

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM MATEMÁTICA E COMPUTACIONAL

CARACTERIZAÇÃO ESTATÍSTICA DE TUBOS PETROLÍFEROS: UMA ANÁLISE POR MÉTODOS MATEMÁTICOS E TÉCNICAS COMPUTACIONAIS PARA DEFINIÇÃO DE PROBABILISTIC DESIGN

HENRIQUE MILAGRES MESQUITA

Orientador: Prof. Alisson Marques da Silva
CEFET-MG

BELO HORIZONTE
MAIO DE 2024

HENRIQUE MILAGRES MESQUITA

CARACTERIZAÇÃO ESTATÍSTICA DE TUBOS PETROLÍFEROS: UMA ANÁLISE POR MÉTODOS MATEMÁTICOS E TÉCNICAS COMPUTACIONAIS PARA DEFINIÇÃO DE PROBABILISTIC DESIGN

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Modelagem Matemática e Computacional.

Área de concentração: Modelagem Matemática e Computacional

Linha de pesquisa: Sistemas Inteligentes

Orientador: Prof. Alisson Marques da Silva
CEFET-MG

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM MATEMÁTICA E COMPUTACIONAL
BELO HORIZONTE
MAIO DE 2024

Mesquita, Henrique Milagres
M582c Caracterização estatística de tubos petrolíferos: uma análise por métodos matemáticos e técnicas computacionais para definição de probabilistic design / Henrique Milagres Mesquita. – 2024.
72 f.

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional.
Orientador: Alisson Marques da Silva.
Dissertação (mestrado) – Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.

1. Computação de alto desempenho – Teses. 2. Método de Monte Carlo – Teses. 3. Desenho industrial – Métodos estatísticos – Teses. 4. Inteligência computacional – Teses. 5. Indústria de gás – Teses. 6. Óleo – Indústria – Teses. I. Silva, Alisson Marques da. II. Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais. III. Título.

CDD 519.6

Elaboração da ficha catalográfica pela bibliotecária Jane Marangon Duarte, CRB 6ª 1592 / Cefet/MG

SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
COORDENAÇÃO DO CURSO DE MESTRADO EM MODELAGEM MATEMÁTICA E COMPUTACIONAL

"CARACTERIZAÇÃO ESTATÍSTICA DE TUBOS PETROLÍFEROS: UMA ANÁLISE POR MÉTODOS MATEMÁTICOS E TÉCNICAS COMPUTACIONAIS PARA DEFINIÇÃO DE PROBABILISTIC DESIGN"

Dissertação de Mestrado apresentada por **Henrique Milagres Mesquita**, em 21 de maio de 2024, ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional do CEFET-MG, e aprovada pela banca examinadora constituída pelos professores:

Prof. Dr. Alisson Marques da Silva (Orientador)
Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais

Profª. Drª. Carmela Maria Polito Braga
Universidade Federal de Minas Gerais

Prof. Dr. Thiago Magela Rodrigues Dias
Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais

Prof. Dr. Valter Junior de Souza Leite
Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais

Visto e permitida a impressão,

Prof. Dr. Thiago de Souza Rodrigues
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em
Modelagem Matemática e Computacional

Dedico esse trabalho em especial aos meus pais e irmão, responsáveis por terem me mostrado que a educação é o um dos principais caminhos na formação de agentes transformadores de uma sociedade.

Agradecimentos

Não poderia começar de outra forma senão agradecendo a Deus e aos meus pais, José Maria e Mirtes, pelo esforço desde meu primeiro dia neste mundo para que eu tivesse acesso às melhores possibilidades de educação, pensando em meu futuro. Eles abriram mão de suas próprias vidas para me proporcionar oportunidades que eles mesmos não puderam usufruir. Isso foi fundamental para que eu pudesse me formar como engenheiro e me candidatar a um mestrado acadêmico.

Ao meu irmão, um exemplo de intelectualidade e ética, que sempre me inspirou a seguir em frente e mostrar meu potencial em todos os aspectos da vida.

Ao amigo e protetor, Kleber, por todos os ensinamentos, aprendizados e carinho. Por ter me ajudado nos meus piores momentos e me apoiado para continuar a brilhar sempre.

À minha parceira e companheira, Sophia, por todo carinho e motivação para concluir este ciclo.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Alisson, que, mesmo durante um momento conturbado para toda a sociedade mundial, com uma pandemia e a mudança para o ensino emergencial à distância, aceitou-me como orientando, tendo pouco contato presencial comigo. Muito obrigado por me orientar na conquista dos meus objetivos acadêmicos.

Ao amigo Pedro Filgueiras, que me acompanha desde 2016, acreditando em meu trabalho e incentivando-me de forma a transformar o trabalho aqui apresentado em uma tese de mestrado e um produto digital. Agradeço por todo o conhecimento adquirido durante nossas intermináveis conversas e pela amizade que criamos.

Aos meus familiares e meus verdadeiros amigos, deixo também meu carinho e agradecimento por sempre me apoiarem.

Ao Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG) e à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, por toda a estrutura oferecida pelo curso, e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio durante minha graduação sanduíche e agora durante meu mestrado.

A todos que fazem parte da história de Henrique Milagres Mesquita, sintam-se sempre abraçados e saibam que sempre reconhecerei aqueles que estiveram comigo e sempre dedicarei meu carinho e meus agradecimentos!

Resumo

O presente trabalho investiga a robustez dos tubos de aço de alta resistência utilizados em plataformas petrolíferas, focando nas pressões de colapso a que esses tubos estão sujeitos. À medida que as operações de extração de petróleo e gás se deslocam para águas mais profundas e atravessam camadas terrestres submersas cada vez mais espessas, os desafios tecnológicos para garantir a integridade dos tubos aumentam significativamente. A segurança e eficiência da extração dependem de métodos precisos de análise e monitoramento que assegurem a resistência dos tubos a altas pressões e grandes variações de temperatura. Este estudo se concentra em descrever como os dados históricos podem ser manipulados para identificar pontos fortes e fracos dos tubos, bem como sua adequação para aplicações específicas. Utilizando técnicas de análise estatística, o trabalho visa prever a pressão de colapso de tubos de aço sem costura, permitindo a concepção de projetos virtuais por meio de simulações computacionais. Além disso, a computação de alto desempenho é empregada para realizar análises comparativas entre abordagens estatísticas e computacionais, avaliando a robustez dos tubos. O objetivo é aprimorar o projeto e a segurança dos sistemas empregados na indústria de óleo e gás.

Palavras-chave: Computação de Alto Desempenho, Monte Carlo, *Probabilistic Design*, Técnicas Computacionais, Indústria Óleo e Gás.

Abstract

This study investigates the robustness of high-strength steel pipes used in oil platforms, focusing on their collapse pressures. As oil and gas extraction operations move to deeper waters and penetrate increasingly thick submerged terrestrial layers, the technological challenges to ensure pipe integrity become significantly greater. The safety and efficiency of extraction processes depend on accurate analysis and monitoring methods that guarantee the pipes' resistance to high pressures and large temperature variations. This research describes how historical data can be manipulated to identify the strengths and weaknesses of these pipes and their suitability for specific applications. By employing statistical analysis techniques, the study aims to predict the collapse pressure of seamless steel pipes, enabling the design of virtual projects through computational simulations. Additionally, high-performance computing is used to perform comparative analyses between statistical and computational approaches, assessing the robustness of the pipes. The objective is to enhance the design and safety of systems used in the oil and gas industry.

Keywords: High-Performance Computing, Monte Carlo, Probabilistic Design, Computational Intelligence, Oil and Gas Industry.

Lista de Figuras

Figura 1 – Demonstração da profundidade de extração petrolífera no pré-sal. A escala está em milhares de metros de profundidade. Fonte: Uebel (2016). 2

Figura 2 – O diagrama simplificado de um poço de extração típico com três revestimentos: 1. Protetores de Superfície (do inglês, *Surface casing*), 2. Protetores Intermediários (do inglês, *Intermediate casing*), 3. Protetores de Produção (do inglês, *Production casing*). 10

Figura 3 – Esquemático das dimensões tubo de aço, em que L é o comprimento, OD é o diâmetro externo, ID é o diâmetro interno e WT é a espessura de parede. Fonte: DONGSHANG (2022). 14

Figura 4 – Fluxo do processo de produção de uma usina siderúrgica. Fonte: Aço Brasil (2022). 15

Figura 5 – Exemplo prático de tubo de aço colapsado (Colapso). Fonte: Mania (2016). 18

Figura 6 – Exemplo prático de tubo de aço com ruptura (*Burst*). Fonte: Rueda et al. (2016) e Ocas (2023). 18

Figura 7 – Exemplo de maquinário utilizado para medição de pressão de colapso de tubos de aço. Os tubos são descartados ao final do teste. Fonte: PRDCompany (2024). 19

Figura 8 – Pseudocódigo para a predição de colapso, baseado nas equações desta seção. 28

Figura 9 – Gráfico de sinergia entre temas. 41

Figura 10 – Exemplo hipotético de medição via ultrassom da geração de curva de geometria de um tubo hipotético de 17 metros com passo de medição de 150 mm. 44

Figura 11 – Arquitetura de dados híbridos construída para o projeto. 45

Figura 12 – Distribuição dos valores agrupados normalizadas e não normalizadas. . 50

Figura 13 – Distribuição dos valores agrupados por tubo normalizadas e não normalizadas. 50

Figura 14 – Fluxo lógico do algoritmo de *Monte Carlo*. 52

Figura 15 – Quantidade de tubos por projeto de validação. 56

Figura 16 – *Cluster Big Data* para distribuição dos *jobs* em nuvem. O nó superior é o nó principal responsável por distribuir os *jobs* para as camadas inferiores chamados de *workers* escaláveis horizontalmente onde fato a simulação roda de forma paralelizada. O nó central recebe novamente os resultados e entrega o resultado final. 57

Figura 17 – Gráfico de comparação entre os valores previstos e reais de predição de colapso. 59

Figura 18 – Gráfico de comparação entre as diferenças dos valores previstos e reais de predição de colapso. 60
Figura 19 – Gráfico de distribuição das pressões de colapso estimadas para um dado tipo de tubo. 60
Figura 20 – Gráfico de convergência. 61
Figura 21 – Demonstração Tempo médio por iteração. 61
Figura 22 – Demonstração limiar crítico de 95%. 61
Figura 23 – Função densidade probabilidade pressão. 62
Figura 24 – Gráfico convergência do quantil. 62
Figura 25 – Gráfico de análise de Assertividade. 63

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Avaliação do tempo de consumo dos dados 54
Tabela 2 – Avaliação do tempo de processamento dos algoritmos da etapa de simulação dos dados 56
Tabela 3 – Avaliação do tempo de processamento dos algoritmos da etapa de simulação com seus respectivos custos em dólar 58

Lista de Símbolos

OD	*Outer diameter* ou diâmetro externo de um tubo de aço
ID	*Inner diameter* ou diâmetro interno de um tubo de aço
WT	*Wall thickness* ou espessura de parede de um tubo de aço
L	*Length* ou comprimento de um tubo de aço
ECC	*Excentricity* ou excentricidade de um tubo de aço
OV	*Ovality* ou ovalidade de um tubo de aço
P_c	Pressão de colapso de um tubo
P_b	Pressão de ruptura de um tubo
YS	*Yield Strength* ou limite de escoamento do material do tubo
σ_u	Resistência à tração do material do tubo
F	Fator que leva em consideração as imperfeições geométricas e é determinado experimentalmente
RBD	*Reliability-Based Design*
RS	Resistência residual
E	Módulo de elasticidade do material (conhecido como módulo de Young)
$poisson$	Coeficiente de Poisson
P_e	Colapso elástico final
P_y	Colapso rendimento final
h	Fator de decremento
res	Previsão final da pressão externa de colapso
HPC	*High Performance Computing*

Sumário

1 – Introdução 1
1.1 Contextualização 1
1.2 Motivação e Relevância 3
1.3 Objetivos: Geral e Específicos 4
1.4 Contribuições da Dissertação 5
1.5 Publicações 6
1.6 Organização da Dissertação 6

2 – Fundamentação Teórica 8
2.1 Processo de Extração de Petróleo 8
2.2 Tubo de Aço Sem Costura 11
2.2.1 Principais Variáveis do Tubo Sem Costura 12
2.2.2 Processo de Produção do Tubo Sem Costura 14
2.3 Processo Normativo na Produção de Tubos 16
2.4 Colapso e Ruptura 17
2.4.1 Cálculo da Pressão de Ruptura e Pressão de Colapso 17
2.5 Método de *Monte Carlo* e Discussão Estatística 21
2.5.1 Sobre o Método 21
2.5.2 Entendimento Estatístico 22
2.5.3 Integração Prática 24
2.6 Conceitos Fundamentais da Função de *Klever Tamano* 25
2.6.1 Equações Chave 25
2.7 Problemas Decorrentes do *Small Sample Size* 28
2.8 O Sistema Legado e Suas Limitações 30
2.8.1 Desafios e Limitações 31
2.9 Computação de Alto Desempenho e *Clustering* 32
2.9.1 Computação de Alto Desempenho 32
2.9.2 *Clustering* de Dados 33
2.9.3 Integração de HPC e *Clustering* 33

3 – Revisão Bibliográfica 35
3.1 Trabalhos Relacionados 35
3.2 Interface Temática 40

4 – Abordagem Proposta 43
4.1 Preparação dos Dados 43

4.2 Sobre a Abordagem Proposta 47
4.2.1 Implementação do Algoritmo de Cálculo 47
4.2.2 Geração de Cenários via Método *Monte Carlo* (MC) 48
4.2.3 Implementação das Distribuições e Cenários de Comparação 49
4.2.4 Geração das Histórias ou Cenários de Predição 51

5 – Experimentos Computacionais 53
5.1 Análise dos Carregamentos de Dados 53
5.2 Levantamento dos Dados para Validação 54
5.3 Uso do Modelo com os Dados Reais 55
5.3.1 Análise dos Custos de Simulação 57
5.4 Avaliação da Assertividade do Modelo de Previsão de Colapso 58
5.4.1 Metodologia 59
5.4.2 Análise dos Resultados 59

6 – Conclusão 65
6.1 Perspectivas Futuras 66

Referências 67

1 Introdução

Neste capítulo, é apresentada uma breve contextualização sobre o setor de óleo e gás, destacando a importância do uso de tubos de aço sem costura nesse mercado. Ademais, são descritas a situação problema que este projeto visa solucionar, bem como os elementos motivadores que impulsionaram a realização deste trabalho. Assim, a Seção 1.1 traz a contextualização, enquanto a Seção 1.2 apresenta a motivação e relevância desta pesquisa. Em seguida, a Seção 1.3 detalha os objetivos a serem alcançados. Depois, a Seção 1.4 destaca as principais contribuições deste trabalho. Por fim, a Seção 1.6 sintetiza sucintamente o conteúdo dos capítulos subsequentes.

1.1 Contextualização

Nas últimas décadas, apesar do surgimento e do crescimento da utilização de tecnologias mais limpas, observou-se um aumento constante e significativo no uso e na exploração de gás e petróleo no mundo (HYNE, 2012). Isso resultou na intensificação da busca por reservatórios de gás e petróleo em maiores profundidades. A exploração de hidrocarbonetos, i.e., petróleo e gás natural, em águas profundas é chamada de *offshore*[1]. Essa atividade envolve a instalação de plataformas de exploração em alto mar para extrair, armazenar e transportar grandes quantidades de petróleo e gás natural. Embora seja altamente produtiva, a exploração *offshore* apresenta grandes desafios e riscos ambientais e de segurança (RANDOLPH et al., 2011; LI et al., 2021).

Um dos principais desafios enfrentados na extração em águas profundas é o uso de tubos de aço, especialmente em plataformas como as do pré-sal brasileiro, que extraem petróleo e gás após a camada de sal, a uma profundidade de 3.500 a 5.500 metros abaixo do leito do mar. A Figura 1 ilustra o exemplo de uma plataforma de exploração de petróleo em alto mar na camada do pré-sal. Na figura, é possível verificar a profundidade na qual o petróleo é extraído por meio de um tubo. Esses tubos precisam suportar altas pressões, grandes diferenças de temperatura, o constante movimento devido à influência das correntes marítimas, a salinidade e a corrosão (MOHRIAK; SZATMARI; ANJOS, 2012; COOKE et al., 2012; VAD et al., 2018).

Desastres ambientais causados por falhas nos tubos utilizados na extração e no transporte de hidrocarbonetos causam prejuízos financeiros significativos e danos irreparáveis ao meio ambiente. Exemplos incluem os derramamentos de óleo no Golfo do México em 2010 (MANSIR; JONES, 2012), no Mar do Norte em 2011 (CHENG et al., 2014) e na Costa

[1] A exploração de petróleo e gás natural em reservatórios subterrâneos próximos à costa é chamada de *inshore*

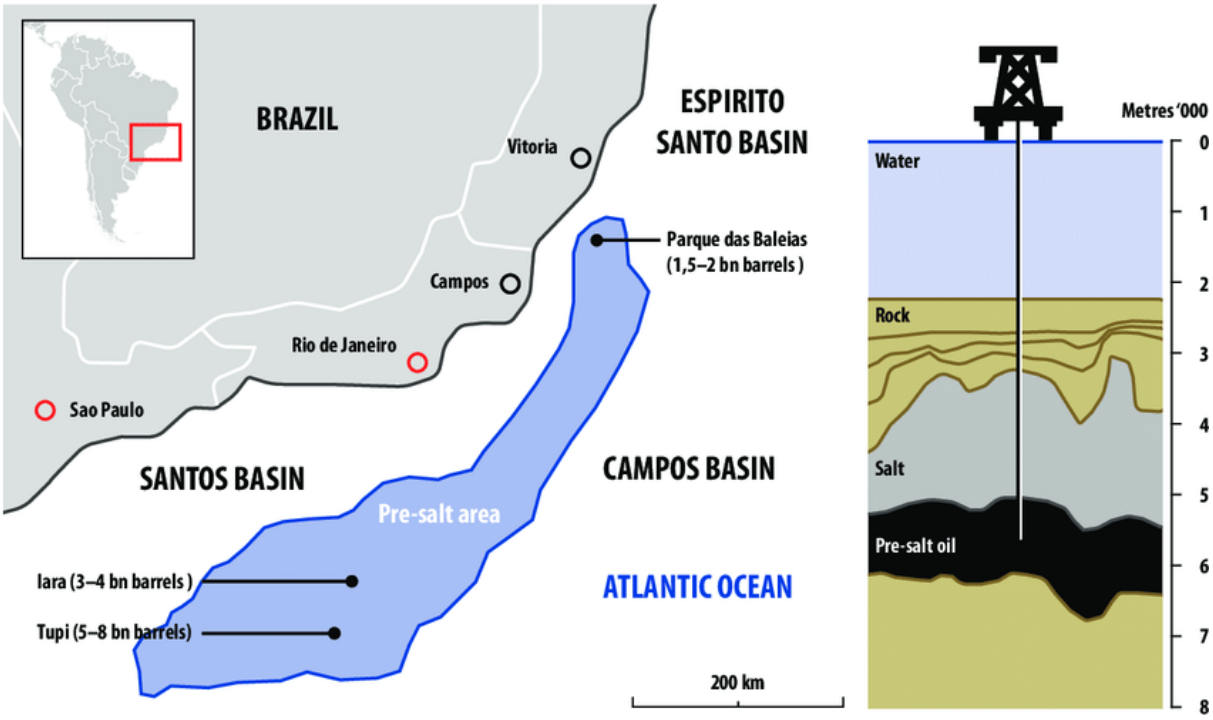


Figura 1 – Demonstração da profundidade de extração petrolífera no pré-sal. A escala está em milhares de metros de profundidade. Fonte: Uebel (2016).

de Santa Bárbara (Califórnia) em 2015 (MURPHY; DOTY; MOORE, 2017). Esses incidentes destacam a importância da segurança e da confiabilidade nos sistemas de extração de petróleo em alto mar e a necessidade de medidas preventivas para minimizar prejuízos financeiros, riscos ambientais e perigos à segurança (DAHITALEGHANI, 2016). Portanto, as pesquisas sobre a segurança e confiabilidade dos sistemas de extração de petróleo em águas profundas são fundamentais para minimizar os riscos ambientais e as ameaças à segurança, bem como para garantir a viabilidade econômica da exploração *offshore*.

Cada projeto de extração requer soluções tubulares específicas, considerando requisitos de resistência mecânica, tolerância à corrosão, transmissão de fluidos, propriedades térmicas e de condução, condições operacionais, custo e disponibilidade de material, dentre outras especificidades técnicas (CROSSETTI; FERNANDES, 2005). A seleção apropriada de tubos de aço e suas características são essenciais para as operações de exploração e produção de hidrocarbonetos em águas profundas, garantindo a eficiência e a segurança do processo. Neste contexto, a presente pesquisa tem como objetivo a aplicação de técnicas computacionais inteligentes para a previsão do colapso[2] de tubos de aço sem costura[3]

[2] Fenômeno em que a estrutura de um tubo cede devido à pressão externa, comprometendo sua integridade e funcionalidade. Será detalhado no Capítulo 2.

[3] Tubos de aço sem costura, também conhecidos como tubos sem costura, são fabricados a partir de um bloco sólido de aço que é aquecido e transformado em um tubo oco sem costuras longitudinais. Esse processo resulta em um produto com maior resistência e uniformidade em comparação aos tubos soldados, sendo amplamente utilizado em aplicações que exigem alta pressão, resistência à corrosão e integridade

utilizados na extração de hidrocarbonetos em águas profundas (KARK et al., 2015). Desta forma, este trabalho tem o intuito de contribuir para o aprimoramento das práticas adotadas no campo de extração de óleo e gás em plataformas *offshore*.

1.2 Motivação e Relevância

As falhas nos mecanismos de transmissão e extração, como colapso e *burst*[4], representam um risco significativo para o meio ambiente e para a economia global, além de afetarem a segurança energética (FALLQVIST, 2009). Por exemplo, estudos realizados por Loureiro et al. (2006) e Loureiro, Loomis e Vázquez (2009) estimam que o vazamento de óleo do navio Prestige causou impactos econômicos da ordem de 500 a 700 milhões de euros na sociedade espanhola. Já o vazamento no Golfo do México resultou em um prejuízo econômico anual de cerca de 247 milhões de dólares devido ao fechamento da pesca na região, conforme o estudo de Mccrea-Strub et al. (2011). Os danos ambientais e os prejuízos financeiros causados por essas falhas mostram a importância de compreender as características de desempenho dos tubos e os mecanismos de colapso para projetar sistemas confiáveis de extração de hidrocarbonetos (SAVIK, 2016).

