l.]: Elsevier, 2008.
- ALLEN, N. The extrapolation of creep tests, a review of recent opinion. *Institute of Metals*, 1960.
- BETTEN, J. *Creep Mechanics*. 1. ed. [S.l.]: Springer Nature, 2015.
- BRADFORD, R. A probabilistic creep-fatigue crack initiation program for the hya/har boilers' superheater bifurcations; theory, user guide and application to har reactor 2. In: *Tech Rep E/REP/BBAB/0023/AGR/12. EDF Energy Nuclear Generation Limited*. [S.l.: s.n.], 2012.
- _____. A procedure for probabilistic creepfatigue crack initiation assessment consistent with r5 volume 2/3. In: *Tech Rep E/REP/BBAB/0028/GEN/13. EDF Energy Nuclear Generation Limited*. American Institute of Aeronautics and Astronautics: [s.n.], 2014.
- BRADFORD, R; HOLT, P. Application of probabilistic modelling to the lifetime management of nuclear boilers in the creep regime: part 2. *Int J Pressure Vessels Pip.*, n. 111–112(1), p. 232–245, 2013.
- BRANDT, D. Heavy duty turbo power: The ms 7001f. *Mech, Engg.*, p. 28–36, 1987.
- BROWN, S; EVANS, R; WILSHIRE, B. Creep strain and creep life prediction for the cast nickel-based superalloy in-100. *Reliability Engineering System Safety*, v. 84, p. 147–156, 1986.
- BROWNLEE, J. *Probability for Machine Learning: Discover How To Harness Uncertainty With Python*. [S.l.]: Machine Learning Mastery, 2019.
- BROZZO, P. A method for the extrapolation of creep and stress-rupture data of complex alloys. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers.*, n. 24(1), p. 1–9, 1963.
- BRUNTON, S L; KUTZ, J N. *Data-Driven Science and Engineering: Machine Learning, Dynamical Systems, and Control*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2019.
- BULLOUGH, C; NORMAN, A. The pd6605 creep rupture data assessment procedure – an appraisal of its application 10 years on. In: *ECC Creep Conference*. Zurich: [s.n.], 2009.
- CANE, B; APLIN, P. Creep life assessment methods. *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*, v. 29, p. 225–232, 1994.
- CARREKER, R. Plastic flow of platinum wires. *Journal of Applied Physics*, v. 21, 1950.
- CHARIT, I et al. *Mechanical and Creep Behavior of Advanced Materials*. 1. ed. [S.l.]: Springer, 2013.
- CHEVALIER, M. *The reliability of degrading structural systems operating at high temperature*. 290 p. Tese (Doutorado) — University of Bristol, Bristol, 2013.

- CRESTAUX, T; MAÎTRE, O Le; MARTINEZ, J. Polynomial chaos expansion for sensitivity analysis. *Reliability Engineering System Safety*, v. 94, p. 1161–1172, 2009.
- Cunha Jr, A. Modeling and Quantification of Physical Systems Uncertainties in a Probabilistic Framework. In: EKWARO-OSIRE, S.; GONÇALVES, A. C.; ALEMAYEHU, F. M. (Ed.). *Probabilistic Prognostics and Health Management of Energy Systems*. Cham: Springer, 2017. p. 127–156.
- Cunha Jr, A. et al. Uncertainty quantification through Monte Carlo method in a cloud computing setting. *Computer Physics Communications*, v. 185, p. 1355 – 1363, 2014.
- DELPH, T; BERGER, D; HARLOW, D. A probabilistic lifetime prediction technique for piping under creep conditions. *J Pressure Vessel Technol*, n. 132(5), 2010.
- DIAS, J P et al. A parametric probabilistic approach to quantify uncertainties in a non-linear cumulative fatigue damage model considering limited data. In: *Twelfth International Conference on Fatigue Damage of Structural Materials (ICFDSM 2018)*. Hyannis, United States: [s.n.], 2018.
- _____. Parametric probabilistic approach for cumulative fatigue damage using double linear damage rule considering limited data. *International Journal of Fatigue*, v. 127, p. 246–258, 2019.
- DOGAN, B; CEYHAN, U; KOROUS, J. Sources of scatter in creep-fatigue crack growth testing and their impact on plant assessment. *Weld World.*, n. 51(7), p. 35–46, 2007.
- EVANS, R W. Creep and constant strain rate deformation. *Encyclopedia of Materials: Science and Technology (Second Edition)*, v. 94, p. 1750–1757, 2001.
- GAROFALO, F; SMITH, G; ROYLE, B. Validity of time compensated temperature parameters for correlating creep and creep rupture data. *Trans. Amer. Soc. Mech. Engs.*, n. 24(1), p. 1–9, 1956.
- GELMAN, A et al. *Bayesian Data Analysis*. [S.l.]: CRC Press, 2013.
- GENTLE, J. *Random number generation and monte carlo methods*. [S.l.]: Springer, 2003.
- GHANEM, R; SPANOS, P. *Stochastic Finite Elements: A Spectral Approach*. 2nd. ed. [S.l.]: Dover Publications, 2003.
- GILBERT, J; LONG, Z; NINGILERI, S. *Application of Time-Temperature-Stress Parameters to High Temperature Performance of Aluminium Alloys*. London: The Minerals, Metals Materials Society, 2007.
- GOLUB, G; LOAN, C Van. *Matrix Computations*. [S.l.]: Johns Hopkins Press, 1996.
- HASTIE, R Tibshirani T; FRIEDMAN, J. *Machine learning: A probabilistic perspective*. [S.l.]: The MIT Press, 2012.
- HASTIE, T; TIBSHIRANI, R; FRIEDMAN, J. *The elements of statistical learning*. [S.l.]: Springer, 2016.
- HOLDSWORTH, S. Advances in the assessment of creep data. In: *Proceedings of 9th Liege Conference: Materials for Advanced Power Engineering*. Manchester: [s.n.], 2010.