No contexto da extração de petróleo e gás em plataformas *offshore*, a predição de colapso em tubos é um problema crítico e envolve várias etapas, incluindo a fabricação dos tubos, testes e inspeções de qualidade, simulações e ensaios de colapso, além da geração e análise de uma base de dados por engenheiros de qualidade. Os tubos são submetidos a diversos testes e inspeções para garantir conformidade com especificações técnicas e, em seguida, passam por simulações computacionais e ensaios de colapso para avaliar sua resistência. Os resultados são armazenados em uma base de dados para análise e identificação de possíveis melhorias no processo e no projeto dos tubos.

Para melhorar a eficiência e a precisão da análise de colapso, modelos baseados em técnicas computacionais são empregados. Tais modelos possuem a capacidade de possibilitar a obtenção de previsões rápidas e assertivas do comportamento dos tubos, auxiliando na identificação de melhorias no processo de fabricação e no projeto dos tubos. Além disso, a utilização de modelos computacionais de predição de colapso contribui para aumentar a segurança e a confiabilidade dos tubos, reduzindo riscos ambientais e operacionais na exploração e produção de hidrocarbonetos em águas profundas (LIU et al., 2022).

O *Probabilistic Design* é um conceito que aborda a avaliação da segurança e confiabilidade de componentes, como tubos de aço sem costura, considerando as incertezas e variabilidades inerentes aos processos e materiais. Essa abordagem permite analisar

estrutural, como em indústrias petroquímicas, gasodutos e estruturas de engenharia civil.

[4] Ruptura abrupta de um tubo causada pela pressão interna excessiva, resultando em vazamentos ou falhas catastróficas.

diferentes cenários de falha, possibilitando a tomada de decisões adequadas sobre a escolha do material, geometria dos tubos, condições de operação e frequência de manutenção. No setor de óleo e gás, um mercado altamente conservador e normativo, o *Probabilistic Design* pode ser extremamente valioso. A adoção dessa metodologia pode gerar economia e garantir maior segurança, especialmente considerando que falhas como colapso, *burst* ou corrosão em um único tubo podem comprometer a imagem da empresa. Ao criar projetos que respeitem os parâmetros normativos, mas que busquem reduzir dimensões na fabricação é possível otimizar recursos e minimizar riscos.

O *Probabilistic Design* auxilia o engenheiro de qualidade na liberação da produção de tubos sem costura ao fornecer uma abordagem abrangente e realista na análise de desempenho e segurança dos tubos. Ao adotar o *Probabilistic Design*, o engenheiro de qualidade pode:

- estimar a probabilidade de falhas e colapsos em diferentes cenários e condições de operação, permitindo uma avaliação mais precisa do desempenho do tubo;
- identificar os fatores críticos que afetam a segurança e confiabilidade dos tubos, possibilitando a implementação de melhorias no processo de fabricação e a escolha de materiais mais adequados;
- estabelecer critérios de aceitação baseados na análise de riscos e confiabilidade, proporcionando maior segurança na liberação da produção de tubos e contribuindo para a redução de incidentes e falhas no setor de óleo e gás;
- implementar estratégias de inspeção e manutenção mais eficientes, com base na compreensão das probabilidades de falha, otimizando recursos e garantindo maior confiabilidade operacional;

Em resumo, o *Probabilistic Design* oferece uma abordagem robusta e abrangente na análise e liberação da produção de tubos sem costura, que contribui para a melhoria da segurança, eficiência e confiabilidade no setor de óleo e gás. Ferramentas que auxiliem e/ou acelerem esse processo, como a aplicação de técnicas computacionais, são de grande valia, pois podem integrar dados de centenas ou até mesmo milhares de variáveis para análises mais rápidas e confiáveis, possibilitando melhores respostas aos clientes operadores do mercado de óleo e gás, além de propor melhores dimensionamentos de tubos de aço sem costura e consequente redução de custos. Neste contexto, esta pesquisa visa investigar as falhas de colapso em tubos sem costura utilizados na exploração *offshore* e propor algoritmos computacionais baseados em técnicas estatísticas para predição de colapso.

1.3 Objetivos: Geral e Específicos

O objetivo geral deste trabalho consiste na proposição e implementação de técnicas de estatísticas e de matemática computacional para predição de colapso em tubos utilizados

na extração de petróleo e gás.

Para alcançar esse objetivo, serão realizados os seguintes objetivos específicos:

- realizar uma revisão da literatura sobre trabalhos semelhantes;
- construir um conjunto de dados apropriado e desenvolver um modelo computacional inicial para análise estatística;
- obter um conhecimento completo do modelo de ruptura dado em função da geometria do segmento de tubo, previsto em normas do setor petrolífero, como a ISO/TR 10400:2007;
- gerar as amostras e calcular as probabilidades de ruptura segundo o método de *Monte Carlo*, que é uma ferramenta estatística para simular situações reais de forma aleatória;
- realizar uma análise estatística da probabilidade de tensão de ruptura de tubos petrolíferos, a fim de permitir uma análise de risco e confiabilidade mais precisa;
- desenvolver técnicas de processamento de alto desempenho para uma indústria siderúrgica, integrando grandes volumetrias de dados industriais, visando uma maior eficiência no processamento dos dados;

1.4 Contribuições da Dissertação

A relevância desta pesquisa reside na capacidade de contribuir para o desenvolvimento de soluções seguras e confiáveis na exploração *offshore*. Essas soluções têm o potencial de causar impactos significativos na segurança ambiental e energética global e na competitividade da indústria petrolífera. Ao abordar questões críticas relacionadas à segurança e confiabilidade dos tubos utilizados na extração de petróleo e gás, esta pesquisa pode fornecer informações valiosas para aprimorar as práticas atuais e prevenir falhas catastróficas.

Além disso, a pesquisa visa identificar oportunidades para o desenvolvimento de novos produtos, com melhores dimensionamentos, e tecnologias inovadoras que possam melhorar a confiabilidade e a eficiência dos sistemas de extração de hidrocarbonetos em águas profundas. Portanto, a pesquisa se destaca não apenas pela busca de soluções imediatas para os problemas enfrentados pela indústria petrolífera, mas também pela abertura de caminhos para o desenvolvimento sustentável do setor no longo prazo, levando em consideração os desafios crescentes impostos pelas demandas por energia e os riscos ambientais associados à exploração *offshore*.

Em suma, as contribuições desta pesquisa têm potencial de diminuir consideráveis horas de trabalho de analistas e engenheiros na liberação de qualidade na produção de tubos de aço sem costura, além de criar um fluxo de trabalho mais assertivo por utilizar métodos matemáticos baseados em dados.

1.5 Publicações

Esta seção apresenta as publicações produzidas no decorrer deste estudo. Foi publicado um artigo em congresso internacional e esta em desenvolvimento um artigo que será submetido para um periódico internacional.

- MESQUITA, H. M., SILVA, A. M.. Digital Revolution and Statistical Characterization in Steel Pipe Production: Crafting Reliable Designs Through Mathematical Methods and Computational Intelligence and High-Performance Computing. In: AISTech 2024 — Iron & Steel Technology Conference (Milagres, H. M. and Silva, A. M., 2024) (Publicado).
- MESQUITA, H. M., SILVA, A. M.. Probabilistic Design and Statistical Characterization of Steel Pipes Used in Oil Industries by Mathematical Methods, Computational Techniques, and High-performance Computing. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (Em desenvolvimento).

1.6 Organização da Dissertação

Esta dissertação de mestrado estrutura-se em seis capítulos, detalhados a seguir:

1. **Introdução:** Neste capítulo, foi introduzido o tema central da pesquisa, apresentado a relevância e a motivação para a abordagem do tema. O contexto atual da área e a importância de estudar e compreender as nuances deste tópico foram destacados. Além disso, esse capítulo inicial apresentou os objetivos e as contribuições do trabalho.
2. **Fundamentação Teórica:** Estabelecem-se as bases teóricas que sustentam a pesquisa. São explorados os principais conceitos, teorias e modelos que tratam da organização do tema da pesquisa, fornecendo uma fundação sólida para análises subsequentes.
3. **Revisão Bibliográfica:** Este capítulo tem como objetivo apresentar e discutir os principais estudos, artigos e publicações sobre a pesquisa. Através desta revisão, identificam-se lacunas na literatura atual e oportunidades para contribuição.
4. **Abordagem Proposta:** Com base na fundamentação teórica e na revisão bibliográfica, propõe-se uma nova abordagem ou perspectiva sobre a organização do tema da pesquisa. Este capítulo detalha as metodologias adotadas e as justificativas para tais escolhas.
5. **Experimentos e Resultados:** A fim de validar a abordagem proposta, este capítulo descreve os experimentos realizados, as metodologias de pesquisa empregadas e os resultados obtidos. Estes são analisados e discutidos em profundidade para determinar a eficácia e relevância da proposta.
6. **Conclusão:** Na conclusão, resumem-se os principais pontos abordados ao longo do trabalho proposto, refletindo sobre as contribuições feitas ao campo de estudo

da pesquisa. Sugestões para pesquisas futuras e considerações finais sobre o impacto e a importância deste trabalho no cenário acadêmico e prático são também apresentadas.

Ao final, espera-se que uma compreensão abrangente das nuances associadas à organização da pesquisa, bem como das inovações propostas e validadas, seja alcançada.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo, abordam-se os conceitos fundamentais necessários para o projeto de tubos utilizados na extração de petróleo. A Seção 2.1 detalha o processo de extração de óleo e gás, desde a perfuração do poço até a produção dos hidrocarbonetos. A Seção 2.2 explora o papel dos tubos de aço sem costura no transporte desses fluidos, detalhando suas características principais e variáveis envolvidas, incluindo o processo de produção em usinas siderúrgicas. A Seção 2.3 discute o contexto normativo aplicável aos tubos e apresenta os fenômenos que afetam seu desempenho, como os mecanismos de falha e colapso, e descreve as técnicas de avaliação de integridade e prevenção de falhas usadas pela indústria. A Seção 2.4 foca no colapso e ruptura, enquanto a Seção 2.5 introduz o Método de *Monte Carlo* e a discussão estatística. A Seção 2.6 detalha a implementação do algoritmo de cálculo baseado na função de *Klever Tamano*. A Seção 2.7 aborda os problemas decorrentes do pequeno tamanho da amostra, e a Seção 2.8 discute o sistema legado e suas limitações, onde se utiliza um protótipo desenvolvido anteriormente como base de referência para os resultados experimentais desta pesquisa, motivando o desenvolvimento deste trabalho.

2.1 Processo de Extração de Petróleo

A perfuração de poços de petróleo é uma atividade de alto grau de dificuldade e complexidade que requer diversos trabalhos de engenharia das mais variadas áreas. Começando pelos materiais constituintes dessa operação, as brocas podem ser de diamante industrial ou de aço, dependendo da dureza do solo ou das rochas, do diâmetro da perfuração e respectiva altura.

Antes de iniciar a perfuração, é necessário realizar um estudo de viabilidade econômica do poço, durante o qual uma sonda de perfuração realiza uma série de furos estratégicos para verificar a presença de petróleo com possível rentabilidade financeira. Para que a broca de perfuração fique sempre em posição vertical, é necessário um grande aparato de suporte, no qual as plataformas de apoio ou navio-sonda funcionam como verdadeiros pilares de sustentação e estabilização, resistindo às vibrações características desse processo (TUDORACHE; AVRAM; ANTONESCU, 2020).

À medida que o processo de perfuração avança, tubos de aço sem costura são posicionados e interligados por diferentes tipos de ligação (solda, encaixe ou rosca). Os conectores têm como objetivo manter a proteção e estabilidade da coluna de tubos utilizados na perfuração, além de estabilizar as paredes de fenômenos externos. Um tubo possui, em média, entre 8 e 16 metros de comprimento, além de medidas características de diâmetro e espessura de paredes, que são variáveis de influência para a análise da probabilidade da

tensão de colapso desses tubos quando posicionados nos poços. Após a perfuração e a colocação dos tubos de proteção, todo o processo de extração dos hidrocarbonetos e seus gases está pronto para ser iniciado.

Em plataformas *offshore* os tubos geralmente são instalados vazios para reduzir impacto do peso da seção suspensa e a pressão externa é um parâmetro fundamental para se levar em conta no projeto de extração. Quando um tubo é submetido a uma carga axial, ele pode sofrer diferentes tipos de falhas, incluindo o colapso. O colapso ocorre quando a carga axial excede a capacidade de carga do tubo e forma geométrica é permanentemente alterada. Alguns fatores que afetam a forma como o colapso ocorre incluem imperfeições geométricas iniciais, como ovalização e variações de espessura de parede, além de limites de escoamento, de resistência e tensões residuais. A seleção cuidadosa das dimensões e tipos de tubos garante a eficiência, a segurança e a confiabilidade das operações de exploração em águas profundas (KYRIAKIDES; CORONA, 2023).

Conforme visto na Figura 2, a coluna de exploração é dividida em várias seções, cada uma com necessidades específicas que demandam diferentes tipos de tubos de aço. Os condutores de superfície (referidos na figura como *Surface Casing*), fabricados em aço carbono, possuem paredes mais espessas para suportar cargas de compressão. Eles também possuem maior diâmetro e menor resistência mecânica e são utilizados para suportar o peso das instalações de superfície e proteger as camadas geológicas mais rasas e o poço contra a erosão causada pelo fluido de perfuração. O revestimento intermediário (referidos na figura como *Intermediate Casing*), fabricado com aço de alta resistência possui diâmetro menor do que os condutores de superfície e é instalado após a perfuração das seções mais rasas do poço. Ele isola as formações geológicas, prevenindo a contaminação do reservatório e proporcionando uma barreira contra a pressão das formações. O revestimento de produção, (referidos na figura como *Production Casing*), é a seção final do poço e está diretamente em contato com o reservatório de hidrocarbonetos. Geralmente, esses tubos são fabricados com aço de alta resistência e apresentam diâmetros menores em relação ao revestimento intermediário. Eles são projetados para suportar altas pressões e temperaturas nos reservatórios e resistir à corrosão causada pelos fluidos produzidos. Dependendo das condições específicas do projeto e das necessidades de flexibilidade, tubos flexíveis podem ser utilizados nessa seção. Por fim, tem-se a tubulação de produção (referidos na figura como *Production tubing*), confeccionada com aço resistente à corrosão e com diâmetro inferior ao do revestimento de produção. Ela é instalada dentro do revestimento de produção e transporta os fluidos (óleo, gás e água) do reservatório até a superfície (MACDONALD; COSHAM, 2005; KYRIAKIDES; CORONA, 2023).

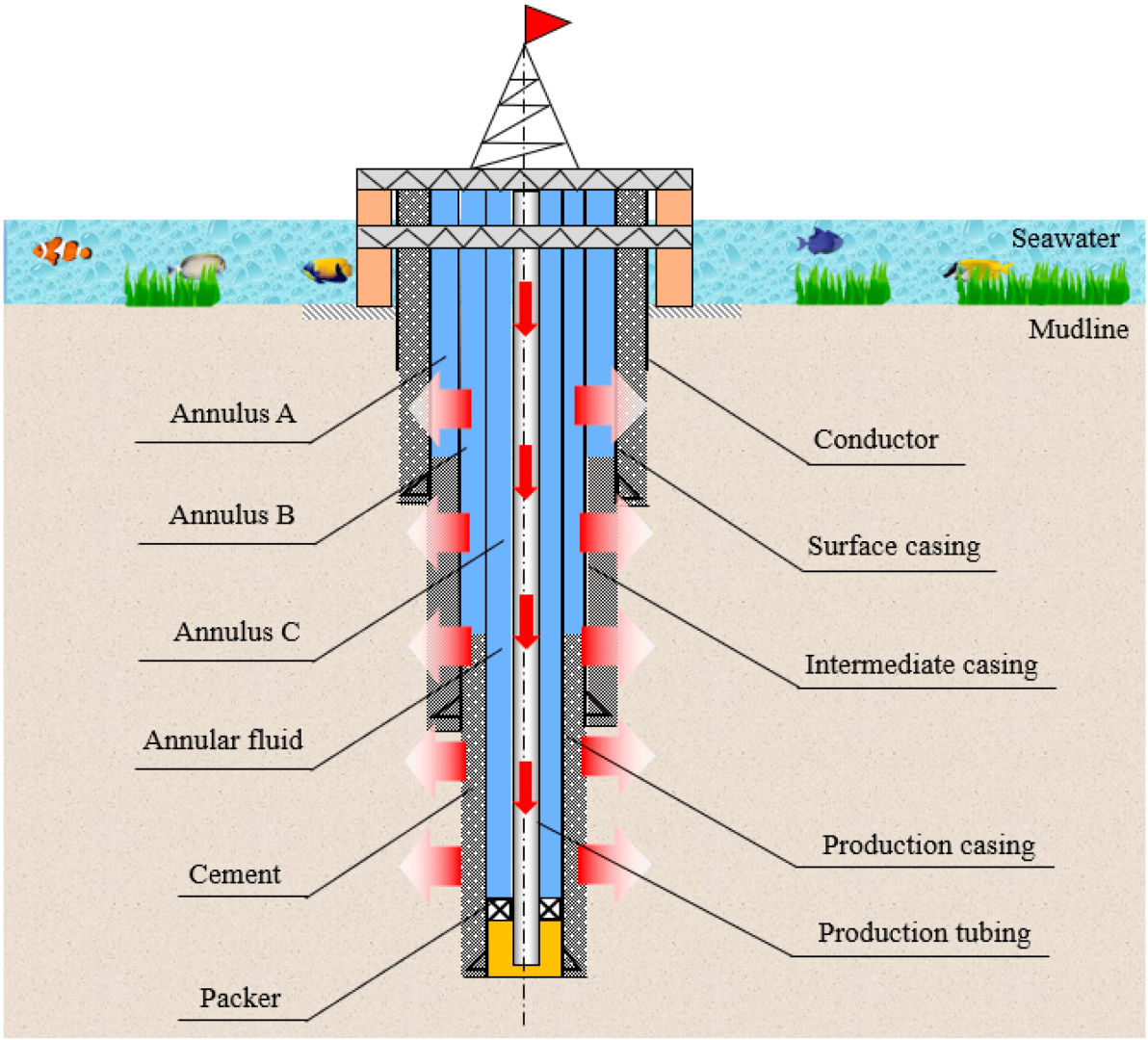


Figura 2 – O diagrama simplificado de um poço de extração típico com três revestimentos: 1. Protetores de Superfície (do inglês, *Surface casing*), 2. Protetores Intermediários (do inglês, *Intermediate casing*), 3. Protetores de Produção (do inglês, *Production casing*).

2.2 Tubo de Aço Sem Costura

Com o objetivo de explorar cada vez mais fundo os depósitos de hidrocarbonetos em águas profundas, o desenvolvimento tecnológico se tornou uma necessidade inexorável. Dentro deste contexto, os tubos petrolíferos destacam-se como componentes essenciais, uma vez que são eles os responsáveis pelo transporte do óleo e gás desde o poço até a superfície.

Os tubos de aço são os preferidos nessa indústria devido às suas robustas propriedades mecânicas e à resistência à corrosão, ambas as qualidades essenciais para garantir a operação segura e eficaz nas condições extremas de pressão e temperatura encontradas em profundidades oceânicas (SUBHAN; ZAHOOR; MOURAD, 2022). Existem dois tipos principais de tubos de aço empregados neste cenário: tubos rígidos e tubos flexíveis.

Os tubos rígidos de aço, também conhecidos como tubos de aço sem costura, são produzidos a partir de um único bloco sólido de aço. O processo de fabricação começa com a perfuração desse bloco, seguida do alongamento e conformação do material até alcançar a espessura e diâmetro desejados (LI; HAN; LIU, 2018). A ausência de costuras torna esses tubos mais resistentes mecânica e quimicamente, reduzindo o risco de falhas por corrosão. Estes tubos são geralmente utilizados em aplicações que demandam alta resistência à pressão e à carga axial, como na perfuração de poços e em sistemas de produção em águas profundas. Entretanto, a rigidez pode se tornar um desafio no que se refere à instalação e manutenção, especialmente em ambientes com condições dinâmicas e topografias complexas no leito marinho (GUO et al., 2005).

Já os tubos flexíveis de aço são compostos por várias camadas de materiais, incluindo aço, polímeros e outros elementos de reforço. Esta estrutura multicamada proporciona ao tubo uma maior flexibilidade, permitindo que se adapte às condições dinâmicas e às variações de temperatura e pressão encontradas em ambientes de águas profundas (TOSCANO et al., 2003; GUO et al., 2005). Apesar de possuírem menor resistência mecânica em comparação aos tubos rígidos, a maior adaptabilidade os torna ideais para aplicações que demandam flexibilidade, como *risers*[1] e *flowlines*[2]. Ademais, a instalação e manutenção dos tubos flexíveis tendem a ser mais simples, uma vez que podem ser facilmente enrolados e armazenados em carretéis (HERDIYANTI, 2013).

A escolha entre tubos rígidos e flexíveis de aço para a exploração em águas profundas é determinada pelas necessidades específicas do projeto e pelas condições de operação. Os tubos rígidos oferecem maior resistência mecânica e são adequados para aplicações de alta pressão, enquanto os tubos flexíveis proporcionam maior adaptabilidade e facilidade de instalação em ambientes dinâmicos e com topografias complexas.

[1] Tubulações que transportam fluidos entre o fundo do mar e as unidades de produção na superfície, resistindo a diversas forças ambientais.

[2] Tubos que conduzem o fluido dos poços de petróleo ou gás até o *riser*, localizados no leito marinho.

Os tubos de aço utilizados na extração de hidrocarbonetos podem ser classificados em dois tipos principais:

- **Tubos sem costura:** possuem maior resistência mecânica e integridade estrutural, sendo ideais para aplicações em águas profundas e condições extremas;
- **Tubos com costura:** embora menos resistentes, são mais econômicos e disponíveis em diversos diâmetros e espessuras.

Destaca-se que no contexto da indústria de hidrocarbonetos, dois segmentos principais de tubos são comumente utilizados: *Oil Country Tubular Goods* (OCTG) e *Pipeline Line Pipe* (PLP). OCTG engloba tubos e conexões utilizados na perfuração e produção de petróleo e gás, enquanto o segmento PLP refere-se aos tubos de transporte responsáveis pela condução do petróleo e gás desde a cabeça do poço até as instalações de processamento e distribuição (IKESHIMA, 1979).

Os tubos rígidos de aço, foco deste trabalho, facilitam a inspeção devido à simplicidade de suas camadas constitutivas, permitindo uma detecção mais eficaz de problemas como corrosão e ocorrências de fendas. Além disso, as suas dimensões propiciam melhores propriedades em relação à resistência contra a fricção do fluido, corrosão, pressão, fadiga, curvatura, colapso e outras variáveis (TOSCANO et al., 2003).

A propósito da utilização de tubos rígidos na exploração de hidrocarbonetos em águas profundas, estes se apresentam como a solução mais adequada quando se considera a necessidade de resistência contra variáveis adversas e a facilidade de inspeção. Consequentemente, o estudo da resistência ao colapso dos tubos rígidos de aço tem sido um tema de pesquisa frequente e, portanto, é o foco deste trabalho.

2.2.1 Principais Variáveis do Tubo Sem Costura

O tubo de aço sem costura possui diversos parâmetros geométricos importantes para o seu desempenho e resistência, especialmente quando se trata do cálculo de colapso. Os principais parâmetros do tubo sem costura são (ADAMS et al., 1998):

- WT **(*Wall Thickness* - Espessura da Parede):** mede a espessura da parede do tubo, que é a distância entre a superfície interna e a superfície externa do tubo. A espessura da parede é crucial para determinar a resistência do tubo às cargas externas, como pressão e colapso;
- L **(*Length* - Comprimento):** refere-se ao comprimento total do tubo. O comprimento influencia a capacidade de carga axial do tubo, e é um fator importante na determinação do peso total da coluna de tubulação;
- OD **(*Outer Diameter* - Diâmetro Externo):** é o diâmetro da superfície externa do tubo. O diâmetro externo é usado para calcular a área da seção transversal do tubo e determinar a resistência à pressão externa, que pode causar colapso;

- ID **(*Inner Diameter* - Diâmetro Interno):** é o diâmetro da superfície interna do tubo, ou seja, a abertura do tubo. O diâmetro interno é importante para determinar a capacidade de fluxo do tubo e a resistência ao colapso;
- ECC **(*Excentricity* - Excentricidade):** refere-se à variação na espessura da parede do tubo ao longo de seu perímetro. A excentricidade pode afetar a resistência do tubo ao colapso, pois a distribuição irregular da espessura da parede pode resultar em pontos fracos na estrutura do tubo;
- OV **(*Ovality* - Ovalidade):** é a medida do grau de deformação do formato do tubo, geralmente causada por processos de fabricação ou deformações mecânicas. Um tubo idealmente circular teria ovalidade igual à zero. A ovalidade afeta a resistência do tubo ao colapso, pois uma forma oval pode resultar em concentração de tensões e possíveis falhas.

O cálculo de colapso é de suma importância para avaliar a capacidade de um tudo de aço sem costura resistir às pressões externas sem falhar, especialmente nas operações de extração de petróleo e gás em águas profundas. Um ponto relevante a ser analisado é a relação entre OD/WT. Essa relação é usada para avaliar a resistência e a capacidade de carga dos tubos em diferentes condições de operação. A seguir, apresenta-se os principais aspectos impactados por essa relação (ADAMS et al., 1998):

- **resistência mecânica:** a relação OD/WT é um indicador da resistência mecânica do tubo. Tubos com maior relação OD/WT têm uma menor resistência mecânica, o que pode levar a falhas sob cargas elevadas. Por outro lado, tubos com menor relação OD/WT têm maior resistência mecânica e são capazes de suportar cargas mais elevadas;
- **resistência ao colapso:** a relação OD/WT é um fator determinante na resistência ao colapso do tubo. Tubos com maior relação OD/WT são mais suscetíveis ao colapso sob pressão externa, enquanto tubos com menor relação OD/WT têm maior resistência ao colapso;
- **resistência à pressão interna:** a relação OD/WT também afeta a capacidade do tubo de resistir à pressão interna. Tubos com menor relação OD/WT têm maior resistência à pressão interna, enquanto tubos com maior relação OD/WT são mais suscetíveis à falha por pressão interna;
- **peso do tubo:** a relação OD/WT tem impacto no peso do tubo, afetando o custo, o manuseio e a instalação. Tubos com maior relação OD/WT são geralmente mais leves, enquanto tubos com menor relação OD/WT são mais pesados;
- **rigidez e flexibilidade:** a relação OD/WT influencia a rigidez e a flexibilidade do tubo. Tubos com maior relação OD/WT tendem a ser mais flexíveis, enquanto tubos com menor relação OD/WT são mais rígidos. A escolha entre rigidez e flexibilidade depende das condições de operação e das necessidades específicas da aplicação.

Para facilitar a compreensão das dimensões de um tubo de aço sem costura, a Figura 3 mostra o formato típico do tubo e suas principais dimensões.

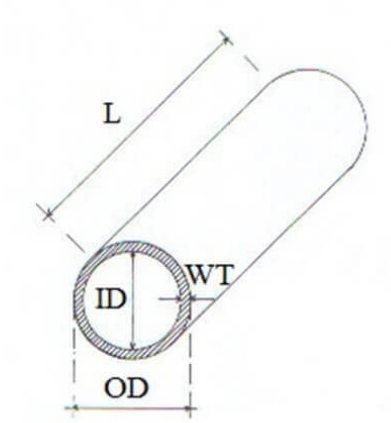


Figura 3 – Esquemático das dimensões tubo de aço, em que L é o comprimento, OD é o diâmetro externo, ID é o diâmetro interno e WT é a espessura de parede. Fonte: DONGSHANG (2022).

2.2.2 Processo de Produção do Tubo Sem Costura

A produção de tubos de aço sem costura é um processo complexo que envolve várias etapas críticas. Inicialmente, o aço utilizado na fabricação dos tubos é produzido em uma aciaria e passa por diversas etapas antes de se tornar um tubo sem costura. A Figura 4 ilustra o processo de produção, que inclui a produção do aço bruto, que passa pelas etapas de redução, refino e lingotamento.

A partir dos lingotes, são produzidos blocos de aço que são laminados em chapas grossas. Em seguida, essas chapas são aquecidas e passam por um processo de perfuração para a produção dos tubos. O processo de laminação é utilizado para produzir tubos de alta qualidade, com tolerâncias precisas e acabamento de superfície adequado. Todas essas etapas são importantes para garantir a qualidade do produto e evitar defeitos ou falhas na produção. A seguir, uma breve descrição de cada etapa do processo é apresentada.

Na etapa de Preparação de Carga e Redução, ainda no alto-forno, é feita a produção do ferro onde principalmente o minério de ferro, o coque (ou carvão vegetal dependendo da alimentação do alto forno) além de outras matérias primas são convertidas em Ferro-Gusa. Esse produto é considerado uma liga entre carbono e ferro podendo conter até 5% de carbono. Entretanto, o Ferro-Gusa é considerado frágil e não possui grandes aplicações (LIN et al., 2016). Concluída a produção do Ferro-Gusa, que é um líquido incandescente com temperaturas de aproximadamente de 1.500 graus centígrados, ele é transportado por um carro torpedo[3] até a Aciaria, onde começa a próxima etapa da produção de tubos de

[3] Carro torpedo é uma espécie de vagão de locomotiva próprio para esse transporte.

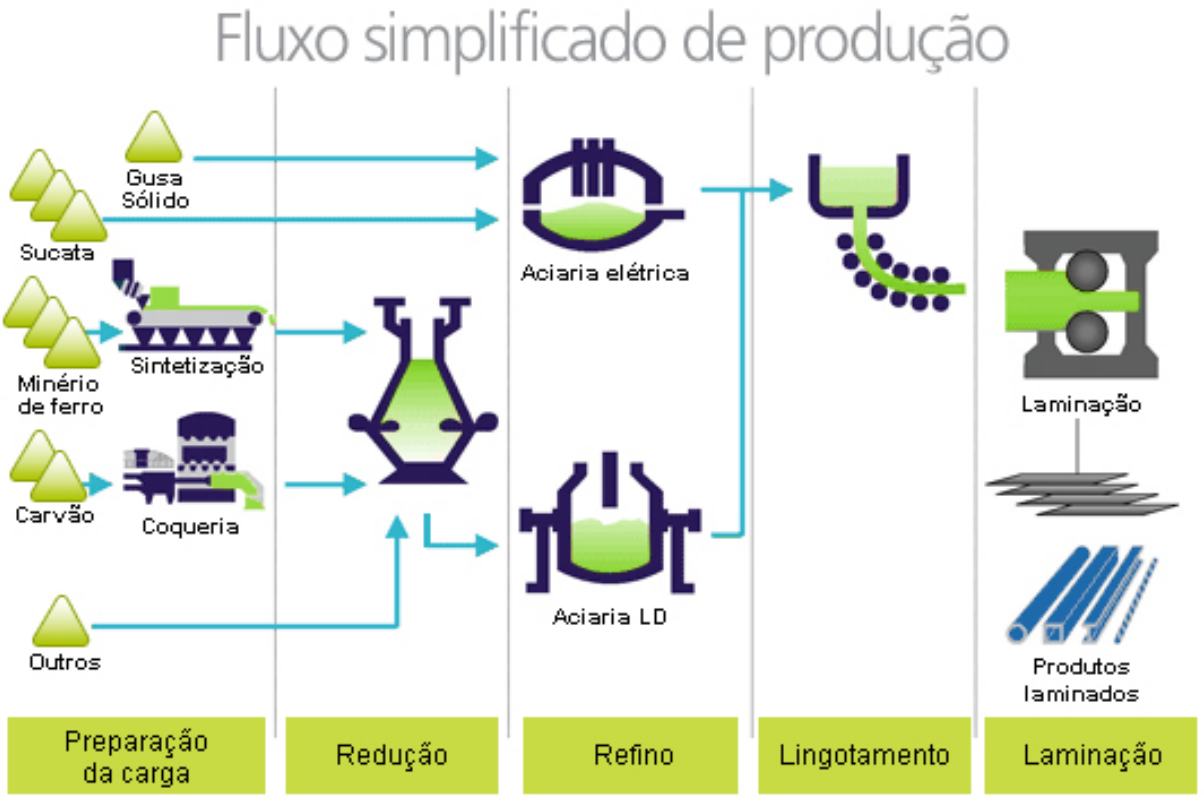


Figura 4 – Fluxo do processo de produção de uma usina siderúrgica. Fonte: Aço Brasil (2022).

aço.

Na Aciaria, o Ferro-Gusa passa por vários processos específicos para ser reduzido e formar o aço. Em seguida, o material é solidificado. Na técnica de lingotamento contínuo, o aço líquido é escoado através de uma válvula de fluxo posicionada no fundo do recipiente e é direcionado para o Distribuidor, que vaza o aço no molde da MLC (Máquina de Lingotamento Contínuo). O objetivo é solidificar o aço líquido utilizando diferentes sistemas de refrigeração, formando barras sólidas.

O mecanismo de lingotamento contínuo é essencial para garantir a qualidade do aço. Isso ocorre devido à influência da variação de temperatura e ao padrão de solidificação durante o processo, que pode ser determinante para estabelecer a linha divisória entre uma produção eficiente e aquela que apresenta prejuízos decorrentes de defeitos de fabricação (SABAU, 2006). Portanto, o processo de lingotamento contínuo é crucial para garantir a qualidade do aço.

Após o resfriamento das barras de aço na Aciaria, elas passam por um processo de serragem e são enviadas para a Laminação Contínua de Tubos (LCT), que é a última etapa da produção (MORIOKA; OKA; SIMIZU, 1998; ROMANTSEV et al., 2009; OSADCHII et al., 2016). Nessa etapa, as barras são transformadas em tubos sem costura. Os lingotes

são perfurados utilizando um mandril no Laminador Oblíquo. Nesse processo, empurra-se a massa existente dentro da barra de aço para criar um tubo com o comprimento e o formato desejado, sem a necessidade de soldagem para unir chapas metálicas, ou seja, para criar um tubo sem costura. Os tubos produzidos podem ser submetidos a tratamento térmico, anticorrosivo, trefilação ou rosqueamento, de acordo com as necessidades dos clientes.

2.3 Processo Normativo na Produção de Tubos

O setor de extração de hidrocarbonetos tem feito constantes avanços tecnológicos para lidar com cenários de extração em maiores profundidades e condições físicas mais severas. No entanto, como em qualquer linha de manufatura, é normal certa variabilidade inerente ao processo e maquinário, que pode causar obstáculos na veracidade das variáveis de processo. No caso da fabricação de tubos, essas variáveis diferem principalmente em relação à espessura da parede cilíndrica e ao diâmetro do tubo, pois são projetados para suportar determinadas forças e profundidades.

A indústria de extração de petróleo e gás, em particular, o setor de produtos tubulares para a indústria do petróleo (OCTG, do inglês *Oil Country Tubular Goods*), é caracterizada por um alto grau de regulamentação e conservadorismo, tendo a segurança como principal motivação. Essa postura é necessária para minimizar os riscos inerentes às operações de extração em condições extremas, como as encontradas em poços profundos de petróleo e gás (OLIVEIRA; LUZ, 2013).

Neste setor, a qualidade do produto é de vital importância, uma vez que falhas em tubos e conexões podem levar a acidentes catastróficos com graves consequências ambientais, econômicas e para a segurança humana (SHIRYAEV et al., 2018; SOTO, 2019). Por isso, é crucial que os tubos de aço utilizados em poços de petróleo e gás sejam fabricados dentro de limites rigorosos de variabilidade, atendendo a padrões específicos que garantam a integridade estrutural sob condições operacionais adversas.

As variáveis de processo no caso de um fabricante de tubos - tais como a espessura da parede cilíndrica e o diâmetro do tubo - são estritamente controladas. Estes parâmetros são projetados para suportar determinadas forças e profundidades e, portanto, qualquer variabilidade pode comprometer a segurança das operações de extração. A resistência à pressão, à corrosão, à fadiga, bem como a habilidade para resistir a forças de flexão e colapso, são todas qualidades essenciais que devem ser garantidas pelo fabricante (PEREZ, 2013). Além disso, a integridade dos tubos deve ser assegurada durante todo o seu ciclo de vida, desde a fabricação até a instalação, operação e eventual descomissionamento. Para este fim, práticas rigorosas de inspeção e manutenção, incluindo o uso de tecnologias de inspeção avançadas e análises de engenharia detalhadas, são aplicadas ao longo do ciclo de vida dos tubos (LIU et al., 2022). Portanto, a gestão rigorosa da variabilidade

do processo no setor OCTG é de fundamental importância, não apenas para garantir a segurança operacional, mas também para manter a conformidade com a regulamentação rigorosa do setor.

A norma mais recente ISO/TR 10400:2007, que regula o setor energético de óleo e gás estabelece os preceitos de resistência dos tubos aos agentes e esforços, tais como pressão externa e interna, flexão e torção, força axial e conexões, para projetar e dimensionar a coluna de revestimento necessária para extrair os hidrocarbonetos (ISO, 2007). O dimensionamento dos esforços é baseado em documentos próprios de cada operadora petrolífera e exige a realização de cálculos da resistência desses tubos, conhecidos como formulação de colapso, que possuem certas limitações descritas na Norma ISO/TR 10400:2007. Ademais, é possível encontrar na literatura obras que relatam e estimam os estados limites desses tubos.

2.4 Colapso e Ruptura

Na indústria de petróleo e gás, a correta previsão do colapso e da ruptura dos tubos de aço sem costura é crucial para garantir a segurança e a eficiência do processo. O colapso ocorre quando as pressões externas excedem a capacidade do material, resultando em falha estrutural. Já a ruptura é uma falha catastrófica causada por pressão interna que supera a resistência da tubulação. Estes fenômenos podem levar a falhas no equipamento, interrupções não programadas na produção e, em casos extremos, acidentes graves com danos ambientais e humanos.

Na exploração de campos de petróleo em águas profundas, onde os tubos são submetidos a pressões extremas e baixas temperaturas, compreender os mecanismos de colapso e ruptura é essencial para prevenir falhas e garantir a segurança das operações. Portanto, desenvolver modelos precisos para prever colapso e ruptura pode levar a economias significativas. A conformidade com normas regulatórias e de segurança também é um aspecto crítico na indústria do petróleo e gás. O estudo adequado do colapso e da ruptura e a implementação de medidas preventivas podem ajudar a garantir a conformidade com essas normas, evitando penalidades e protegendo a reputação da empresa. As figuras 5 e 6 ilustram exemplos simulados e reais de tubos colapsados e rompidos.

2.4.1 Cálculo da Pressão de Ruptura e Pressão de Colapso

A ruptura ocorre quando a pressão interna no tubo excede a resistência do material, resultando em uma falha catastrófica. Este fenômeno é conhecido como ruptura ou estouro. O teste hidrostático é um método essencial para verificar a resistência e a durabilidade dos tubos de aço, especialmente daqueles destinados ao uso em condições extremas, como na exploração *offshore* de petróleo e gás. A máquina de teste de colapso por pressão

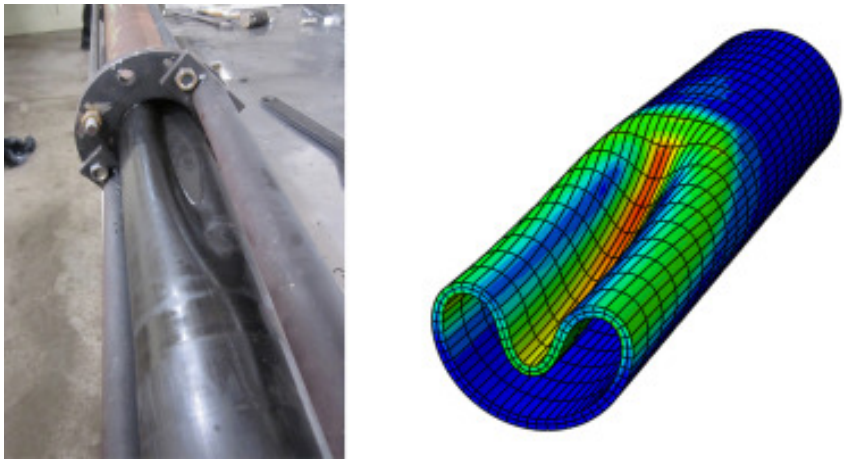


Figura 5 – Exemplo prático de tubo de aço colapsado (Colapso). Fonte: Mania (2016).

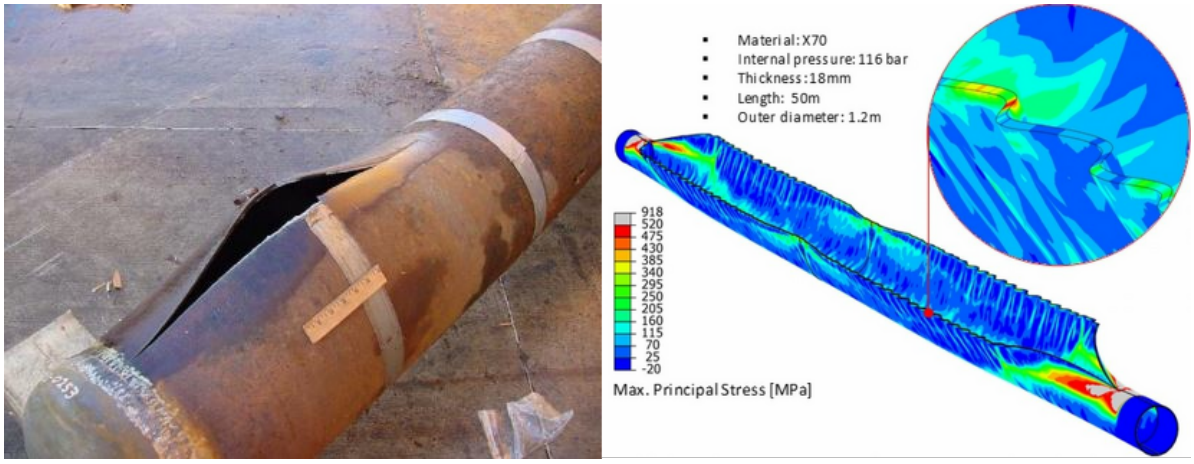


Figura 6 – Exemplo prático de tubo de aço com ruptura (*Burst*). Fonte: Rueda et al. (2016) e Ocas (2023).

hidrostática desempenha um papel crucial nesse processo, aplicando pressão interna aos tubos para simular as condições operacionais a que serão submetidos. Este teste permite identificar possíveis falhas na estrutura dos tubos, como fissuras ou deformações, antes de serem instalados. Ao garantir que os tubos possam suportar as pressões esperadas sem sofrer danos, a segurança das operações de exploração e produção é significativamente aumentada, minimizando o risco de acidentes e vazamentos que podem ter consequências devastadoras para o meio ambiente e a segurança das operações. A máquina de teste de colapso por pressão hidrostática é, portanto, uma ferramenta indispensável na indústria de óleo e gás, assegurando que apenas tubos de aço de alta qualidade e confiabilidade sejam utilizados em projetos de exploração. Um exemplo de maquinário utilizado pode ser visto na Figura 7.

No entanto, esse teste requer o descarte do tubo, pois ocorre a ruptura, o que pode aumentar os custos do processo. A pressão de ruptura pode ser calculada por:



Figura 7 – Exemplo de maquinário utilizado para medição de pressão de colapso de tubos de aço. Os tubos são descartados ao final do teste. Fonte: PRDCompany (2024).

$$P_b = \frac{2 * \sigma_u * WT}{OD}. \tag{1}$$

na qual:

- P_b é a pressão de ruptura;
- σ_u é a resistência à tração do material do tubo;
- WT é a espessura da parede do tubo;
- OD é o diâmetro externo do tubo.

O colapso ocorre quando a pressão externa exercida sobre a tubulação excede a resistência, resultando na deformação ou falha do material. Este fenômeno é de particular importância para a indústria de petróleo e gás, onde os tubos são frequentemente submetidos a altas pressões em ambientes adversos. A fórmula geral para calcular a pressão de colapso é:

$$P_c = \frac{2 * YS * WT}{OD - 0.8 * WT}. \tag{2}$$

em que:

- P_c é a pressão de colapso;
- YS é o limite de escoamento do material do tubo;
- WT é a espessura da parede do tubo;
- OD é o diâmetro externo do tubo.

Na indústria de petróleo e gás, evitar o colapso e a ruptura de tubulações é essencial, com modelos matemáticos e equações desempenhando um papel crucial na previsão dessas falhas para possibilitar a adoção de medidas preventivas. Contudo, a realidade operacional frequentemente desvia dos pressupostos ideais desses modelos, que geralmente consideram os tubos como perfeitamente redondos, sem imperfeições e compostos por materiais homogêneos e isotrópicos, enquanto, na prática, tais condições raramente se aplicam. Essas discrepâncias realçam a importância de aprimorar continuamente as técnicas de modelagem para refletir mais acuradamente as variações reais, como as imperfeições geométricas e a heterogeneidade dos materiais, que significativamente influenciam a resistência ao colapso dos tubos. Reconhecendo essas limitações, Klever e Tamano propuseram, em 1994, um método semiempírico que incorpora tais imperfeições no cálculo da pressão de colapso, oferecendo uma abordagem mais precisa e representativa das condições enfrentadas na prática. A equação de Klever-Tamano para a pressão de colapso é:

$$P_c = F \times \frac{2\sigma_y WT}{OD - 0.8WT}. \tag{3}$$

em que:

- P_c é a pressão de colapso;
- F é um fator que leva em consideração as imperfeições geométricas e é determinado experimentalmente;
- σ_y é o limite de escoamento do material do tubo;
- WT é a espessura da parede do tubo;
- OD é o diâmetro externo do tubo.