- HOLT, P; BRADFORD, R. Application of probabilistic modelling to the lifetime management of nuclear boilers in the creep regime: Part 1. *Int J Pressure Vessels Pip.*, n. 95(1), p. 48–55, 2012.
- HOMMA, T; SALTELLI, A. Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models. *Reliability Engineering and System Safety*, n. 52, p. 1–17, 1996.
- IBISOGLU, F; MODARRES, M. Probabilistic life models for steel structures subject to creep fatigue damage. *Int J Prognost Health Manage.*, 2015.
- KNAFL, G J; DING, K. *Principles of Data Science*. [S.l.]: Packt Publishing, 2016.
- KONISHI, S; KITAGAWA, G. *Information Criteria and Statistical Modeling*. [S.l.]: Springer, 2010.
- KRIVENYUK, V; MAMUZIC, I. Correlation of creep-rupture data for complex alloys at elevated temperatures. *Metallurgija*, n. 46(2), p. 79–85, 2007.
- KROESE, D. P.; TAIMRE, T.; BOTEV, Z. I. *Handbook of Monte Carlo Methods*. [S.l.]: Wiley, 2011.
- LARKE, E; INGLIS, N. A critical examination of some methods of analysing and extrapolating stress-rupture data. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers.*, n. 24(1), p. 1–9, 1963.
- LARSON, F; MILLER, J. A time-temperature relationship for rupture and creep stresses. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, v. 74, p. 223–249, 1952.
- LIU, Z; MAVRIS, D. A methodology for probabilistic creepfatigue life assessment of hot gas path components. In: *45th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics Materials Conference, Structures, Structural Dynamics, and Materials and Co-located Conferences*. American Institute of Aeronautics and Astronautics: [s.n.], 2004.
- MANSON, S; SUCCOP, G. Stress-rupture properties of inconel 700 and correlation on the basis of several time-temperature parameters. *ASTM*, 1956.
- MARELLI, S.; SUDRET, B. UQLab: a framework for uncertainty quantification in MATLAB. In: *Proc. 2nd Int. Conf. on Vulnerability, Risk Analysis and Management (ICVRAM2014)*, Liverpool, United Kingdom. [S.l.: s.n.], 2014. p. 2554–2563.
- MONKMAN, F; GRANT, N. An empirical relationship between rupture life and minimum creep rate in creep rupture tests. *ASTM Proceedings*, v. 56, p. 593–620, 1956.
- MULLENDRE, A; DHOSI, J; GRANT, N. Study of parameter techniques for the extrapolation of creep rupture properties, in conference proceedings 1963. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers.*, 1963.
- MURRAY, J; TRUMAN, R. The high temperature properties of cr-ni-nb and cr-ni-mo austenitic steels. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers.*, 1963.
- MURRY, G. Extrapolation of the results of creep tests by means of parametric formulae. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers.*, 1963.