A introdução do fator F permite que a equação de Klever-Tamano seja mais precisa na previsão da pressão de colapso em condições reais, onde as imperfeições geométricas estão presentes.

2.5 Método de *Monte Carlo* e Discussão Estatística

2.5.1 Sobre o Método

O Método de *Monte Carlo*, uma abordagem computacional para simular e entender sistemas complexos, tem raízes na matemática e na física estatística. Seu nome, inspirado pelo famoso cassino em Mônaco, reflete o elemento de aleatoriedade central para a técnica. Desenvolvido inicialmente durante a Segunda Guerra Mundial pelos cientistas Stanislaw Ulam, John von Neumann, e Nicholas Metropolis, o método foi concebido como uma ferramenta para lidar com as incertezas e variabilidades inerentes nos processos físicos, particularmente na modelagem de reações em cadeia nucleares para o Projeto Manhattan (METROPOLIS; ULAM, 1949).

A principal importância do Método de *Monte Carlo* reside na versatilidade e eficácia em simular sistemas onde a análise determinística é impraticável ou impossível. Diferentemente dos métodos analíticos tradicionais, que podem ser restritos por simplificações ou aproximações, o *Monte Carlo* permite a incorporação de variabilidades reais e a obtenção de distribuições de resultados ao invés de uma única solução predeterminada (RUBINSTEIN; KROESE, 2016).

As aplicações do Método de *Monte Carlo* são extensas e transversais, abrangendo diversas áreas do conhecimento, como:

- Física: para simulações de sistemas complexos e estudo de fenômenos estatísticos;
- Finanças: na avaliação de riscos e na precificação de opções e de outros instrumentos financeiros;
- Engenharia: para análise de confiabilidade e simulação de sistemas;
- Ciências Ambientais: em modelos climáticos e estudos de impacto ambiental;
- Biologia e Medicina: para modelagem de processos biológicos e estudos epidemiológicos.

O cerne do Método de *Monte Carlo* é a utilização de números aleatórios para simular o comportamento de sistemas complexos e para estimar probabilidades (RUBINSTEIN; KROESE, 2016). O procedimento básico pode ser descrito da seguinte maneira:

1. Definição do Problema: identificar o sistema ou problema a ser simulado, incluindo todas as variáveis relevantes;
2. Geração de Amostras Aleatórias: utilizar distribuições de probabilidade para gerar amostras dos parâmetros do sistema;
3. Simulação: executar simulações computacionais usando as amostras geradas para modelar o comportamento do sistema;
4. Análise dos Resultados: agregar os resultados das simulações para obter estimativas estatísticas, como médias, variâncias e intervalos de confiança.

O Método de *Monte Carlo* é uma ferramenta poderosa para a análise estatística e simulação de sistemas complexos. A capacidade de incorporar incerteza e variabilidade, juntamente com o desenvolvimento computacional, ampliou seu uso para além das ciências físicas, tornando-se um pilar fundamental em muitas disciplinas científicas e aplicadas. A simplicidade conceitual aliada à robustez computacional faz do *Monte Carlo* uma técnica indispensável na caixa de ferramentas de pesquisadores, engenheiros e analistas financeiros em todo o mundo (RUBINSTEIN; KROESE, 2016).

2.5.2 Entendimento Estatístico

Para prever a pressão de colapso em tubos de aço, o Método de *Monte Carlo* exige a geração de cenários variáveis baseados em distribuições probabilísticas dos parâmetros relevantes, como propriedades mecânicas do material e condições externas de carga. Utiliza-se Função de Distribuição Cumulativa (CDF - do inglês *Cumulative Distribution Function*) para modelar as probabilidades acumuladas desses parâmetros, e a função inversa da Distribuição Cumulativa (iCDF) para transformar números aleatórios uniformemente distribuídos em números que seguem a distribuição desejada (BOSO; BROYDA; TARTAKOVSKY, 2014).

A geração de cenários no contexto da predição de pressão de colapso em tubos de aço pelo Método de *Monte Carlo* se baseia em um entendimento profundo das variáveis que influenciam o comportamento do material sob condições extremas. Esta etapa é crucial para refletir com precisão a complexidade e a variabilidade dos ambientes operacionais.

Conforme visto na Seção 2.4, as propriedades mecânicas dos materiais, como limite de escoamento, resistência à tração e módulo de elasticidade, são fundamentais para modelar o comportamento dos tubos sob pressão. Estas propriedades não são constantes e podem variar significativamente devido a fatores como processos de fabricação, tratamentos térmicos e condições de serviço. As distribuições probabilísticas, como a Normal, Log-normal, Weibull, entre outras, são empregadas para modelar estas variabilidades. A escolha da distribuição depende da natureza dos dados e da experiência prévia de forma que possa ser possível capturar a incerteza e a variabilidade inerentes ao processo.

A CDF (BOSO; BROYDA; TARTAKOVSKY, 2014), é uma função fundamental na teoria das probabilidades e estatísticas, que descreve a probabilidade acumulada de que uma variável aleatória X assuma um valor menor ou igual a x. Matematicamente, a CDF, denotada por $F(x)$, é definida como:

$$F(x) = P(X \leq x). \tag{4}$$

onde P denota a probabilidade. Em outras palavras, $F(x)$ nos dá a probabilidade acumulada de que a variável aleatória X assuma um valor menor ou igual a x.

Por exemplo, uma CDF de resistência à tração de um material pode indicar a probabilidade de que a resistência à tração seja menor que um determinado valor. Para simulações de *Monte Carlo*, números aleatórios são gerados seguindo uma distribuição uniforme entre 0 e 1, que são então transformados em valores que seguem a distribuição desejada da variável de interesse usando a iCDF.

A inversa da CDF (OKAGBUE; ADAMU; ANAKE, 2020), denotada por $F^{-1}(p)$ ou simplesmente $Q(p)$, é definida como:

$$F^{-1}(p) = x, \tag{5}$$

tal que

$$F(x) = p. \tag{6}$$

ou em termos mais simples:

$$Q(p) = \min\{x : F(x) \geq p\}. \tag{7}$$

Para uma probabilidade acumulada p fornecida, a função inversa da CDF nos retorna o valor correspondente x da variável aleatória. A CDF é uma função que indica a probabilidade de uma variável aleatória ser menor ou igual a certo valor. Matematicamente, se X é uma variável aleatória com uma função de densidade de probabilidade (PDF) $f(x)$, então a CDF $F(x)$ é dada por:

$$F(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^{x} f(t)\, dt. \tag{8}$$

A CDF é uma função não decrescente que varia de 0 a 1 e é fundamental para entender a distribuição de uma variável aleatória. A inversa da CDF é frequentemente utilizada em simulações *Monte Carlo* para gerar amostras aleatórias de uma distribuição específica. Ao fornecer um número aleatório entre 0 e 1 (tipicamente de uma distribuição uniforme) para a inversa da CDF, obtém-se um valor da variável aleatória que segue a distribuição desejada. Este processo assegura que as simulações reflitam a distribuição probabilística real das variáveis modeladas.

Para validar se as distribuições probabilísticas selecionadas para modelar as variáveis são uma representação fiel dos dados reais, utiliza-se testes de bondade de ajuste. Estes testes comparam os dados observados com os dados esperados sob a distribuição teórica escolhida.

- *Teste Chi-quadrado*: avalia se há diferenças significativas entre as frequências observadas e as frequências esperadas em categorias definidas. Este teste é adequado quando os dados podem ser categorizados e a amostra é suficientemente grande. A

estatística do teste é calculada pela fórmula:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \tag{9}$$

em que O_i são as frequências observadas e E_i são as frequências esperadas. Um valor alto da estatística χ^2 indica uma grande discrepância entre os dados observados e esperados, sugerindo que a distribuição teórica pode não ser uma boa representação dos dados reais.

- *Teste Kolmogorov-Smirnov*: compara a distribuição acumulada dos dados observados com a distribuição acumulada esperada. Este teste é não paramétrico e pode ser usado para qualquer distribuição contínua. A estatística do teste é dada por:

$$D = \sup_x |F_n(x) - F(x)|, \tag{10}$$

em que $F_n(x)$ é a função de distribuição acumulada empírica dos dados observados e $F(x)$ é a função de distribuição acumulada teórica. O valor D representa a maior diferença absoluta entre essas duas funções. Um valor alto de D sugere que a distribuição teórica pode não ser adequada para os dados observados.

Estes testes são fundamentais para assegurar que as simulações de *Monte Carlo* estejam baseadas em premissas válidas, permitindo que as previsões de pressão de colapso sejam tanto precisas quanto confiáveis. A escolha do teste adequado depende das características dos dados e dos objetivos específicos da análise.

2.5.3 Integração Prática

Para o contexto do método de *Monte Carlo*, a CDF é empregada para modelar a distribuição de probabilidades de variáveis aleatórias que representam os parâmetros de entrada do modelo. Por exemplo, em uma simulação que envolve riscos financeiros, a CDF pode ser usada para representar a distribuição dos retornos de um ativo. A partir da CDF, a iCDF permite a transformação de números aleatórios uniformemente distribuídos em valores que seguem a distribuição probabilística específica dos parâmetros de entrada. Esta abordagem garante que a geração de cenários de simulação reflita a incerteza e variabilidade real dos parâmetros modelados (ENDO; YUHARA; YASUOKA, 2022).

A implementação prática começa com a seleção de uma distribuição apropriada para cada parâmetro de entrada, baseada em dados históricos ou conhecimento do processo. Usando a iCDF, números aleatórios gerados são transformados em amostras dos parâmetros de entrada que respeitam a distribuição escolhida. Estas amostras são então usadas nas simulações de *Monte Carlo* para produzir uma distribuição de resultados que reflete a variabilidade e incerteza dos parâmetros de entrada (ENDO; YUHARA; YASUOKA, 2022).

Para garantir que as distribuições escolhidas para os parâmetros de entrada reflitam adequadamente a realidade, os testes de bondade de ajuste são utilizados. Estes testes comparam as distribuições dos dados amostrais com as distribuições teóricas assumidas, permitindo avaliar se as suposições estatísticas são válidas. A utilização de testes como o Chi-quadrado e o Kolmogorov-Smirnov ajuda a identificar e corrigir discrepâncias entre os modelos e os dados reais, assegurando que as simulações de *Monte Carlo* sejam baseadas em premissas realistas.

2.6 Conceitos Fundamentais da Função de *Klever Tamano*

A caracterização de tubos petrolíferos é uma tarefa complexa, dadas as múltiplas variáveis e condições que podem influenciar seu comportamento. Uma abordagem fundamental para compreender e modelar esse comportamento é recorrer a sistemas de equações que traduzem essas variáveis em resultados quantificáveis.

2.6.1 Equações Chave

Ao longo do tempo, evoluções sobre as equações base propostas por *Klever Tamano*, conforme exposto, foram evoluindo e padrões normativos foram criados, como as equações de resistência ao colapso da API 5C3 ou da norma ISO/TR 10400:2007 no anexo E (ISO, 2007).

Por isso, apesar das equações existentes exploradas anteriormente, foi utilizada a liberdade de aplicar métodos empíricos de outras obras, que serão apresentados durante o texto. Por isso a pesquisa aqui apresentada é de fato algo novo: utiliza métodos empíricos modificados de equações fundamentais dentro de um *framework* próprio usando métodos matemáticos dentro de cenários de *Monte Carlo* com uso de bases de dados. Os modelos utilizados, portanto, serão uma expansão da API5C3.

Na obra Lin et al. (2013), é exposto que a ovalização de tubos, variando de 1% a 2%, poderia teoricamente diminuir a resistência ao colapso em aproximadamente 25%, mas estudos empíricos demonstram um efeito menor. A análise de dados industriais revela que a ovalização é um entre vários fatores que influenciam a resistência ao colapso, mas não é preponderante. Concluiu-se que os ajustes em previsões de colapso já consideram o efeito da ovalização, não sendo necessário tratá-la como variável independente nas equações da API para performance de colapso. A norma ISO/TR 10400 estabelece os parâmetros para o cálculo da resistência ao colapso em projetos sob pressão externa, que são definidos empiricamente:

$$P_{\text{ISO}} = \frac{\left\{(P_{e-\text{iso}} + P_{y-\text{iso}}) - \left[(P_{e-\text{iso}} - P_{y-\text{iso}})^2 + 4P_{e-\text{iso}}P_{y-\text{iso}}H_t\right]^{1/2}\right\}}{2(1-H_t)}, \tag{11}$$

em que

$$P_{y-\text{iso}} = k_{y-\text{iso}} \times 2\sigma_y \left(\frac{t}{D}\right)[1+(2D)], \tag{12}$$

$$P_{e-\text{iso}} = 0.825 \times 2E \Bigg/ \left\{(1-\nu^2)\left(\frac{D}{t}\right)\left[\left(\frac{D}{t}\right)-1\right]^2\right\}, \tag{13}$$

$$H_{t-\text{iso}} = 0.127\mu_{\text{ov}} + 0.0039\mu_{\text{ec}} - 0.440\left(\frac{\mu_{\text{rs}}}{\mu_{\text{fy}}}\right). \tag{14}$$

Explicação dos termos nas equações (12),(13),(14) :

- P_{ISO} é a pressão de colapso padrão internacional para um dado tubo ou componente tubular;
- $P_{e-\text{iso}}$ representa a pressão externa na qual uma seção isolada do tubo começa a experimentar deformação elástica;
- $P_{y-\text{iso}}$ é a pressão de escoamento em condição isolada, o ponto no qual o material do tubo começa a sofrer deformação permanente;
- H_t é um parâmetro adimensional, frequentemente relacionado a propriedades materiais ou geométricas como a espessura;
- O termo de raiz quadrada $\sqrt{(P_{e-\text{iso}} - P_{y-\text{iso}})^2 + 4P_{e-\text{iso}}P_{y-\text{iso}}H_t}$ representa um efeito combinado das pressões elásticas e de escoamento modificadas pelo parâmetro H_t sobre a pressão total de colapso;
- O denominador $2(1-H_t)$ ajusta a pressão de colapso com base no termo H_t, refletindo a área efetiva reduzida ou a força devido a propriedades geométricas ou materiais.

No modelo ISO 10400, imperfeições de fabricação, como ovalidade, excentricidade e tensões residuais, são consideradas para determinar a resistência ao colapso dos revestimentos de poços de petróleo. Diferentemente da API 5C3, que não inclui essas variáveis, o ISO 10400 leva em conta o processo de fabricação, influenciando diretamente a resistência ao colapso do revestimento. A resistência ao colapso especificada segundo este modelo é denominada "resistência ao colapso de projeto", utilizada para o *design* de OCTGs em aplicações petrolíferas, adaptando-se assim às necessidades específicas dos projetos ao permitir a previsão de resistência ao colapso através da fórmula ISO em detrimento da API 5C3.

O fator $2(1-H_t)$ reflete a necessidade de um controle rigoroso das imperfeições e das tensões residuais pelos fabricantes, visando minimizar os efeitos adversos na resistência ao colapso dos revestimentos, uma medida crucial para assegurar a segurança e a eficácia dos revestimentos em condições operacionais diversas (LIN et al., 2013).

Nessa mesma obra é proposto o que é chamado de "equações de força HCC", onde HCC é um termo em inglês para "revestimento de alta colapsabilidade", que são um conjunto de equações mais refinadas, e que serão à base dos métodos e cálculos utilizados nessa pesquisa:

$$P_{\text{new}} = \frac{\left((p_{e-\text{new}} + p_{p-\text{new}}) - \left[(p_{e-\text{new}} - p_{p-\text{new}})^2 + 4p_{e-\text{new}}p_{p-\text{new}}H_{t-\text{new}}\right]^{1/2}\right)}{[2(1 - H_{t-\text{new}})]}, \tag{15}$$

$$p_{e-\text{new}} = \frac{2E}{\left((1-v^2)\left(\frac{D}{t}\right)\left[\left(\frac{D}{t}\right) - 1\right]^2\right)}, \tag{16}$$

$$P_{p-\text{new}} = \frac{2k_{\text{yc}}\sigma_y}{\sqrt{3}} \ln\left(\frac{\frac{D}{t}}{\frac{D}{t} - 2}\right), \tag{17}$$

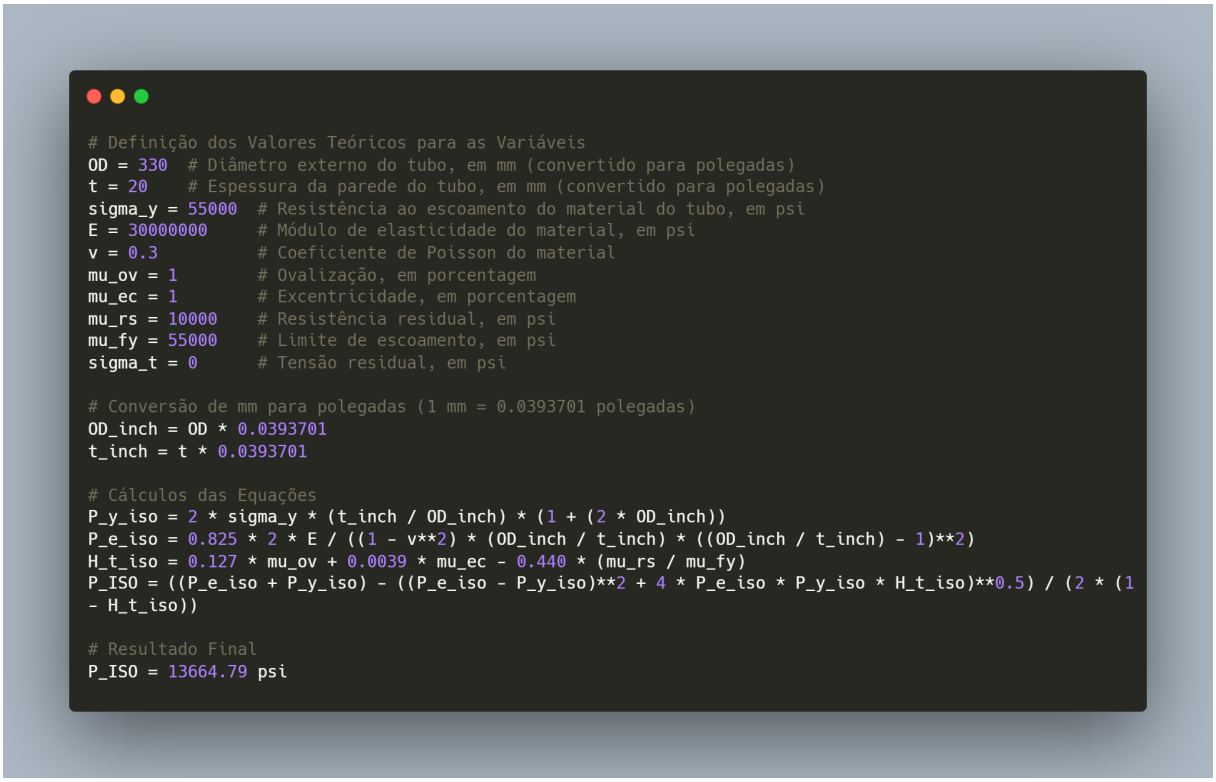
$$H_{t-\text{new}} = 0.127\mu_{\text{ov}} + 0.0039\mu_{\text{ec}} - 0.440\left(\frac{\mu_{\text{rs}}}{\mu_{\text{fy}} + \sigma_t}\right) + h_n. \tag{18}$$

onde h_n na Equação (18) é o fator de forma das curvas de tensão e deformação e geralmente é igual a zero sob a melhor condição de processamento; k_{yc} é o fator de decremento para a resistência ao escoamento.

Utilizando uma combinação de propriedades materiais, dimensões do tubo e imperfeições conhecidas, a função gera uma estimativa precisa da pressão sob a qual o tubo entraria em colapso. Esta informação é fundamental na indústria de petróleo e gás, onde entender e prevenir falhas potenciais pode ter implicações significativas tanto em termos de segurança quanto financeiros.

Na prática, uma vez que esses dados são coletados ou disponibilizados, eles são inseridos nas equações para produzir uma predição. Por exemplo, um engenheiro pode querer saber qual é a pressão máxima que um tubo de certo diâmetro e espessura, com determinadas imperfeições, pode suportar. Seria realizado a coleta ou a consulta dos valores correspondentes para YS, OD, WT, OV, ECC e RS e inseriria esses valores nas equações para obter a predição. Na Figura 8 segue um *snippet* de um código teórico para representar valores hipotéticos sobre o uso dessas equações. Portanto o sistema de equações de *Klever Tamano* serve como uma ferramenta poderosa para aqueles na indústria de petróleo e gás que buscam compreender e prever o comportamento de tubos petrolíferos sob várias condições. Com essas previsões em mãos, decisões informadas podem ser tomadas sobre o uso, instalação e manutenção desses tubos.

A aplicação de Técnicas Computacionais no setor de produção siderúrgica, especialmente no contexto de predição de colapso de tubos de aço usados em perfuração de petróleo e extração de óleo e gás, enfrenta desafios únicos devido à natureza altamente especializada e variada dos produtos, conforme pode ser visto. Um dos principais obstáculos



```
# Definição dos Valores Teóricos para as Variáveis
OD = 330  # Diâmetro externo do tubo, em mm (convertido para polegadas)
t = 20    # Espessura da parede do tubo, em mm (convertido para polegadas)
sigma_y = 55000  # Resistência ao escoamento do material do tubo, em psi
E = 30000000     # Módulo de elasticidade do material, em psi
v = 0.3          # Coeficiente de Poisson do material
mu_ov = 1        # Ovalização, em porcentagem
mu_ec = 1        # Excentricidade, em porcentagem
mu_rs = 10000    # Resistência residual, em psi
mu_fy = 55000    # Limite de escoamento, em psi
sigma_t = 0      # Tensão residual, em psi

# Conversão de mm para polegadas (1 mm = 0.0393701 polegadas)
OD_inch = OD * 0.0393701
t_inch = t * 0.0393701

# Cálculos das Equações
P_y_iso = 2 * sigma_y * (t_inch / OD_inch) * (1 + (2 * OD_inch))
P_e_iso = 0.825 * 2 * E / ((1 - v**2) * (OD_inch / t_inch) * ((OD_inch / t_inch) - 1)**2)
H_t_iso = 0.127 * mu_ov + 0.0039 * mu_ec - 0.440 * (mu_rs / mu_fy)
P_ISO = ((P_e_iso + P_y_iso) - ((P_e_iso - P_y_iso)**2 + 4 * P_e_iso * P_y_iso * H_t_iso)**0.5) / (2 * (1
- H_t_iso))

# Resultado Final
P_ISO = 13664.79 psi
```

Figura 8 – Pseudocódigo para a predição de colapso, baseado nas equações desta seção.

é o problema de *small sample size* ou tamanho de amostra pequeno, que surge devido à variação significativa entre as peças produzidas. Ao contrário de produtos altamente padronizados, como carros de um mesmo modelo e cor, cada tubo de aço pode apresentar características únicas devido a diferenças no processo de fabricação, composição material, e condições operacionais, o que resulta em uma base de dados limitada para cada tipo específico de tubo.

2.7 Problemas Decorrentes do *Small Sample Size*

Em pesquisas envolvendo tubos de aço para a extração de petróleo, frequentemente se depara com a limitação de um tamanho de amostra reduzido. Essa restrição tem implicações significativas para a análise estatística e para a confiabilidade dos resultados obtidos. Tais amostras podem não representar adequadamente a variabilidade natural dos tubos, especialmente em um contexto industrial onde as condições de fabricação podem variar consideravelmente. Alguns dos problemas críticos associados a essa limitação são destacados a seguir:

Enviesamento e Variabilidade: com um número limitado de amostras, há um risco significativo de enviesamento nos dados, onde as amostras disponíveis podem não representar adequadamente a população geral de interesse. Isso pode levar a modelos que

são otimizados para as particularidades das amostras em vez de capturar as tendências gerais, resultando em predições menos precisas ou generalizáveis.

Overfitting: quando o tamanho da amostra é pequeno têm maior risco de overfitting, ou seja, de aprender o ruído ou as especificidades do conjunto de dados de treinamento ao invés de generalizações verdadeiras. Isso reduz a capacidade do modelo de performar bem em novos dados.

Avaliação de Desempenho: a confiabilidade das estimativas de desempenho do modelo é comprometida quando baseada em um pequeno conjunto de dados. Intervalos de confiança para métricas de desempenho tornam-se largos, o que dificulta a avaliação objetiva da capacidade preditiva do modelo.

Em pesquisas são críticos esses problemas porque amostras pequenas podem levar a estimativas imprecisas e modelos que não generalizam bem para a população maior. Este desafio é acentuado em campos como ciência de dados e aprendizado de máquina, onde a confiabilidade dos modelos preditivos é essencial. Logo o tamanho da amostra influencia diretamente a qualidade e a precisão da pesquisa, confirmando a necessidade de métodos adequados para garantir representatividade e minimizar o risco de resultados enviesados ou não generalizáveis (RVSPK; PRIYANATH; MEGAMA, 2020).

Diante desses desafios, o método de *Monte Carlo* emerge como uma abordagem valiosa, por várias razões:

Simulação de Dados: o método *Monte Carlo* permite a geração de cenários simulados baseados nas distribuições probabilísticas dos parâmetros de interesse. Isso é particularmente útil em situações de amostras pequenas, pois se pode criar um grande número de simulações para estimar a distribuição dos resultados esperados, melhorando a robustez e a confiabilidade das previsões.

Análise de Incerteza: com a capacidade de gerar múltiplas iterações e explorar uma ampla gama de cenários possíveis, o *Monte Carlo* facilita a análise de incerteza dos modelos preditivos. Isso permite aos pesquisadores e engenheiros entenderem melhor os riscos e as variabilidades associadas às predições de colapso, mesmo quando os dados reais são escassos.

Adaptação à Variabilidade: o método é especialmente adequado para lidar com a variabilidade intrínseca dos tubos de aço, uma vez que cada simulação pode refletir um possível estado do mundo real, considerando as diferenças entre os tubos. Assim, o modelo pode ser treinado e validado em um espectro muito mais amplo de condições do que o permitido pelo conjunto de dados original.

Redução de Enviesamento: ao permitir a exploração de uma vasta gama de condições operacionais e características dos tubos através da simulação, o método *Monte Carlo* ajuda a mitigar o risco de enviesamento que vem com o treinamento de modelos em

conjuntos de dados pequenos e não representativos.

2.8 O Sistema Legado e Suas Limitações

Como um passo de validação teórica na concepção da presente pesquisa e das abordagens matemáticas e computacionais detalhadas nos capítulos subsequentes, foi realizada uma tentativa inicial de desenvolver um protótipo para a caracterização estatística de tubos petrolíferos. Esse processo ocorreu antes desta pesquisa e serve como um sistema legado para eventual evolução. Esta seção visa elucidar a origem desse protótipo, bem como identificar e analisar suas principais limitações, as quais motivaram a busca por técnicas mais avançadas e robustas. Esse protótipo é de suma importância para este trabalho, pois será utilizado em algumas métricas de comparação em seções posteriores.

A escolha do *MS Excel* como plataforma primária para o desenvolvimento do protótipo se deu, em grande parte, devido à ampla aceitação e uso nas indústrias e no meio acadêmico. Tudo o que for explicado a seguir também pode ser aplicado para planilhas eletrônicas ou arquivos csv de maneira geral, A familiaridade dos profissionais com essa ferramenta, somada à interface amigável e capacidades básicas de cálculo e modelagem, torna-o um candidato aparentemente lógico para a concepção inicial do projeto. Utilizando-se do *front-end* e do *application controller* do *Excel*, foi possível construir uma interface de usuário intuitiva, que permitisse a entrada e manipulação de dados de forma organizada e estruturada.

No entanto, o *MS Excel*, por si só, possui limitações inerentes, especialmente quando se trata de cálculos complexos e análises estatísticas profundas. Para superar essas limitações e aproveitar ao máximo o potencial do protótipo, a linguagem *Python* foi introduzida no ecossistema. Conhecida pela versatilidade e capacidades poderosas de programação, *Python* permitiu uma expansão significativa das capacidades analíticas do protótipo. O *framework Anaconda*[4], em particular, foi selecionado devido à rica biblioteca de ferramentas voltadas para ciência de dados, matemática e estatística, possibilitando a implementação de algoritmos mais avançados e a condução de análises estatísticas aprofundadas.

A despeito das vantagens trazidas pela integração entre *MS Excel* e *Python*, houve uma lacuna notável no desenvolvimento: a ausência de utilização das capacidades de computação *multithreading* ou paralela. Em um cenário onde grandes volumes de dados precisavam ser processados e múltiplas simulações eram requeridas, essa decisão revelou-

[4] O *Anaconda framework* é uma distribuição livre e de código aberto das linguagens de programação Python e R, amplamente utilizada para ciência de dados, aprendizado de máquina e análise de dados. Ele inclui pacotes populares como NumPy, pandas, Matplotlib, SciPy, scikit-learn, além de ferramentas de gerenciamento de ambientes e pacotes, como o conda. O Anaconda facilita a instalação e manutenção de ambientes de desenvolvimento isolados, garantindo a compatibilidade de versões e simplificando a gestão de dependências.

se um entrave significativo. O processamento sequencial, inerente à abordagem adotada, limitou a velocidade e a eficiência do protótipo. Em retrospecto, percebe-se que a integração de capacidades de computação paralela poderia ter ampliado drasticamente a performance e a capacidade de resposta do sistema, especialmente quando confrontado com tarefas de alto consumo computacional.

Para esse protótipo foi escolhido primeiro o cálculo de *Klever Tamano*, explicado anteriormente na fundamentação teórica, para predição de colapso externo por meio de equações. Por meio de um *solver* de *Monte Carlo* rodou-se cenários de predições para um conjunto pequeno de tubos e plotou-se histogramas sobre as distribuições das respostas.

2.8.1 Desafios e Limitações

A aplicação do método de *Monte Carlo* e das equações de *Klever Tamano* para prever o colapso em tubos de aço apresenta uma série de desafios e limitações que precisam ser abordados para garantir a eficácia e a precisão dos modelos preditivos. Antes de detalhar esses desafios, é importante contextualizar a complexidade envolvida na modelagem de fenômenos que afetam a integridade estrutural dos tubos em ambientes extremos. Destaca-se abaixo alguns dos principais desafios enfrentados:

- **Escalabilidade:** no coração de qualquer sistema de processamento de dados eficaz, está a capacidade de escalar para acomodar quantidades crescentes de informações. O protótipo, apesar de suas intenções inovadoras, enfrentou desafios significativos nessa área. O volume de cerca de 44 mil arquivos do *MS Excel* se mostrou uma carga interessante para a plataforma. Essa incapacidade de escalar apropriadamente levantou preocupações sobre a robustez e a confiabilidade do sistema quando submetido a cargas de trabalho intensas, demonstrando a importância de considerar a expansibilidade desde as fases iniciais de um projeto;
- Tempo de Processamento: a eficiência de um sistema não se mede apenas pela precisão de seus resultados, mas também pela rapidez com que os entrega. O extenso tempo de processamento de 27 horas para a história de *Monte Carlo* não era apenas um indicativo de ineficiência, mas também uma barreira à produtividade. Em um ambiente de pesquisa e desenvolvimento, onde a agilidade na obtenção de resultados pode ser crucial, tal demora tornou-se um obstáculo à experimentação e ao refinamento contínuo;
- **Integração Tecnológica:** a fusão de diferentes plataformas e linguagens, por mais promissora que possa parecer, não está isenta de desafios. O casamento entre *MS Excel*, *Python* e *Anaconda*, embora tenha expandido as capacidades do protótipo, também trouxe consigo uma série de complicações. Estes problemas ressaltaram a importância de uma abordagem integrada e holística no desenvolvimento de sistemas;
- **Consequências para a Indústria:** além dos desafios técnicos, as limitações do

protótipo tinham ramificações reais e tangíveis para a indústria siderúrgica. Os tubos desempenham funções críticas, e uma previsão errônea de suas propriedades, como as tensões de ruptura, poderia resultar em falhas catastróficas, colocando em risco não apenas investimentos financeiros, mas também a segurança operacional. Este cenário sublinha a gravidade e a responsabilidade de desenvolver sistemas robustos e confiáveis para a indústria;

- **Motivação para a Pesquisa Atual:** o reconhecimento das limitações inerentes ao protótipo original não serviu apenas como uma constatação de falhas, mas também como uma inspiração. A busca por métodos mais avançados, que pudessem combinar precisão com eficiência, tornou-se o novo norte da pesquisa. Este impulso conduziu ao trabalho atual, que visa explorar as fronteiras da matemática computacional e da inteligência artificial para fornecer soluções mais holísticas e competentes ao dilema apresentado. Este caminho, repleto de aprendizados e insights, prepara o terreno para as inovações e propostas detalhadas nos capítulos subsequentes.

2.9 Computação de Alto Desempenho e *Clustering*

A Computação de Alto Desempenho (HPC) e as técnicas de *clustering* são essenciais para o avanço das análises complexas no campo da engenharia, especialmente em aplicações que demandam simulações intensivas, como a predição de colapso em tubos de aço na indústria petrolífera. Esta seção explora como essas tecnologias interagem para superar limitações computacionais e analíticas, promovendo resultados mais rápidos e precisos.

2.9.1 Computação de Alto Desempenho

A HPC é uma abordagem que utiliza supercomputadores e clusters de computadores para resolver problemas que exigem grandes quantidades de poder computacional. As vantagens de utilizar HPC em simulações de colapso incluem:

- **Processamento Paralelo:** A HPC permite a execução de múltiplos cálculos simultaneamente através do uso de milhares de núcleos de processamento. Isso é crucial para o método de Monte Carlo, que requer a execução de um grande número de simulações independentes para gerar resultados estatisticamente significativos.
- **Capacidade de Análise de Grandes Volumes de Dados:** As simulações geram vastas quantidades de dados que devem ser processados e analisados. A HPC facilita a manipulação e análise desses dados em tempo real, permitindo a identificação de padrões e tendências que seriam difíceis de detectar com recursos computacionais convencionais.
- **Simulações de Alta Fidelidade:** Aumentando o poder de computação disponível, é

possível realizar simulações mais detalhadas e precisas, que capturam as complexidades dos modelos físicos, químicos e matemáticos envolvidos. Isso é especialmente importante na predição do colapso de tubos, onde detalhes finos podem ter um impacto significativo nos resultados.

2.9.2 *Clustering* de Dados

Além da HPC, a técnica de *clustering* desempenha um papel vital na organização e interpretação dos dados gerados pelas simulações. O *clustering* refere-se à tarefa de agrupar um conjunto de objetos de tal forma que os objetos no mesmo grupo (ou *cluster*) sejam mais semelhantes entre si do que com os de outros grupos. Suas aplicações incluem:

- **Identificação de Padrões:** Em análises de tubos de aço, *clustering* pode ajudar a identificar padrões em grandes conjuntos de dados, agrupando tubos com características semelhantes. Isso facilita a identificação de classes ou categorias específicas de tubos que podem ter diferentes comportamentos sob pressão.
- **Personalização de Modelos:** Uma vez identificados os grupos de dados, modelos podem ser personalizados para cada grupo, aumentando a precisão das predições de colapso. Isso permite abordagens de modelagem mais refinadas, adaptadas às características específicas de cada grupo de tubos.
- **Análise de Variabilidade:** Ao agrupar dados, o *clustering* ajuda a compreender a variabilidade intrínseca nos conjuntos de dados, permitindo que pesquisadores determinem quais fatores contribuem para a variabilidade nos resultados e ajustem seus modelos de acordo.

2.9.3 Integração de HPC e *Clustering*

A integração de HPC com técnicas de *clustering* oferece um ambiente poderoso para realizar simulações complexas e análises detalhadas. O Apache Spark é um exemplo de ferramenta que combina processamento distribuído e técnicas avançadas de análise de dados para otimizar esses processos. Com a capacidade de gerenciar grandes conjuntos de dados em tempo real e realizar cálculos distribuídos, o Spark permite que a análise de dados seja eficiente e escalável.

- **Resilient Distributed Datasets (RDDs):** O Spark utiliza RDDs para garantir que os dados sejam processados de maneira resiliente e eficiente, facilitando operações de análise distribuída com alta tolerância a falhas.
- **Spark SQL e DataFrames:** Estas ferramentas oferecem suporte robusto para a execução de consultas complexas e manipulação de dados estruturados, permitindo que engenheiros e cientistas de dados extraiam insights valiosos dos dados de simulação.

A utilização de HPC e *clustering* permite que pesquisadores superem limitações associadas a amostras pequenas e complexidade computacional, oferecendo um meio eficaz de realizar análises profundas e detalhadas. Este casamento de tecnologias é fundamental para o avanço na predição de colapso de tubos de aço e para garantir a segurança e eficiência das operações de extração de petróleo.

Essa seção delineia as bases para a abordagem proposta nos capítulos seguintes, ilustrando a evolução do projeto e fornecendo uma visão clara da integração de técnicas avançadas na modelagem de colapso de tubos de aço.

3 Revisão Bibliográfica

Este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica abrangente, que visa identificar e analisar as soluções existentes, tanto no mercado quanto na academia, para a previsão do colapso em tubos de aço utilizados em operações de águas profundas. O objetivo é oferecer uma compreensão detalhada do estado da arte relacionado ao tema, situando o projeto proposto dentro do contexto das abordagens existentes. São discutidos aspectos críticos como a segurança e precisão na extração de hidrocarbonetos, a importância dos tubos de aço sem costura e o monitoramento de variáveis críticas do processo. A revisão se aprofunda na análise da equação de *Klever Tamano* e na relevância das abordagens probabilísticas no setor. Ademais, são exploradas as contribuições significativas de diferentes estudos no campo, utilizando ferramentas como a Litmaps para mapear e analisar a literatura existente de forma a comparar o presente estudo com a literatura existente, enfatizando o uso inovador da computação de alto desempenho para análises comparativas.

3.1 Trabalhos Relacionados

Com base na fundamentação teórica realizada, que abrange desde a produção até a análise de falhas em tubos de aço utilizados em operações de águas profundas, permite a realização de uma revisão bibliográfica para identificar e analisar as soluções existentes no mercado e na academia para prever o colapso desses tubos. Essa revisão tem como objetivo fornecer uma compreensão mais aprofundada do estado da arte em relação ao tema abordado, bem como situar o projeto proposto em relação às abordagens já existentes.

A Norma ISO 10400:2007, intitulada *"Petroleum and Natural Gas Industries—Equations and calculations for the properties of casing, tubing, drill pipe and line pipe used as casing or tubing"*, desempenha um papel fundamental no setor de extração de petróleo e gás, sendo um marco normativo essencial. Essa norma estabelece os critérios e as fórmulas necessárias para calcular as propriedades físicas e mecânicas de materiais fundamentais como tubos de revestimento, tubos de perfuração e tubos de linha, que são utilizados na exploração e produção de petróleo e gás natural. Em um setor altamente regulamentado e focado na segurança e eficiência operacional, a ISO 10400:2007 serve como uma referência técnica indispensável, orientando fabricantes, engenheiros e profissionais do setor na seleção e no *design* de materiais que atendam aos rigorosos requisitos de qualidade e segurança. A adoção desta norma ajuda a garantir a integridade estrutural e a confiabilidade dos equipamentos utilizados em condições operacionais desafiadoras, sublinhando a importância de seguir padrões internacionais para promover práticas seguras e sustentáveis na indústria de petróleo e gás (ISO, 2007).

A matriz do modelo utilizado neste estudo, a equação de *Klever Tamano* (KLEVER; TAMANO, 2006), destaca-se como um pilar fundamental para a avaliação da resistência dos tubos de aço frente à pressão externa, essencial para operações de extração de óleo e gás em condições extremas. Esta escolha metodológica do uso do cálculo de *Klever Tamano* é justificada pela precisão com que o modelo avalia o coeficiente de variação entre a resistência estimada e a resistência real dos tubos, a última derivada de um vasto conjunto de dados históricos obtidos através de ensaios destrutivos. Tal precisão é fruto de análises empíricas detalhadas, realizadas em colaboração com laboratórios especializados e empresas fabricantes, reforçando a confiabilidade do modelo no contexto da indústria OCTG (*Oil Country Tubular Goods*). A implementação da equação de *Klever Tamano*, apoiada pelo uso de técnicas de processamento de alto desempenho e métodos de simulação, facilita um dimensionamento probabilístico dos tubos, abrindo caminho para potenciais reduções de custo e otimizações significativas no *design* de revestimentos de poços de petróleo e gás, conforme visto no trabalho Tessari (2019), que fornece métodos e aplicações práticas na visão de *burst* e colapso. Esse avanço metodológico não apenas atende às exigências regulatórias crescentes do setor, mas também promove uma abordagem mais econômica e segura para o planejamento e execução de operações em águas profundas. O uso de processamento de alto desempenho e métodos de simulação permite o dimensionamento probabilístico dos tubos com base em seus limites de colapso, possivelmente levando a reduções de custo.

A revisão bibliográfica destaca a importância das normas e métodos de predição no setor altamente regulado e conservador de extração de óleo e gás, onde a precisão na previsão de falhas é crucial. A pesquisa de Ma et al. (2013) analisa a pressão de falha em tubos de linha, focando em aços de alta resistência e usando critérios de falha de força de von Mises para deduzir teoricamente a pressão de falha. Este estudo é complementado pelo relatório técnico da American Petroleum Institute (TR et al., 2018), que ilustra as equações necessárias para calcular diversas propriedades de tubos, ressaltando a aplicação dessas equações em tubos fabricados de acordo com normas específicas da API e ISO. Adams, Moore e Payne (2003) discute a recalibração de forças de colapso para tubos temperados e revenidos, propondo novas equações que resultam em riscos quase uniformes e leves economias de custo em comparação com as edições anteriores da norma API Bull. 5C3 (TR et al., 2018).

Esses trabalhos sublinham a transição para abordagens mais sofisticadas e probabilísticas no projeto de poços, como visto no estudo de Tessari (2019), que desenvolve uma metodologia para otimizar revestimentos de poços baseada em probabilidades de falha. A metodologia emprega o cálculo de tensões triaxiais e pressões diferenciais de ruptura e colapso, avançando o setor ao reduzir a margem de segurança nos projetos determinísticos e permitir economias na etapa de planejamento.

Juntos, esses estudos ilustram a evolução das práticas de *design* e avaliação no setor de óleo e gás, evidenciando a crescente preferência por métodos que podem lidar com a variabilidade e incerteza inerentes aos materiais e condições operacionais. A aderência a normas regulatórias, juntamente com a aplicação de metodologias probabilísticas e o uso de simulações e análises computacionais avançadas, representa um passo significativo para aumentar a segurança, a eficiência e a sustentabilidade na exploração de recursos naturais.

O estudo de Adams e Hodgson (1999) destaca a importância da calibração de critérios de *design* de revestimento/tubulação usando técnicas de confiabilidade estrutural, apresentando uma revisão do estado da arte na análise de confiabilidade estrutural de revestimento/tubulação. Os resultados indicam que o *design* para resistência ao estouro, baseado na premissa de revestimento completamente cheio de gás, é excessivamente conservador para poços não críticos. Contudo, critérios de *design* calibrados ao risco dependem fortemente da filosofia de *design* para cargas de *blowout*[1] subterrâneo, demonstrando que o controle de poço é o fator mais significativo na redução de riscos. Esta pesquisa ilumina lacunas no conhecimento atual e recomenda direções para trabalhos futuros, apontando para a necessidade de uma abordagem baseada em risco na previsão de colapso.

A inserção dessa perspectiva no mercado de óleo e gás, onde abordagens probabilísticas são vistas como inovadoras, fornece uma alternativa valiosa às limitações dos métodos determinísticos tradicionais. A precisão na previsão de colapso em tubos de aço sem costura, especialmente em operações de águas profundas, é fundamental para assegurar tanto a segurança operacional quanto a proteção ambiental. Para tal, é essencial considerar uma variedade de variáveis de processo, específicas a cada operação, e realizar testes de colapso em laboratório para afinar os modelos numéricos e aprimorar a precisão das previsões. Este enfoque não apenas promove um entendimento mais profundo das forças em jogo, mas também potencializa a otimização dos revestimentos, contribuindo significativamente para a redução da margem de segurança excessiva presente nos projetos determinísticos e para a economia nas fases de planejamento, sem comprometer a integridade estrutural ao longo do ciclo de vida do poço.

A pesquisa de Guoyang e Torgeir (1992) marca um ponto de inflexão na abordagem da segurança e a integridade das estruturas *offshore*, especialmente em ambientes de alta complexidade como os encontrados na exploração de petróleo e gás. Ao aplicar métodos de confiabilidade no *design* contra fadiga e fratura de estruturas soldadas *offshore*, o estudo destaca a necessidade de um modelo que vá além dos cálculos determinísticos tradicionais,

[1] **Blowout**: refere-se a um evento súbito e incontrolável de liberação de fluidos (petróleo, gás natural e outros fluidos de perfuração) do poço para a superfície. Isso ocorre quando a pressão dentro do poço excede a pressão que os equipamentos de superfície podem controlar. Os *blowouts* podem resultar em graves riscos ambientais e de segurança, além de representarem significativos desafios técnicos e econômicos para as operações de perfuração e produção de petróleo e gás. A gestão eficaz da pressão do poço e a utilização de equipamentos adequados de controle de poço são essenciais para prevenir esses eventos.

incorporando uma análise de risco e incerteza mais refinada. Utilizando a lei de Miner para a acumulação de danos por fadiga e mecânica da fratura para o crescimento de trincas por fadiga, o trabalho propõe um paradigma de *design* que se baseia tanto em fatores de uso quanto em coeficientes de segurança parciais, relacionados às variáveis aleatórias fundamentais.