- NIKBIN, K; YATOMI, M; WASMER, K. Probabilistic analysis of creep crack initiation and growth in pipe components. *Int J Pressure Vessels Pip.*, n. 80(7– 8), p. 585–595, 2003.
- NISPEL, A et al. Uncertainty quantification for fatigue life of offshore wind turbine structure. *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems Part B: Mechanical Engineering*, , p. in press, 2021.
- ORR, R; SHERBY, O; DORN, J. Correlation of rupture data for metals at elevatnology (second edition). *Trans. ASM.*, v. 46, 1954.
- PENNY, R; MARRIOT, D. *Design for Creep*. London: Chapman Hall, 1995.
- REED-HILL, R; ABBASSCHIAN, R; ABBASSCHIAN, L. *Physical Metallurgy Principles*. [S.l.]: Cengage Learning, 2009.
- ROYA, N; BOSEB, S; GHOSHC, R. Stochastic aspects of evolution of creep damage in austenitic stainless steel. *Materials Science and Engineering A*, v. 527, p. 4810–4817, 2010.
- SALTELLI, A et al. *Global Sensitivity Analysis*. [S.l.]: John Wiley Sons, 2010.
- SMITH, R. *Uncertainty Quantification*. [S.l.]: SIAM, 2013.
- SOBOL, I. Sensitivity analysis for non-linear mathematical models. *Mathematical Modeling Computational Experiment*, v. 1, p. 407–414, 1993.
- SOIZE, C. *Uncertainty Quantification: An Accelerated Course with Advanced Applications in Computational Engineering*. [S.l.]: Springer, 2017.
- SUDRET, B. Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansions. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 93, n. 7, p. 964–979, 2008.
- TANCRET, F et al. Design of a creep resistant nickel-base superalloy for power plant applications: Part 3 (experimental results). *Materials Science and Technology.*, v. 19, 2003.
- VISWANATHAN, R; DOLBEC, A. Life assessment technology for combustion turbine blades. *J. Engg. Gas Turbines and Power*, v. 109, p. 115–123, 1987.
- VOJDANIA, A et al. Probabilistic assessment of creep-fatigue crack propagation in austenitic stainless steel cracked plates. *Engineering Fracture Mechanics*, v. 200, p. 50–63, 2018.
- WALLACE, J; WANG, R; MAVRIS, D. Creep life uncertainty assessment of a gas turbine airfoil. In: *Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference, Structures, Structural Dynamics, and Materials and Co-located Conferences*. Institute of Aeronautics and Astronautics: [s.n.], 2003.
- WILSHIRE, B; EVANS, R. *Introduction to Creep*. [S.l.]: The Institute of Materials, 1993.
- WILSHIRE, B; SCHARNING, P. Prediction of long-term creep data for forged 1cr-1mo-0.25v steel. *Materials Science and Technology*, v. 24(1), p. 1–9, 2008.

XIU, D. *Numerical Methods for Stochastic Computations: A Spectral Method Approach*. [S.l.]: Princeton University Press, 2010.

ZENTUTI, N; BOOKER, J; BRADFORD, R. A review of probabilistic techniques: towards developing a probabilistic lifetime methodology in the creep regime. *Materials at High Temperatures*, v. 34, p. 333–341, 2017.

ZHARKOVA, N; BOTVINA, L. Estimate of the life of a material under creep conditions in the phase transition theory. *ASTM*, v. 391, p. 334–336, 2003.

A EXPANSÃO DE TAYLOR PARA OS MODELOS DE FLUÊNCIA

Para corroborar com o fato de que a variabilidade dos parâmetros de entrada isolados é irrelevante na variabilidade da resposta, também foi realizada uma expansão de Taylor para cada equação dos modelos. A equação do tempo de ruptura para cada modelo é mostrada abaixo:

Modelo de Larson-Miller:

$$t_r = 10^{\frac{PLM}{T} - C} \quad (31)$$

Modelo de Orr-Sherby-Dorn:

$$t_r = 10^{OSD + \frac{C}{T}} \quad (32)$$

Modelo de Manson-Succop:

$$t_r = 10^{MS - CT} \quad (33)$$

considerando que:

$$\frac{PLM}{T} - C = x \quad (34)$$

$$OSD + \frac{C}{T} = x \quad (35)$$

$$MS - CT = x \quad (36)$$

Então é possível realizar a expansão de Taylor da função $f(x) = 10^x$ em torno de $x = 0$.