A metodologia explicada em Guoyang e Torgeir (1992) não apenas estabelece limites de estado determinados por critérios de falha e requisitos de usabilidade, mas também define níveis de segurança alvo, considerando as consequências da falha, a estratégia de inspeção e o efeito do sistema. A calibração probabilística, realizada com medidas de incerteza para componentes *offshore* típicos, fortalece a confiança na abordagem, oferecendo uma via para a concepção de estruturas *offshore* que são não apenas mais seguras, mas também economicamente viáveis devido à otimização baseada em risco.

Este avanço metodológico em Guoyang e Torgeir (1992) abre novos caminhos para a indústria de exploração de petróleo e gás, permitindo uma aproximação mais realista e confiável das probabilidades de falha. A integração dessas técnicas de confiabilidade estrutural com os recentes desenvolvimentos em métodos de previsão de falha, como a equação de *Klever Tamano* para a análise de colapso em tubos de aço sem costura, representa um salto significativo em direção a operações mais seguras e sustentáveis em águas profundas. Ao alinhar a prática de *design* com as exigências regulatórias em evolução e antecipar a adoção de critérios probabilísticos, a indústria está bem posicionada para enfrentar os desafios inerentes à exploração *offshore* e garantir não apenas a viabilidade econômica, mas também a proteção ambiental e a segurança das operações.

Os estudos de Itoh, Katsuyama e Onizawa (2008) e Liao, Guan e Long (2012) representam contribuições significativas à análise de confiabilidade estrutural em contextos críticos, como em juntas soldadas de tubulações em usinas nucleares e no *design* de revestimento para poços de petróleo e gás, respectivamente. Itoh, Katsuyama e Onizawa (2008) propõem um modelo probabilístico para avaliar a incerteza das tensões residuais em juntas soldadas, destacando o impacto substancial dessa incerteza na probabilidade de falha devido à corrosão por tensão. Este modelo é integrado ao código analítico PASCAL-SP para realizar análises de Fratura Mecânica Probabilística (do inglês *Probabilistic Fracture Mechanics*, ou seja, PFM), fornecendo uma nova perspectiva sobre o gerenciamento de riscos estruturais em ambientes altamente regulados.

Em paralelo, Liao, Guan e Long (2012) oferecem um método de avaliação de risco quantitativo para a resistência ao colapso e a resistência à pressão interna de revestimentos em poços de petróleo e gás. Utilizando a amostragem aleatória de *Monte Carlo*, este estudo simula a distribuição da resistência do revestimento sob várias pressões, estabelecendo uma correlação entre o coeficiente de segurança e a probabilidade de falha. Esta abordagem quantitativa ilumina as limitações dos métodos de *design* convencionais e sugere um

caminho para otimizar a seleção do coeficiente de segurança e o *design* do revestimento diante de cargas externas incertas.

Ambos os trabalhos, ao adotar técnicas probabilísticas e de simulação, alavancam o entendimento e a gestão da incerteza em projetos de engenharia críticos, ressaltando a importância de transcender os métodos determinísticos tradicionais para garantir a segurança e a integridade das estruturas *offshore* e de revestimentos em poços de petróleo e gás. Essa mudança paradigmática não só melhora a confiabilidade e a segurança operacional, mas também promove a eficiência e a economia na concepção e manutenção de infraestruturas essenciais à exploração de recursos naturais.

A integração dos estudos de Adams, Warren e Masson (1998), Silva, Junior e Gouveia (2019), Gouveia et al. (2020), oferece um panorama detalhado sobre o avanço na aplicação de métodos probabilísticos e análises de confiabilidade no *design* de estruturas de revestimento de poços de petróleo e gás. Adams, Warren e Masson (1998) apresenta uma nova formulação de regras de *design* para resistência ao colapso do revestimento, que, ao incorporar métodos de confiabilidade estrutural, promove projetos mais seguros ou econômicos dependendo da relação D/t. Esse avanço nas regras de *design*, que visa uma probabilidade uniforme de falha prevista, evidencia o potencial de métodos probabilísticos para superar as limitações dos cálculos determinísticos, onde a variabilidade inerente das propriedades do material e da geometria do revestimento é frequentemente negligenciada.

Silva, Junior e Gouveia (2019) amplia a discussão sobre confiabilidade estrutural aplicada ao modelo analítico da resistência à tração das conexões de revestimento API padrão. Utilizando a análise de elementos finitos e incorporando a variabilidade das propriedades do material, geometria e defeitos de conexão, os autores propõem uma metodologia probabilística para calcular a probabilidade de falha dessas conexões sob cargas específicas. Esta análise sublinha o papel crítico da confiabilidade estrutural no *design* de poços de petróleo e gás, evidenciando como a consideração de incertezas pode melhorar significativamente a segurança das operações.

Gouveia et al. (2020) avança nesse campo ao aplicar a simulação de *Monte Carlo* para avaliar a resistência do revestimento API no estado limite de utilização, considerando a variabilidade nas propriedades do material, geometria e defeitos do revestimento. Esta abordagem probabilística permite uma avaliação mais precisa da probabilidade de falha do revestimento sob várias condições operacionais, destacando a importância de considerar a incerteza na concepção de estruturas de revestimento.

A convergência desses estudos aponta para uma evolução significativa no *design* de revestimento e conexões de poços de petróleo e gás, movendo-se em direção a um enfoque que não apenas reconhece, mas efetivamente integra a incerteza e a variabilidade inerentes a esses projetos críticos. A adoção de métodos probabilísticos e de confiabilidade estrutural não apenas promete melhorar a segurança e a eficácia dessas estruturas, mas também

sugere um caminho para otimizações que podem resultar em economias significativas sem comprometer a integridade operacional.

3.2 Interface Temática

Litmaps é uma ferramenta interativa de mapeamento de literatura que viabiliza aos pesquisadores a visualização e exploração do campo de pesquisa em sua respectiva disciplina ou área de interesse. Este recurso digital tem revolucionado a maneira como acadêmicos e pesquisadores acessam, analisam e sintetizam informações a partir de fontes publicadas. Utilizando visualizações de rede, a Litmaps auxilia na identificação de conexões entre diferentes trabalhos, autores, temas e conceitos, oferecendo uma visão holística de um campo de pesquisa ou de um tópico específico (Litmaps Team, 2023).

A ferramenta permite que os usuários façam o *upload* de listas de referências, como bibliografias ou literaturas citadas, e utilizem as funcionalidades de visualização para perceber como essas fontes estão interconectadas. Isso pode revelar padrões, tendências ou lacunas na pesquisa existente. Além disso, a Litmaps pode ser utilizada para acompanhar o impacto de uma publicação específica, exibindo quais outros trabalhos a citaram e como eles se inter-relacionam. Adicionalmente, essa ferramenta se revela útil para a preparação de revisões de literatura, pois auxilia os pesquisadores na identificação de trabalhos que são mais influentes ou relevantes para sua área de pesquisa. O gráfico resultante desse mapeamento literário mostrou uma disposição intrigante dos temas relacionados, ordenados da esquerda para a direita, com base na sinergia com o presente trabalho. Notavelmente, à esquerda — indicando a maior sinergia — estão os estudos que focam em abordagens preditivas que empregam métodos específicos para prever o colapso externo de tubos de aço. Esta disposição não apenas valida a relevância do foco atual da pesquisa, mas também sinaliza as metodologias e abordagens que poderiam ser mais frutíferas para investigações futuras neste domínio.

Na Figura 9, o eixo y demonstra a quantidade de vezes que aquele artigo é citado e no eixo X a data de publicação (indo do mais velho para o mais novo). Através de estudos de vários artigos foi feito para o projeto a escolha de 18 principais artigos com forte correlação entre o tema e plotado o gráfico do LitMap entre relevância dos temas.

O software Litmaps utiliza vários indicadores chave de desempenho (KPIs) para identificar correlações fortes entre artigos acadêmicos. Os principais KPIs, segundo a própria documentação da plataforma, incluem:

1. **Contagem de Citações**: este KPI monitora quantas vezes um artigo foi citado por outros artigos. Contagens altas de citações frequentemente indicam que um artigo é influente e relevante em seu campo de estudo.

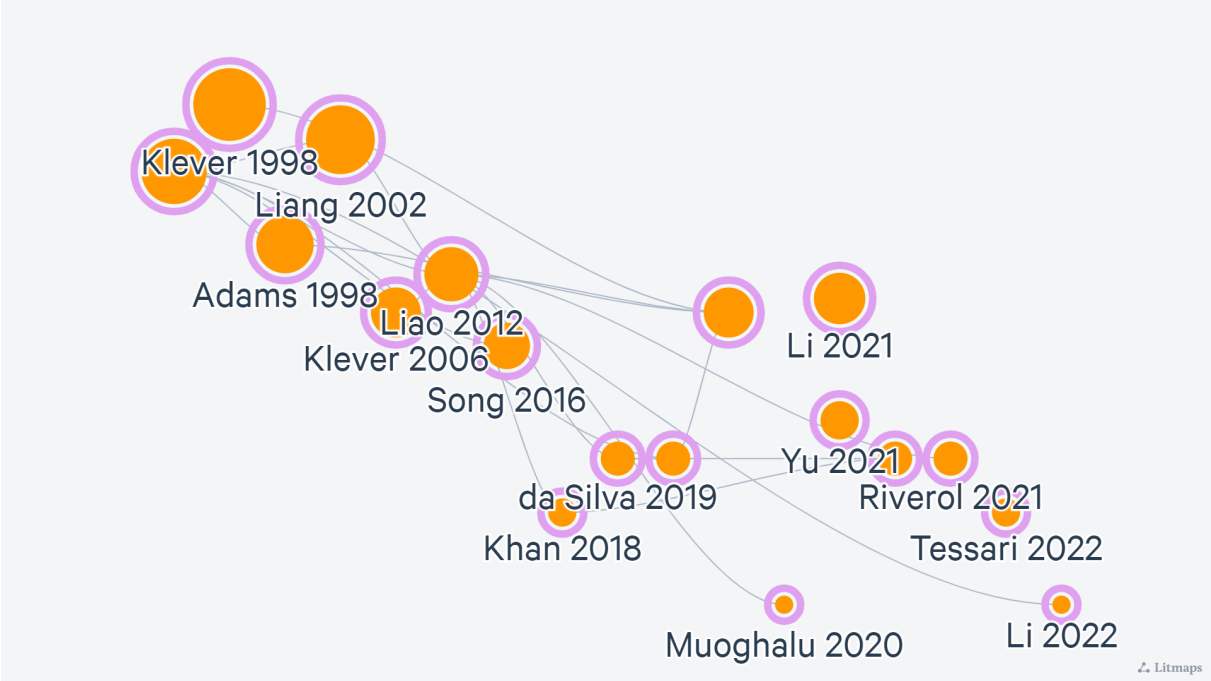


Figura 9 – Gráfico de sinergia entre temas.

2. **Recência das Publicações**: o Litmaps avalia a data de publicação para garantir que os usuários estejam acessando as pesquisas mais atuais e relevantes.

3. **Força da Conexão**: o Litmaps visualiza a força das conexões entre artigos com base na frequência com que são citados juntos. Isso ajuda a identificar artigos que são centrais para um determinado tópico de pesquisa.

4. **Análise de Rede**: o software analisa a rede de citações para encontrar tendências e descobrir novas ou inesperadas conexões entre tópicos. Este KPI ajuda a revelar relações que podem não ser imediatamente óbvias através de métodos de pesquisa tradicionais.

Usando esses KPIs, o Litmaps auxilia os pesquisadores a encontrarem rapidamente os artigos mais relevantes e impactantes, agilizar o processo de revisão da literatura e manter-se atualizados sobre os últimos desenvolvimentos em seu campo.

Ao comparar com os artigos listados anteriormente, o presente estudo tem como objetivo analisar a robustez dos tubos de aço utilizados na indústria de petróleo e gás, com ênfase na previsão da pressão de colapso de tubos de aço sem costura. Em contraposição à maioria dos artigos, a pesquisa propõe o uso de análise estatística e técnicas computacionais para compreender as vantagens, desvantagens e a adequação do produto, além de explorar o uso de computação de alto desempenho para desenvolver visões comparativas entre diferentes técnicas de análise.

Embora alguns dos artigos tratem do projeto probabilístico e da avaliação baseada em confiabilidade de dutos, a presente pesquisa se diferencia por focar nos desafios

específicos da indústria de petróleo e gás, além de explorar técnicas computacionais como ferramenta para análise. Em contrapartida, um dos artigos listados menciona a análise de regressão não-paramétrica para prever a pressão de ruptura de tubulações corroídas, enquanto a presente pesquisa tem uma abordagem distinta ao usar análise estatística para a previsão da pressão de colapso.

Ademais, o presente estudo propõe o uso de computação de alto desempenho para desenvolver visões comparativas entre diferentes técnicas de análise, o que é uma contribuição única e não explorada nos demais artigos. Enquanto alguns artigos mencionam a importância da performance computacional e simulação no projeto e análise de dutos, a presente pesquisa vai além e detalha como essa abordagem pode ser usada para o desenvolvimento de visões comparativas entre diferentes técnicas de análise.

4 Abordagem Proposta

Neste capítulo, delineia-se uma abordagem robusta e metódica para a previsão de colapsos em tubos de aço utilizados em exploração petrolífera submarina, integrando métodos matemáticos avançados com técnicas computacionais modernas. A metodologia inicia com a preparação e organização dos dados, envolvendo a coleta de informações detalhadas através de ultrassonografia, propriedades mecânicas e testes de colapso controlado de uma maneira mais eficiente e robusta conforme visto na Seção 4.1. Em seguida na Seção 4.2, é detalhado o desenvolvimento e implementação do fluxo de predição de colapso criado na pesquisa, com destaque para a função de *Klever Tamano* integrado com o uso de simulações de *Monte Carlo* para a geração de cenários de colapso. Esta abordagem permite não apenas a melhoria significativa na precisão das previsões, mas também aborda desafios de escalabilidade e eficiência, garantindo a reprodutibilidade e a aplicabilidade dos resultados na prática de engenharia. O objetivo desse capítulo é a criação de um fluxo reproduzível de geração de cenários de predição de colapso.

4.1 Preparação dos Dados

A coleta e seleção de dados formam a fundação da análise a seguir. Para isso, foi realizada uma busca abrangente por dados de alta qualidade, envolvendo universidades, centros de pesquisa e empresas do setor cedidas por parcerias. Especificamente, os dados abrangem:

1. **Medições Ultrassônicas:** dados detalhados de espessura de parede e diâmetro externo, adquiridos via ultrassonografia, proporcionando uma análise precisa das variações geométricas ao longo do tubo, como visto na Figura 10;
2. **Propriedades Mecânicas:** informações sobre resistência ao escoamento e tensões residuais dos aços, cruciais para o modelo;
3. **Testes de Colapso:** dados de ensaios de colapso sob condições controladas, essenciais para validar os resultados modelados.

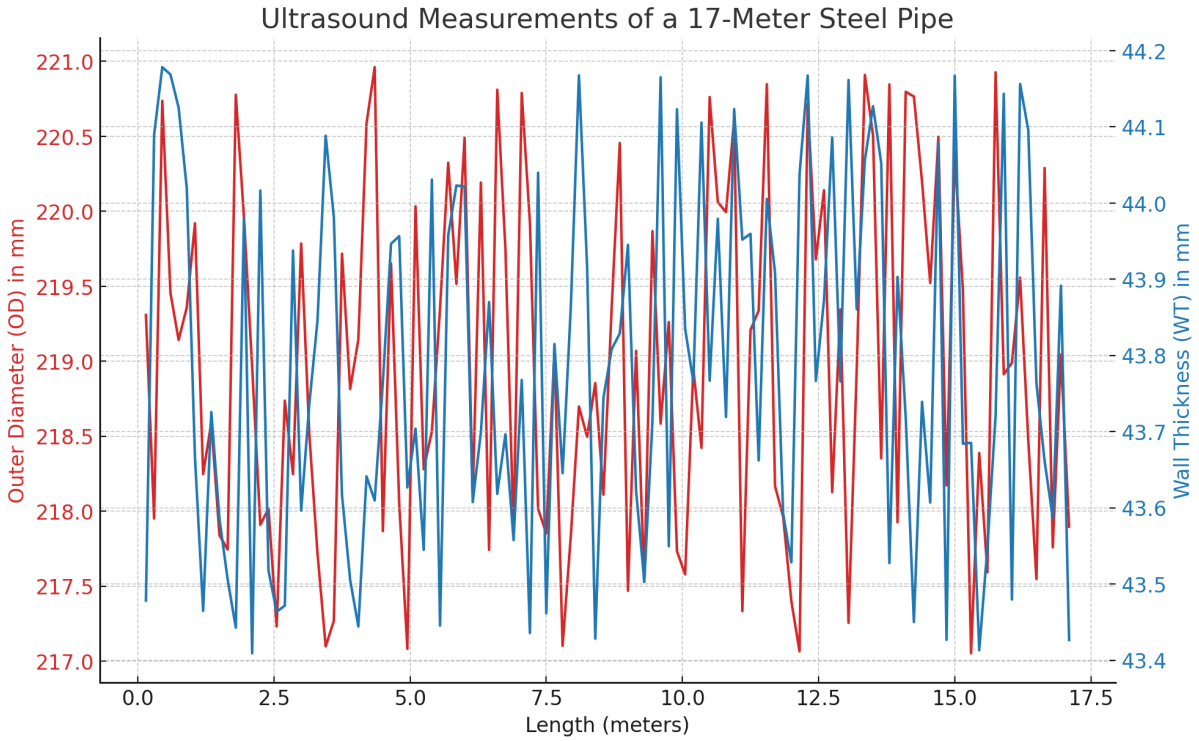


Figura 10 – Exemplo hipotético de medição via ultrassom da geração de curva de geometria de um tubo hipotético de 17 metros com passo de medição de 150 mm.

Essa etapa destaca a complexidade e a importância de fontes de dados confiáveis e representativas, dada à variedade de tubos produzidos e a limitação de amostras disponíveis na indústria. Como explicado para cada tubo produzido em uma dada usina siderúrgica, os dados dimensionais podem variar de plantas, de acordo com suas especificações técnicas e os equipamentos utilizados. Para ser possível gerar cenários de simulações de predição de colapso e desenhos de projetos de tubos mais robustos é necessário que os tubos existentes possuam tanto informações de medição, seção a seção, de OD e WT de forma simultânea. Além disso apenas tubos com grau de aço especiais que tolerem altas pressões são considerados.

Com essas premissas e os trabalhos de obtenção desses dados, pode-se dizer que foi possível obter 2 cenários distintos de dados consumíveis para o modelo:

- Dados de planilhas descentralizados e não padronizados com mais de 44000 arquivos com mais de 5 anos;
- Uso de banco de dados tradicionais relacionais que inseriam dados em *datacenters* locais nas indústrias dados mais novos.

Assim sendo foi necessário a criação de um padrão de consumo para ter acesso aos dados antigos e aos mais novos. Essa arquitetura criada, mostrada na Figura 11 foi pensada para ser o mais eficiente possível com o menor custo associado, tendo em vista

que a leitura desses arquivos em *excel* ou até mesmo das tabelas de dados dos bancos de tecnologias tradicionais, como *Postgres* ou *Oracle*, em testes realizados levam até algumas horas para somente ler os arquivos.

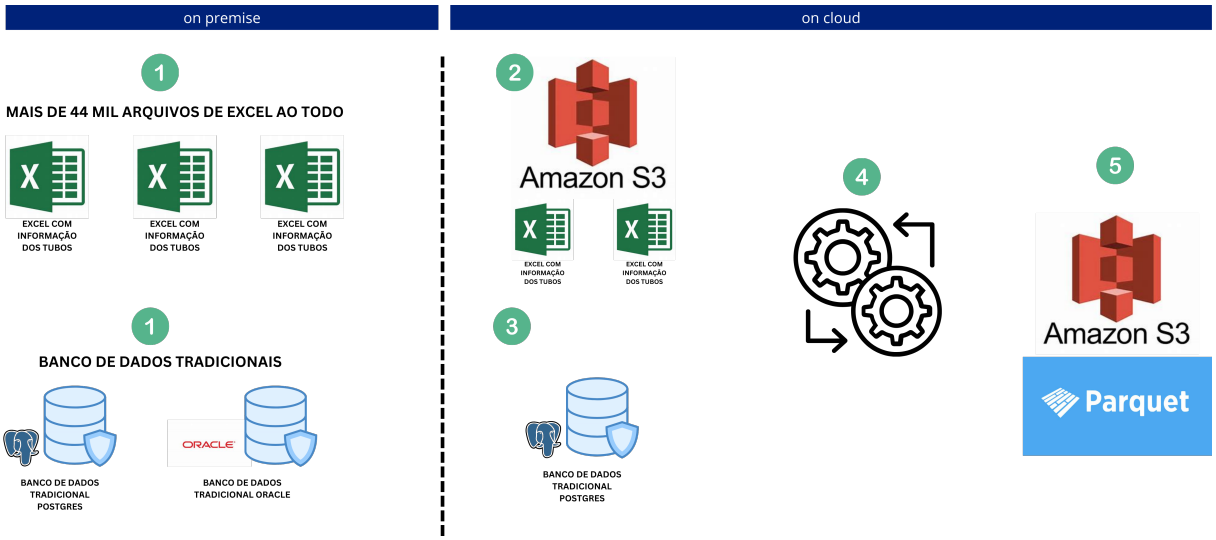


Figura 11 – Arquitetura de dados híbridos construída para o projeto.

Para começar o entendimento no que foi feito na Figura 11, a explicação será feita por estágios. No estágio 1, os dados mais novos provenientes das indústrias são desde o início salvos em bancos relacionais tradicionais. Eles são salvos ou em bancos de dados *Postgres* ou *Oracle* nos próprios *datacenters* das indústrias parceiras. À medida que novos dados são gerados no processo produtivo eles são armazenados nesses bancos.

Além disso, dados mais antigos de laboratórios parceiros foram possíveis obter através de diversos arquivos *excel*. Para começar foi criado, no estágio 2, um processo que migrou esses *excel* de diretórios próprios para *storage* da empresa *Amazon Web Service*, (AWS), de forma a se ter esses dados em um único local. Os arquivos se mantêm no mesmo formato até então.