$$10^x = 1 + \log(10)x + \frac{\log(10)^2 x^2}{2!} + \frac{\log(10)^3 x^3}{3!} + \frac{\log(10)^4 x^4}{4!} + \frac{\log(10)^5 x^5}{5!} + \frac{\log(10)^6 x^6}{6!} \dots \quad (37)$$

$$10^x = 1 + \log(10)x + \frac{\log(10)^2 x^2}{2} + \frac{\log(10)^3 x^3}{6} + \frac{\log(10)^4 x^4}{24} + \frac{\log(10)^5 x^5}{120} + \frac{\log(10)^6 x^6}{720} + \dots \quad (38)$$

$$10^x = 1 + \log(10)x + 0,50x^2 + 0,17x^3 + 0,04x^4 + 0,008x^5 + 0,001x^6 + \dots \quad (39)$$

Da análise da expansão de Taylor pode-se observar que apenas as interações até a ordem 5 são relevantes para influenciar a resposta, uma vez que o coeficiente $\log(10)/120$ assume valores muito próximos de zero a partir da 5ª ordem. Além disso, o limite da fração $\log 10/k!$ tende a zero.

$$\lim_{x \rightarrow \inf} \frac{\log(10)}{k!} = 0 \quad (40)$$

Portanto, pode-se concluir que as interações entre os parâmetros de entrada a partir da 5ª ordem são irrelevantes para produzir uma variação significativa no parâmetro de saída dos modelos de fluência. As Figuras 22, 23, 24 apresentam os Índices de Sobol de terceira, quarta, quinta e sexta ordem para os modelos de Larson-Miller, Orr-Sherby-Dorn e Manson-Succop respectivamente, pode-se perceber, de fato, que conforme a ordem dos índices aumenta, a relevância diminui.