No estágio 3, os dados das indústrias são migrados para a conta da AWS, mas em uma única camada de bancos na nuvem, também conhecida como "Camada Espelho" ou camada "*mirror*" ela é uma cópia real e fiel do chão de fábrica. Por serem bancos menores, o chão de fábrica guarda períodos de tempo relativamente curto (algo de alguns poucos meses) tendo em vista que são algumas centenas de tabelas que cada linha de produção possui e alguns milhares de tubos são gerados. Os *mirrors* possuem uma importância crucial: apesar de serem uma cópia fiel do chão de fábrica, eles todos são entidades *postgres*[1]. Com isso existe uma padronização e facilidade na manutenção dos mesmos,

[1] Entidades PostgreSQL referem-se a qualquer objeto ou componente gerenciável dentro de um banco de dados PostgreSQL, como tabelas, colunas, tipos de dados, funções, e índices. PostgreSQL é um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional de código aberto, amplamente utilizado para armazenar,

independente de qual seja suas fontes *on-premise*, ou seja, fora de uma empresa de *cloud computing*.

Como constantemente ao subir para a nuvem esses dados são limpos no chão de fábrica para se preservar a infraestrutura local, e com isso não haver o estouro de memória nos servidores locais tendo em vista que diferentemente na nuvem o custo de um *hardware on-premise* é restrito ao seu limite de memória, é necessário implementar uma camada de integração de forma que as operações *"delete"* ou *"purge"* não sejam replicados e com isso uma camada histórica seja possível de ser criada.

Dessa forma agora os históricos são entidades altamente escaláveis e capazes de guardar uma grande volumetria de dados. Apesar de ser altamente poderosa essa configuração o fator custo é um risco, tendo em vista, que para se ter todos os benefícios desses bancos de dados em nuvem, o I/O é algo que pode acabar sendo caro. Com os dados na nuvem em um histórico foi resolvido o problema de descentralização e trabalhar com arquivos *excel*. Porém o problema de desempenho se tornou latente. Foi necessário então criar uma arquitetura de dados híbrida para uso de *Big Data*. Esses são os estágios de processamento (4) e de armazenamento (5) da Figura 11.

Diversos formatos de armazenamento de arquivos em *big data* foram analisados, e o que apresentou melhor resultado foi o tipo *parquet*. De acordo com a *Databricks*, uma das principais plataformas de *big data* do mercado, explica que "O *Apache Parquet* é um formato de arquivo de dados orientado a colunas de código aberto projetado para armazenamento e recuperação de dados eficientes. Ele fornece esquemas eficientes de compactação e codificação de dados com desempenho aprimorado para lidar com dados complexos em massa. O *Apache Parquet* foi projetado para ser um formato de intercâmbio comum para cargas de trabalho interativas e em lote. É semelhante a outros formatos de arquivo de armazenamento colunar disponíveis no *Hadoop*, ou seja, *RCFile* e *ORC*" (DATABRICKS, 2022).

Os seguintes benefícios ao utilizar o formato *parquet* para armazenamento de dados podem ser observados:

- Formato colunas logo menor tempo no consumo/leitura dos dados e consequente latência
- Para grandes volumetrias de dados é altamente otimizado e altamente compactados
- Segurança e *Compliance* tendo em vista que não são "humanamente entendíveis" ou legíveis.

Logo se criou um *cluster* que trabalha em *batch*, ou bateladas, em que de tempos em tempos (a cada 1 vez por dia) processa fazendo a leitura dos dados daquele dia e

recuperar e gerenciar dados em uma variedade de aplicações, desde websites simples até complexos sistemas de informação. As entidades dentro de um banco de dados PostgreSQL são organizadas de forma estruturada, permitindo operações de dados eficientes e seguras.

salvando os dados particionados por data no AWS S3 em formato *parquet*.

Com essa estrutura de salvar em *parquet* comparando-se com o que se tem nos bancos históricos na nuvem teve-se uma compactação de 800 GB nas entidades *postgres* para 30 GB para formato *parquet*. Dessa maneira ao invés de possuir somente alguns poucos anos (cerca de 2 anos com os 44 mil arquivos de *excel*) ou ficar restrito a legados de curto período (algo em torno de 5 anos com as tecnologias tradicionais *on-premise*) agora é possível a ter acesso todos os dados industriais. O impacto disso é a possibilidade de testar para o mais variado tipo de produtos e possibilitar o entendimento de análises baseados em produções já executadas com maior assertividade.

4.2 Sobre a Abordagem Proposta

Utilizando o sistema legado em que foi comentado na Seção 2.8 como um *benchmarking*, é possível perceber diversas evoluções no projeto de forma a se ter melhores resultados. Com isso, como base para o projeto será abordado o desenvolvimento, implementação e análise de métodos matemáticos e técnicas computacionais aplicados à caracterização estatística de tubos petrolíferos, tendo em vista a definição de um *Probabilistic Design* mais preciso.

A abordagem pode ser dividida em:

- Implementação do Algoritmo de Cálculo: Conceitos Fundamentais da Função de *Klever Tamano*;
- Geração de Cenários via Método *Monte Carlo* (MC);
- Implementação das Distribuições e Cenários de Comparação;
- Geração das Histórias ou Cenários de Predição.

4.2.1 Implementação do Algoritmo de Cálculo

Através do uso de um *cluster* de processamento HPC na nuvem, utilizando principalmente a tecnologia spark para processamento, com auxílio do processamento em paralelo e distribuído em memória, como pode ser visto no Algoritmo 1.

Algorithm 1 Previsão de Pressão de Colapso usando *Monte Carlo* e *Klever Tamano*

Inicialize o número de simulações N;
Defina as distribuições probabilísticas para os parâmetros do modelo *Klever Tamano*;

for $i = 1$ *to* N **do**
    Gere amostras aleatórias x_i usando a distribuição uniforme;
    Converta x_i para amostras dos parâmetros usando iCDF;
    Calcule a pressão de colapso $P_{c,i}$ usando o modelo de *Klever Tamano*, referenciado nas equações 15, 16, 17, and 18;
end
Calcule a média das pressões de colapso $\bar{P}_c = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} P_{c,i}$;
Estime a distribuição da pressão de colapso usando a CDF empírica das $\bar{P}_c$;
Aplique o teste de Kolmogorov-Smirnov para comparar a CDF empírica com uma distribuição teórica;

if *O teste de bondade de ajuste é aceito* **then**
    Conclua que o modelo é adequado;
end
else
    Ajuste as distribuições probabilísticas e repita o processo;
end

4.2.2 Geração de Cenários via Método *Monte Carlo* (MC)

Retornando ao conceito de CDF pode-se mostrar como é o passo a passo na implementação:

1. **Definição das Distribuições de Probabilidade para Variáveis de Entrada:** antes de se começar a simulação, deve-se definir as distribuições de probabilidade para as variáveis de entrada. Suponha que algumas variáveis, como o diâmetro externo do tubo OD, a espessura da parede WT, entre outras, possam ser descritas por distribuições normais, enquanto outras, como o coeficiente de ovalização OV, possam seguir uma distribuição beta ou qualquer outra que melhor represente a natureza da variável.
2. **Geração de Amostras Aleatórias Usando a inversa da CDF:** gere um número aleatório uniformemente distribuído entre 0 e 1. Passe este número pela inversa da CDF da distribuição desejada. O valor resultante é uma amostra da distribuição desejada. Repita o processo para cada variável de entrada, para cada simulação. Por exemplo, se for necessário realizar 10.000 simulações, repete-se o processo 10.000 vezes para cada variável.
3. **Cálculo dos Resultados para Cada Conjunto de Entradas:** para cada conjunto de amostras geradas nas etapas anteriores, calcule a pressão de colapso externo usando a função de *Klever Tamano*. Isso permitirá uma distribuição de resultados

possíveis para a pressão de colapso externo.

Após realizar as simulações, uma série de resultados para a pressão de colapso externo será obtida. Com esses resultados, é possível:

- Estimar a média e a variância da pressão de colapso;
- Determinar intervalos de confiança;
- Identificar e avaliar a probabilidade de eventos extremos (por exemplo, uma pressão de colapso muito alta).

A combinação do Método *Monte Carlo* com a técnica da inversa da CDF oferece uma abordagem robusta e abrangente para a simulação de cenários. Ao entender a distribuição dos resultados, em vez de confiar em um único ponto estimado, os engenheiros e tomadores de decisão podem ter uma visão muito mais clara dos riscos e incertezas associados à operação dos tubos petrolíferos. Esta é uma ferramenta poderosa na previsão, mitigação e gestão desses riscos.

4.2.3 Implementação das Distribuições e Cenários de Comparação

A caracterização estatística é essencial para compreender e antecipar o comportamento variável dos tubos petrolíferos sob diferentes condições. Mais especificamente, analisar a variabilidade dos dados por meio de curvas geométricas e outras distribuições nos fornece *insights* valiosos sobre a natureza probabilística desses comportamentos.

O uso de distribuições estatísticas permite modelar a variabilidade inerente nas características dos tubos. Algumas das distribuições comuns que podem ser relevantes incluem:

- **Distribuição Normal:** muitas vezes usada devido à sua familiaridade e propriedades matemáticas convenientes. Ela é adequada para modelar variáveis que tendem a ter uma média central com variações simétricas em ambos os lados;
- **Distribuição Log-normal:** útil para modelar variáveis que têm uma assimetria positiva, como muitas propriedades mecânicas dos materiais;
- **Distribuição Weibull:** frequentemente utilizada na análise de confiabilidade para representar o tempo até a falha de um processo ou sistema.

Suponha-se que foi encontrado um relatório ou fonte que apresente os seguintes dados para a espessura da parede WT em milímetros para um lote específico de tubos utilizados no pré-sal. Denomina-se essa informação como `wt_data`. Utilizando o que será feito dentro da abordagem proposta teremos um estudo das distribuições utilizadas. Os gráficos de comparações das figuras 12 e 13 que são os dados normalizados e não normalizados de toda a base do projeto, e agrupando por um tubo qualquer.

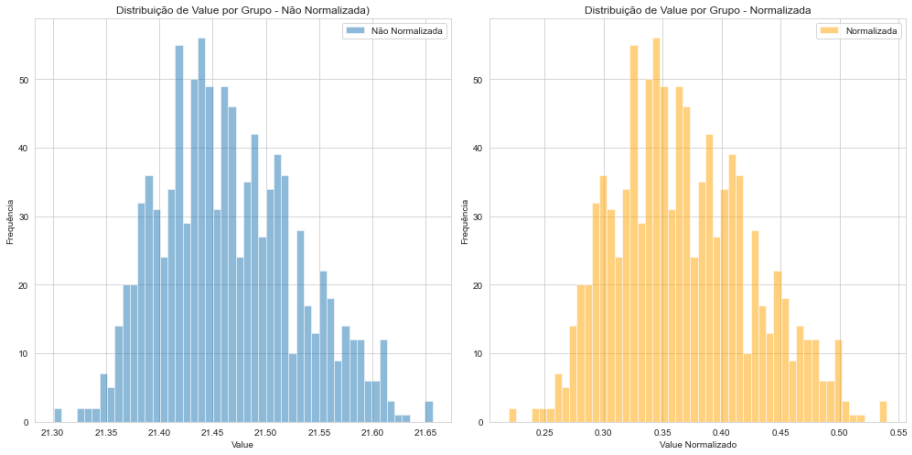


Figura 12 – Distribuição dos valores agrupados normalizadas e não normalizadas.

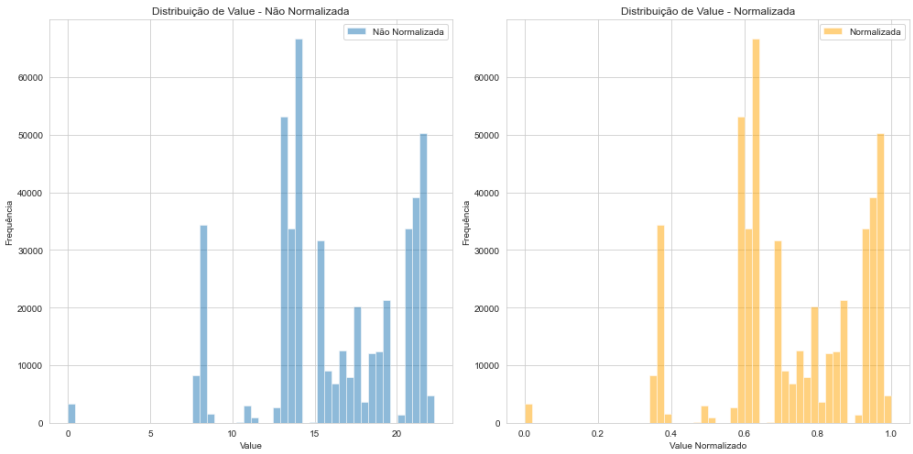


Figura 13 – Distribuição dos valores agrupados por tubo normalizadas e não normalizadas.

Suponha que existam os dados observados na Seção 4.1 de `wt_data` e é requerido testar se seguem uma distribuição normal. Primeiro, divide-se os dados em *"bins"* ou intervalos e se conta quantas observações caem em cada intervalo. Estas são as frequências observadas. A seguir, usa-se a distribuição normal proposta para calcular quantas observações espera-se em cada intervalo se os dados seguissem essa distribuição. Estas são as frequências esperadas. Finalmente, aplica-se a fórmula do chi-quadrado usando as frequências observadas e esperadas para obter o valor de χ^2. Depois de obter o valor de χ^2, pode-se compará-lo com uma tabela de valores críticos para o chi-quadrado (ou usar uma função computacional) para determinar a probabilidade associada. Se essa probabilidade for menor que 0,05 (ou qualquer outro nível de significância escolhido), seria rejeitado a hipótese nula de que os dados seguem uma distribuição normal.

É essencial entender que a bondade do ajuste é apenas um aspecto da modelagem estatística. A escolha da distribuição mais apropriada deve considerar não apenas o ajuste estatístico, mas também o conhecimento teórico e prático sobre o fenômeno em estudo.

Além disso, outras medidas, como o *Akaike Information Criterion* (AIC) ou o *Bayesian Information Criterion* (BIC), podem ser usadas em conjunto com os testes de bondade de ajuste para selecionar o modelo mais apropriado. Para cada distribuição, a inversa da CDF pode ser utilizada para gerar valores aleatórios da distribuição desejada, como discutido anteriormente.

4.2.4 Geração das Histórias ou Cenários de Predição

Uma vez que as distribuições são definidas e os parâmetros ajustados com base nos dados disponíveis ou nas estimativas de especialistas, pode-se proceder à geração de cenários usando simulações *Monte Carlo*:

1. Inicialize o número de simulações desejadas, suponha N;
2. Para cada simulação, gere números aleatórios para cada variável de entrada, utilizando a inversa da CDF da respectiva distribuição;
3. Utilize os valores gerados como entradas na equação de *Klever Tamano* para obter uma estimativa da pressão de colapso;
4. Repita os passos 2 e 3 N vezes para obter uma distribuição de possíveis pressões de colapso.

Estas simulações resultarão em um conjunto de cenários que representam diferentes combinações possíveis das variáveis de entrada e suas respectivas pressões de colapso previstas.

Com os cenários gerados, pode-se proceder à análise:

- Visualizar a distribuição das pressões de colapso previstas;
- Determinar métricas de resumo, como média, mediana, e intervalos de confiança;
- Comparar cenários para avaliar a sensibilidade da pressão de colapso a variações em variáveis específicas.

Em conclusão, a combinação de métodos estatísticos com o entendimento teórico das equações de *Klever Tamano* fornece uma ferramenta poderosa para avaliar o comportamento de tubos petrolíferos sob uma variedade de condições e incertezas.

Como uma visão geral da abordagem proposta tem-se:

- É levantado dados que serão realizados as análises;
- Os valores de distribuição são gerados. Após o tratamento dos dados e filtragem de eventuais exceções ou dados espúrios dos *datasets* são geradas distribuições para cada variável de influência requisitadas pelo o modelo de colapso;
- Essa é a parte em que cada tipo de distribuição pode ser caracterizado por até 3 parâmetros (*Shape*, *Location* e *Scale*) de descrição da curva gerada. Além disso eventuais análises de correlação podem ser realizadas entre todas as variáveis

de forma a obter o grau de influência de cada variável sobre a outra. Com essas informações obtidas são gerados valores para cada variável, a partir da distribuição de probabilidade de cada variável para simular o comportamento de cada uma delas de forma independente. Após esses passos, as variáveis se tornam input no modelo de colapso de forma a gerar um valor da tensão de colapso;

- A história de *Monte Carlo*, então, é incrementada e são repetidos os passos a partir da geração dos valores randômicos baseados nos parâmetros da distribuição gerada para cada variável;
- Por fim, com o vetor gerado de pressões de colapso ao término do método de simulação, é traçado um histograma e levantadas estatísticas de interesse tais como percentis da pressão de colapso.



Figura 14 – Fluxo lógico do algoritmo de *Monte Carlo*.

Na Figura 14 assumindo os parâmetros gerados para cada variável pelas distribuições de probabilidade:

- Cria-se variável aleatório com esses valores por uma função geradora de números randômicos;
- Com esses valores gerados o *Klever Tamano* é alimentado;
- Gera-se um valor de pressão de colapso;
- A história de *Monte Carlo* se repete.

Os resultados obtidos serão explicados na seção a seguir.

5 Experimentos Computacionais

Este capítulo apresenta os experimentos computacionais e os resultados obtidos na implementação da metodologia desenvolvida para a análise de tubos utilizados na extração de petróleo. A Seção 5.1 discute o processo de carregamento de dados, essencial para acessar informações relevantes sobre os tubos. A Seção 5.2 aborda o levantamento da massa de dados para validação, crucial para garantir a precisão e a aplicabilidade do modelo de *Monte Carlo*. A Seção 5.3 detalha o uso do modelo com dados reais, em que a simulação é aplicada para estimar a probabilidade de falha por colapso. Na Seção 5.4, a avaliação da assertividade do modelo de previsão de colapso é explorada, validando o modelo por meio de comparações com dados experimentais. Essas seções combinadas ilustram a abordagem metodológica adotada, desde a preparação dos dados até a aplicação prática do modelo no contexto industrial.

5.1 Análise dos Carregamentos de Dados

A análise dos carregamentos de dados é uma etapa crítica no processo de simulação, pois envolve a obtenção e verificação de todas as informações necessárias para a modelagem precisa dos tubos utilizados na extração de petróleo. Esta etapa assegura que os dados utilizados nas simulações possuam a integridade e a abrangência necessárias para gerar resultados confiáveis.

Para este estudo, foi essencial acessar um banco de dados extenso contendo informações sobre tubos com características específicas, como identificação, medidas dimensionais (espessura da parede, diâmetro, e ovalidade) para cada seção de comprimento dos tubos. Esta busca inicial por dados *mestre* — que são dados que atendem a critérios fundamentais e são necessários para análises subsequentes — foi otimizada para garantir que as simulações de *Monte Carlo* tivessem uma base sólida e precisa.

A Tabela 1 ilustra o desempenho do sistema de recuperação de dados ao acessar esses registros *mestre*. Nela, o tempo necessário para acessar as informações é comparado usando tecnologias tradicionais de bancos de dados relacionais em contraste com uma abordagem de *Big Data*.

Tabela 1 – Avaliação do tempo de consumo dos dados

Quantidade de Tubos Selecionados	Tempo médio de processamento com uso de Tecnologias Relacionais Tradicionais (segundos)	Tempo médio de processamento com uso de Tecnologias com abordagem *Big Data* (segundos)	Aumento de Desempenho (%)
1000	540	1,2	45000
5000	840	3	28000
7000	1200	5	24000
10000	1740	10	17400
20000+	2400+	15	16000

A análise dos resultados apresentados na tabela demonstra um ganho significativo de eficiência ao adotar tecnologias de *Big Data* para acessar os dados. O tempo médio de processamento para recuperar informações sobre 20.000 tubos, por exemplo, foi reduzido de aproximadamente 40 minutos (2400 segundos) para apenas 15 segundos. Essa otimização não apenas acelera o processo de obtenção de dados, mas também garante uma melhor preparação para a execução de simulações em larga escala.

Anteriormente, a obtenção de dados de mais de 44.000 arquivos no formato *Excel* consumia cerca de 12 horas apenas para leitura, o que inviabilizava o uso eficiente desses dados em análises complexas e em tempo real. Com a integração e armazenamento na nuvem, o acesso tornou-se quase instantâneo, com a capacidade de coletar dados complexos de diversas produções de tubos em minutos.

Essa transformação destaca a importância das tecnologias modernas de armazenamento e processamento de dados na pesquisa de engenharia. A agilidade no acesso aos dados não só reduz o tempo de preparação das simulações, mas também possibilita a execução de análises mais robustas e detalhadas, permitindo a identificação de padrões e tendências que podem influenciar significativamente o desenvolvimento de modelos preditivos e a tomada de decisões informadas no contexto industrial.

5.2 Levantamento dos Dados para Validação

Como dito no Capítulo 2 de fundamentação teórica, para ser possível utilizar os dados para o modelo de *Monte Carlo* é preciso ter:

- Informações dimensionais seção a seção de cada tubo e suas respectivas informações industriais;
- Informações laboratoriais dos macro produtos que aqueles tubos caracterizam.

Com isso, mesmo tendo uma variedade de tubos históricos na nuvem é necessário

realizar uma filtragem para identificar somente candidatos possíveis. Alguns dos filtros e agrupamentos que foram implementados para se ter dados de qualidade para o modelo foram:

- **Grau de Aço:** filtrar os dados com base no grau de aço é crucial, pois diferentes graus têm propriedades mecânicas distintas que influenciam a resistência e a performance do tubo sob condições operacionais variadas.
- **Diâmetro Nominal e Espessura da Parede:** realizar o agrupamento de tubos com faixas de diâmetro e espessura de parede próximos de forma a extrapolar para tubos distintos.
- **Integridade dos Dados:** excluir dados que apresentem inconsistências ou lacunas significativas para garantir a precisão e a confiabilidade dos resultados de simulação. Como por exemplo, erro de medição ou outliers sem sentido lógicos.
- **Histórico de Uso:** focar em tubos que têm um histórico documentado de uso, incluindo data de fabricação, última inspeção e histórico de falhas, para analisar a durabilidade e o desempenho ao longo do tempo.
- **Condições de Teste:** incluir apenas os tubos que foram submetidos a condições de teste controladas, garantindo que os dados de colapso e resistência são de alta qualidade e representativos.
- **Variação Dimensional:** aplicar filtros para selecionar tubos que estejam dentro de uma variação dimensional aceitável, assegurando uniformidade nas propriedades físicas que influenciam o comportamento sob pressão.
- **Dados Laboratoriais Completos:** priorizar tubos que tenham informações laboratoriais completas, como propriedades mecânicas testadas (resistência à tração, dureza, etc.).