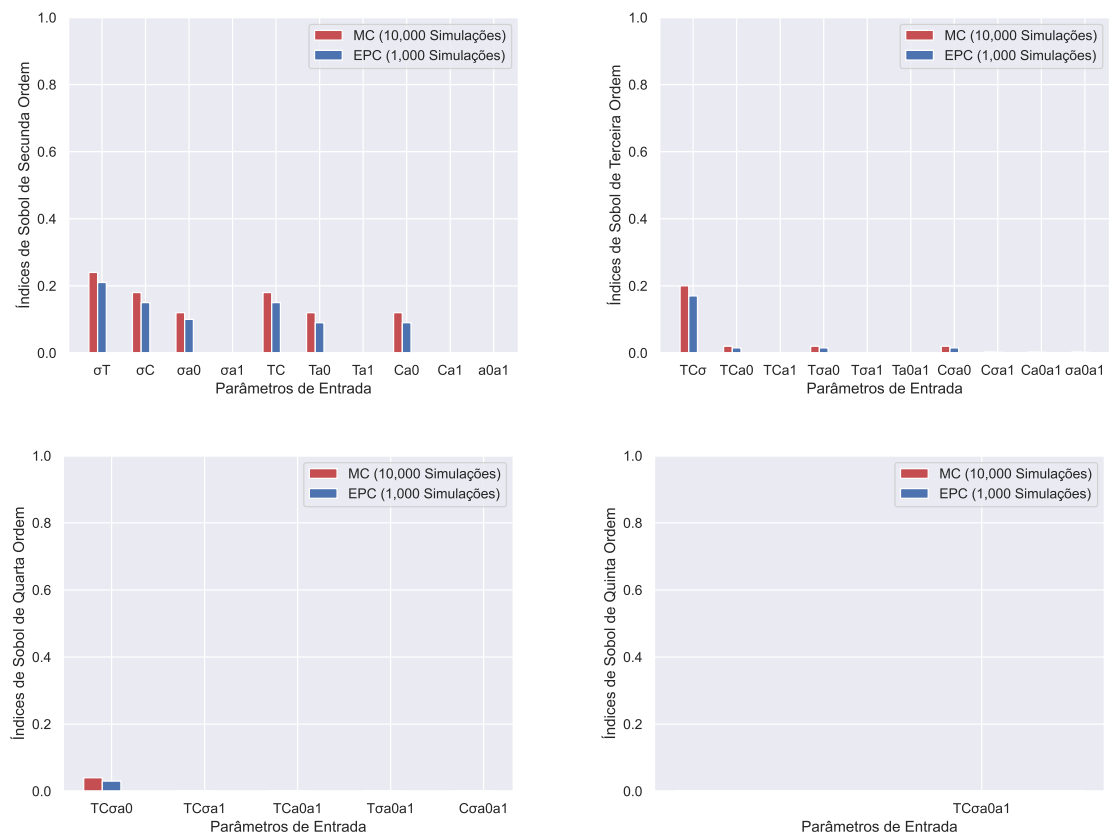


Figura 22 - Índices de Sobol de segunda, terceira, quarta e quinta ordem para o modelo de Larson-Miller.

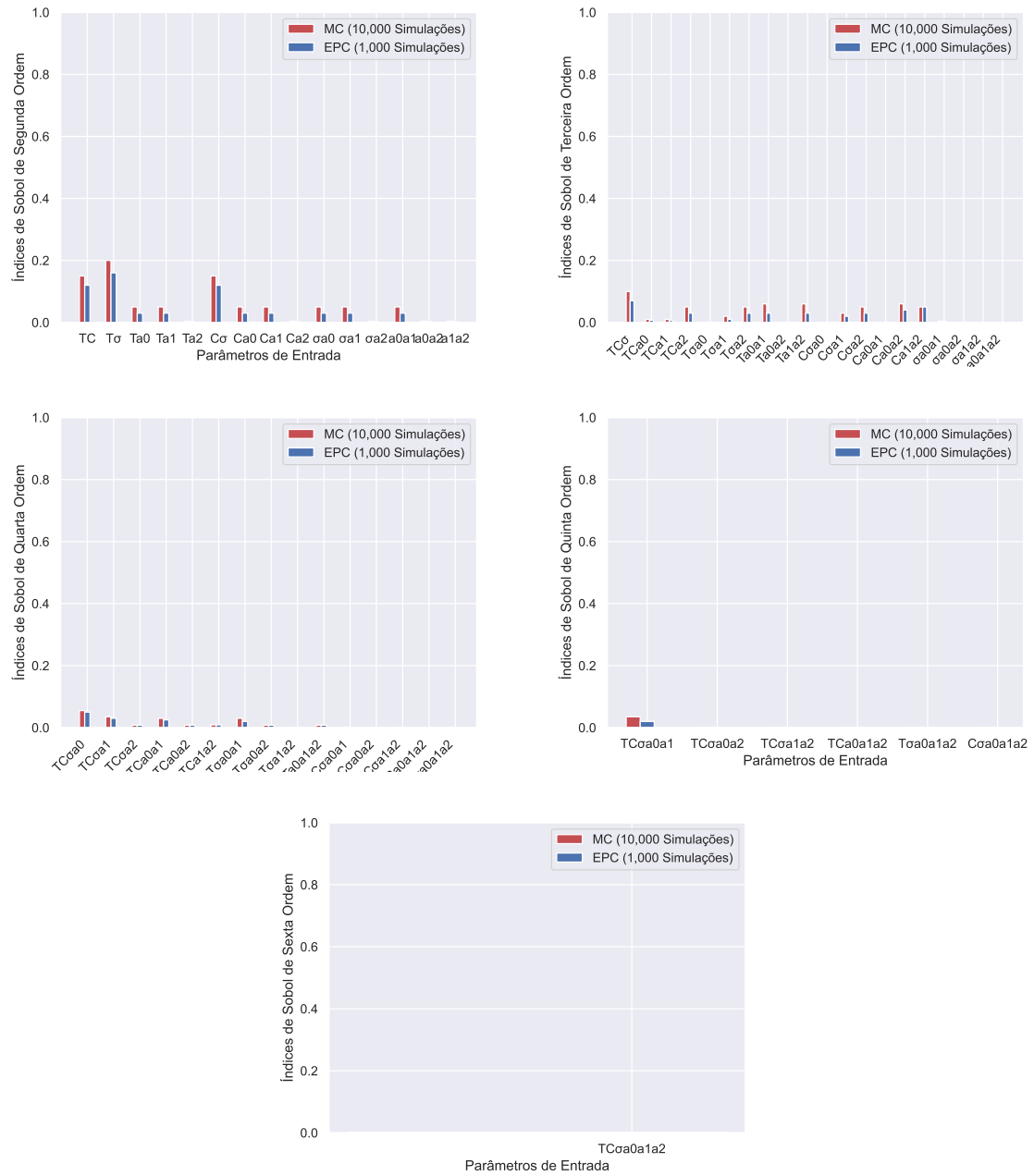


Figura 23 - Índices de Sobol de segunda, terceira, quarta e quinta ordem para o modelo de Orr-Sherby-Dorn.

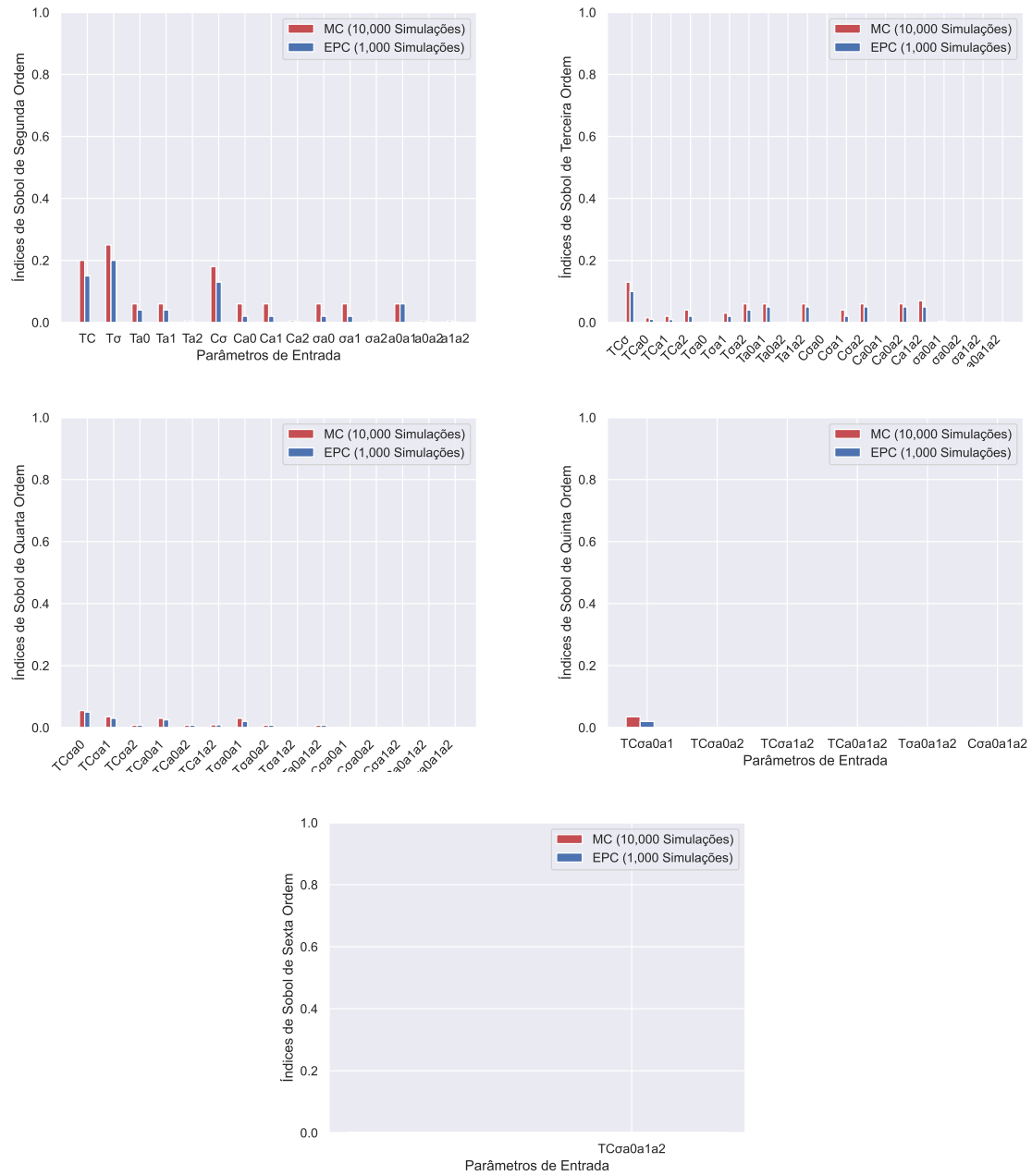


Figura 24 - Índices de Sobol de segunda, terceira, quarta e quinta ordem para o modelo de Manson-Succop.