Baseado nessas condições, para eventuais validações em uma primeira etapa foram levantados 12157 tubos potenciais. Porém há uma grande diferença no tipo de produto, que é uma definição criada em que considera variação entre Grau de Aço, Diâmetro Nominal e Espessura de Parede Nominal, e com isso serão criados "projetos" para agrupamento desses tubos. Foram criados portanto 42 diferentes projetos. A Figura 15 mostra um gráfico com a quantidade de tubos por projeto criados para validação. Os nomes dos projetos foram implementados como inteiros aleatórios de forma a preservar a informação.

5.3 Uso do Modelo com os Dados Reais

A etapa de simulação pode ser considerada a parte mais importante do projeto, e reduzir o tempo gasto para esse processo sempre foi uma prioridade. Para medir os tempos para este procedimento, os tempos foram avaliados para diferentes quantidades de iterações - número de vezes que os cálculos foram executados para obter uma probabilidade

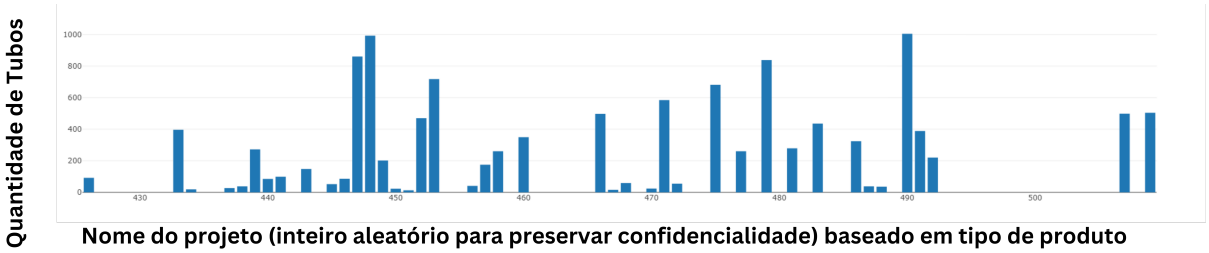


Figura 15 – Quantidade de tubos por projeto de validação.

de falha de colapso - e cada medição foi repetida 30 vezes, para garantir a potência do teste.

Na Tabela 2 apresenta uma análise do Método de simulação *Monte Carlo* para diferentes números de iterações de *Monte Carlo*. Falando sobre o modelo de colapso (com a ajuda de modelos como o *Klever Tamano*) integrado com os métodos de simulação probabilística de *Monte Carlo*, foi onde obtive-se o maior desempenho e a possibilidade flexível de inúmeras análises de diferentes cenários.

Antes, era complexo executar uma sequência considerável de simulações. Mas após esse fluxo criado é possível falar sobre valores imensuráveis (como 100 bilhões de iterações de *Monte Carlo*) que ajudam a mostrar a robustez e o poder computacional do aplicativo. Se antes era gasto mais de um dia para realizar um número de alguns milhões de iterações na história do *Monte Carlo*, após a pesquisa, em questão de minutos ou mesmo segundos, é possível fazer mais e melhor. Chegando a realizar geração de cenários de predição na ordem de grandeza de trilhões de iterações em um dia.

Tabela 2 – Avaliação do tempo de processamento dos algoritmos da etapa de simulação dos dados

Número de Iterações de *Monte Carlo*	Tempo médio de processamento do algoritmo de simulação sem abordagem *Big Data* (segundos)	Tempo médio de processamento do algoritmo de simulação com abordagem *Big Data* (segundos)	Aumento de Desempenho (%)
1000	360	1,09	33000
10 000	900	5,3	17000
100 000	1920	20,1	9500
1 000 000	8200	78	10500
10 000 000	42500	223	19000
64 500 000	97200	227	43000
1 000 000 000	100000+	320	31250
10 000 000 000	100000+	1009	31250+
100 000 000 000	100000+	3604	31250+

Os resultados mostram que agora, usando o processamento de memória em *cluster* de *Big Data* na nuvem, o tempo de execução não é realmente uma métrica de saída, na verdade é um parâmetro de entrada porque o *cluster* pode dimensionar e ser mais rápido do que a demanda do usuário.

5.3.1 Análise dos Custos de Simulação

A maior vantagem obtida utilizando processamento com alto desempenho através de clusters de processamento e uso de modelos em python é usar servidores escalonáveis que permitem uma otimização em relação ao processamento. Em teoria, usando o *cluster* de nuvem, pode-se ter um servidor principal que pode distribuir as atividades de execução para um número ilimitado de servidores (como mostrado na Figura 16) tornando possível aumentar significativamente no poder de processamento.

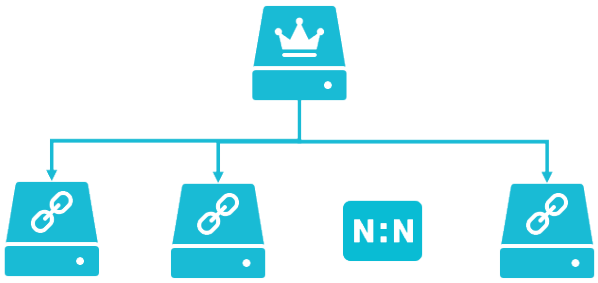


Figura 16 – *Cluster Big Data* para distribuição dos *jobs* em nuvem. O nó superior é o nó principal responsável por distribuir os *jobs* para as camadas inferiores chamados de *workers* escaláveis horizontalmente onde fato a simulação roda de forma paralelizada. O nó central recebe novamente os resultados e entrega o resultado final.

Durante a análise dos custos associados às simulações de *Monte Carlo*, observou-se uma tendência não linear entre o desempenho computacional e os custos operacionais. No teste criado para verificação dos custos de simulação, com cerca de 20 máquinas de processamento usando processamento na memória e em paralelo, foi levantado a Tabela 3 a seguir. Então há uma quebra de paradigma, o que antes era uma entrada do processo,

torna-se uma saída. Dado o seu poder de investimento, você pode executar sua tarefa praticamente pelo tempo que quiser.

Tabela 3 – Avaliação do tempo de processamento dos algoritmos da etapa de simulação com seus respectivos custos em dólar

Número de Iterações de *Monte Carlo*	Tempo médio do processamento do algoritmo de simulação (segundos)	Custo pelos serviços em nuvem (em $)
1 MILHÃO	78	0,0289
10 MILHÕES	223	0,0826
100 MILHÕES	227	0,0841
1 BILHÃO	320	0,1185
10 BILHÕES	1009	0,3738
100 BILHÕES	3604	1,3350

O comportamento observado aponta para uma redução proporcional da ociosidade das máquinas com o aumento do volume de trabalho. Inicialmente, para cargas menores, a capacidade computacional pode não ser plenamente utilizada. No entanto, à medida que a demanda por processamento cresce, os mecanismos de distribuição de carga da nuvem entram em ação, promovendo uma utilização mais eficiente dos recursos, o que favorece o desempenho e otimiza os custos. Este fenômeno é esperado devido à maior granularidade na distribuição das tarefas de simulação em um ambiente de recursos distribuídos.

Indicando que as máquinas ficam ociosas para *jobs* pequenos (como no caso inicial de 78 segundos) e à medida que os *jobs* ficam maiores, ao passo que é possível fazer melhores distribuições das atividades, todo o processamento é dividido aumentando assim o desempenho e reduzindo o custo, demonstrando que a relação entre desempenho e custo não é linear.

A comparação com métodos computacionais precedentes ao advento do *Big Data* destaca a magnitude da evolução atual. A flexibilidade e o custo-efetivo da infraestrutura de nuvem contrastam fortemente com as limitações físicas e econômicas dos sistemas de processamento tradicionais.

5.4 Avaliação da Assertividade do Modelo de Previsão de Colapso

Nas outras seções do capítulo, a preocupação era sobre custo e desempenho em relação à velocidade. Agora a preocupação é na qualidade de resposta do modelo.

5.4.1 Metodologia

Para aferir a precisão do modelo de previsão de colapso em tubos petrolíferos baseado na simulação de *Monte Carlo* e utilizando a função de *Klever Tamano*, foi implementada uma abordagem metódica. Selecionou-se uma amostra representativa de 20 tubos com características geométricas e dados laboratoriais específicos. Estes dados formaram a base para a aplicação da função de *Klever Tamano*, definida para calcular a resistência ao colapso sob condições de carga únicas.

A assertividade do modelo foi avaliada por meio da distribuição das variáveis de entrada para cada tubo e posteriormente calculando a função de distribuição cumulativa (CDF). A análise preditiva foi conduzida utilizando iterações variáveis de *Monte Carlo*, com um enfoque nas iterações de 10.000 e 100.000 para uma análise mais robusta.

5.4.2 Análise dos Resultados

Neste segmento da pesquisa, os resultados obtidos são analisados através da comparação das simulações com dados reais de colapso observados em laboratório, estabelecendo uma base para validar o modelo proposto. A análise inclui uma série de gráficos que demonstram a eficácia do modelo.

O gráfico da Figura 17 apresenta a comparação entre as pressões de colapso calculadas pelo modelo e aquelas observadas experimentalmente, evidenciando a precisão do modelo em prever condições críticas. A linha de tendência neste gráfico destaca a congruência entre os dados simulados e os reais, reforçando a validade das técnicas utilizadas.

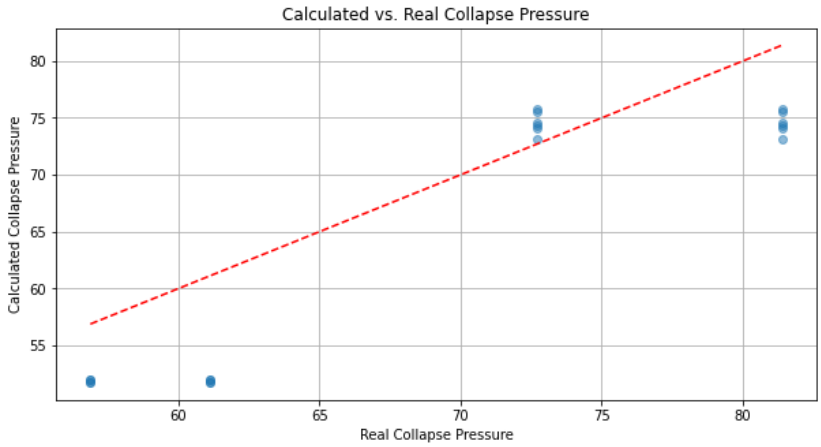


Figura 17 – Gráfico de comparação entre os valores previstos e reais de predição de colapso.

Tendo uma outra perspectiva, o gráfico de resíduos da Figura 18 também é utilizado para explorar as discrepâncias entre os valores previstos pelo modelo e os dados reais,

identificando padrões de erro que podem indicar necessidades de ajustes no modelo. Esta análise é crítica para melhorar a precisão das previsões futuras.

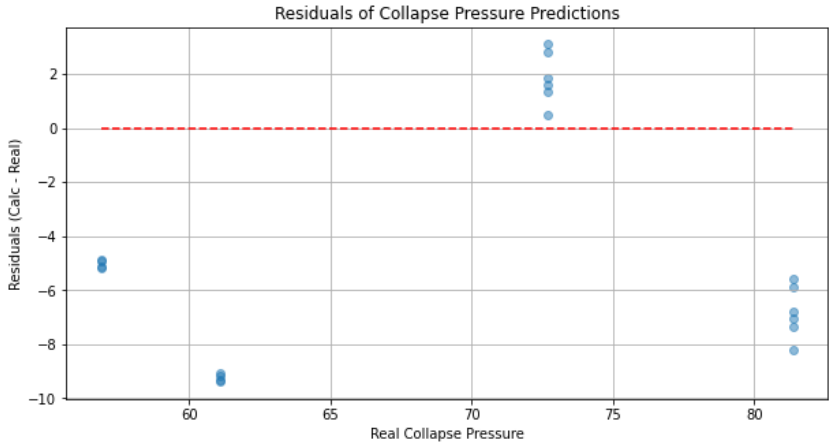


Figura 18 – Gráfico de comparação entre as diferenças dos valores previstos e reais de predição de colapso.

A distribuição das pressões de colapso calculadas é visualizada através de um histograma da Figura 19, que fornece *insights* sobre a variabilidade e a confiabilidade das previsões geradas pelo modelo. Este histograma ajuda a entender a dispersão dos resultados das simulações de *Monte Carlo*.

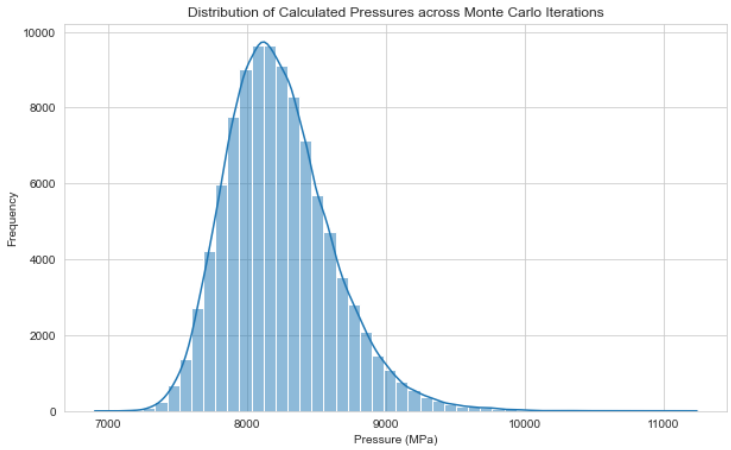


Figura 19 – Gráfico de distribuição das pressões de colapso estimadas para um dado tipo de tubo.

A análise de convergência, ilustrada graficamente na Figura 20, mostrou como as previsões de pressão de colapso se estabilizavam a medida que o número de iterações de *Monte Carlo* aumentava.

O tempo médio por iteração de *Monte Carlo* é representado em um gráfico de linha da Figura 21, destacando a eficiência computacional do modelo ao longo das simulações. Este dado é fundamental para avaliar o desempenho do sistema em diferentes escalas de simulação.

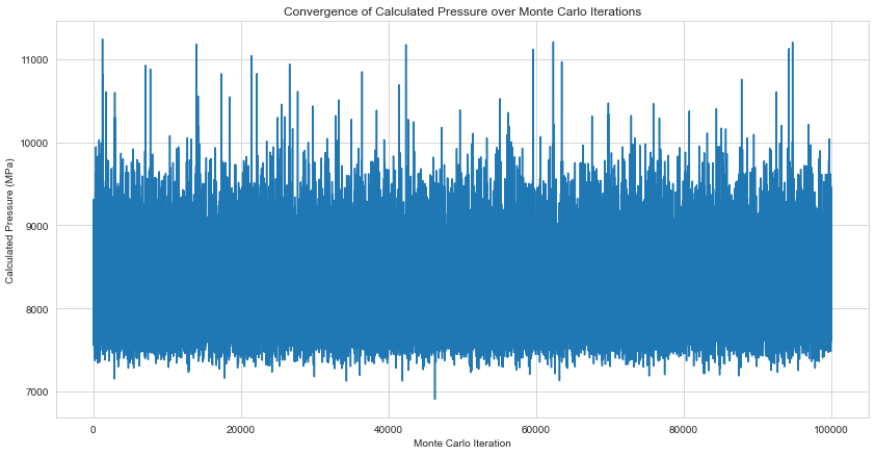


Figura 20 – Gráfico de convergência.

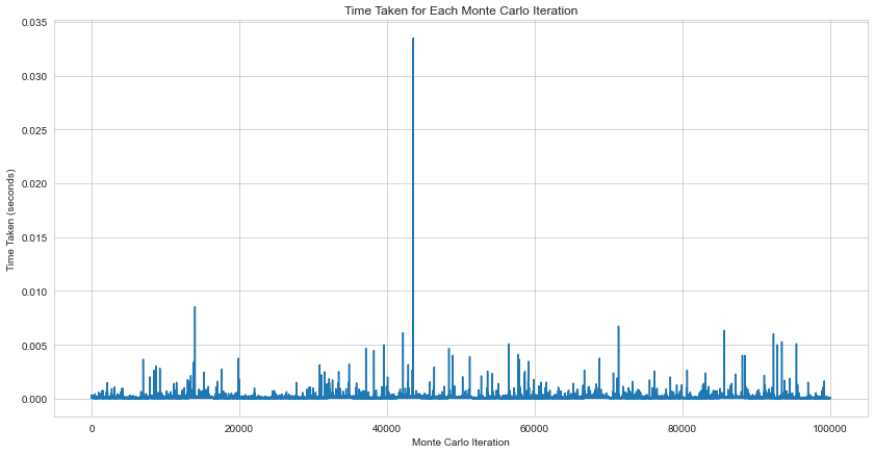


Figura 21 – Demonstração Tempo médio por iteração.

O gráfico da Figura 22 das iterações de *Monte Carlo* relativas ao limiar do 95º percentil mostra a porção das previsões que excede um limiar crítico de risco, oferecendo uma medida de segurança e confiabilidade das previsões.

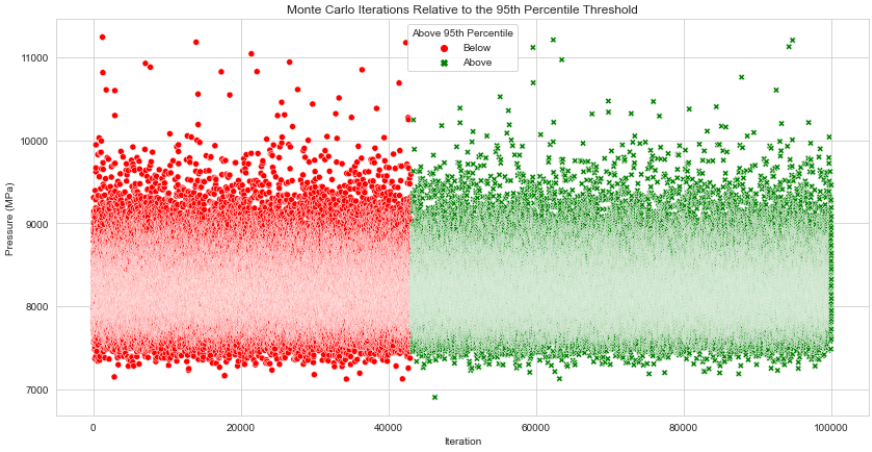


Figura 22 – Demonstração limiar crítico de 95%.

A função densidade de probabilidade, plotada para dois cenários distintos de *Monte Carlo* na Figura 23 , proporciona uma visualização da distribuição das pressões e sua comparação com o valor real de colapso.

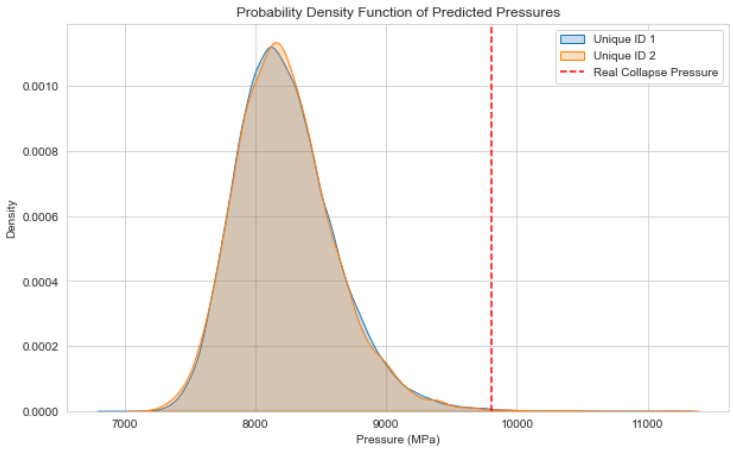


Figura 23 – Função densidade probabilidade pressão.

Finalmente, a convergência do quantil de 95%, representando o valor máximo contínuo de pressão calculada, foi ilustrada na Figura 24 para os dois cenários, permitindo a comparação direta da estabilidade das previsões entre diferentes volumes de iteração.

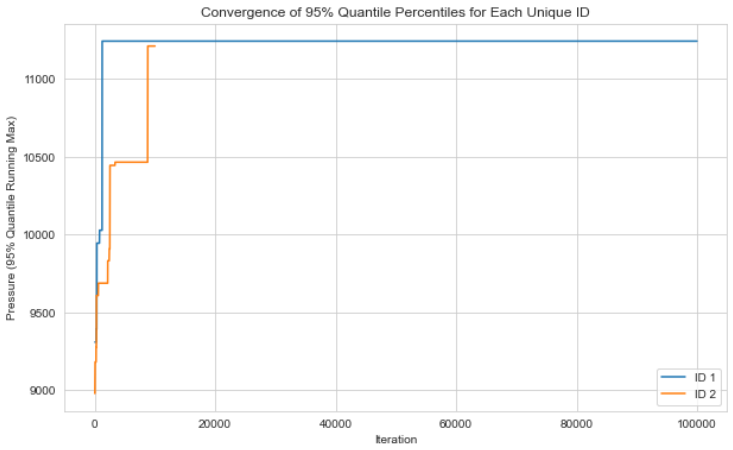


Figura 24 – Gráfico convergência do quantil.

O conjunto de gráficos e análises estatísticas produzidos forneceu uma compreensão detalhada da capacidade preditiva do modelo. A acurácia das previsões de colapso e a confiança nas estimativas foram avaliadas em relação às iterações de *Monte Carlo*, destacando a robustez do modelo em capturar o comportamento físico complexo dos tubos sob estudo. A análise de resíduos e o acompanhamento da convergência das previsões foram particularmente reveladores, indicando as condições sob as quais o modelo se comporta de maneira ótima e as circunstâncias que requerem atenção para refinamentos futuros.

Para os cerca de 12k tubos usados para validação, foi plotado o gráfico em que compara o modelo calculado e o valor real de colapso, com uma terceira dimensão chamada "Qualidade dos Dados", onde quanto mais próximo de 0, ou roxo, indica que os dados são bons, e quanto mais próximo de 1, ou amarelo, indica que os dados são ruins. Essa métrica subjetiva foi categorizada da seguinte forma: Tubos de um mesmo tipo de produto que possuem para mais de 85% deles todos os dados preenchidos de laboratório e dentro de um variância de 10% entre os valores máximo e mínimo de pressão foram considerados bons. Tubos entre esses 85% e 15% foram considerados médios e abaixo de 15% ruins. A linha vermelha tracejada no gráfico da Figura 25 representa a linha de perfeita correlação, onde os valores calculados pelo modelo seriam idênticos aos valores reais. Pontos próximos a esta linha (especialmente os roxos) indicam uma alta precisão do modelo, demonstrando que o modelo é capaz de prever com precisão o colapso dos tubos quando alimentado com dados de alta qualidade.

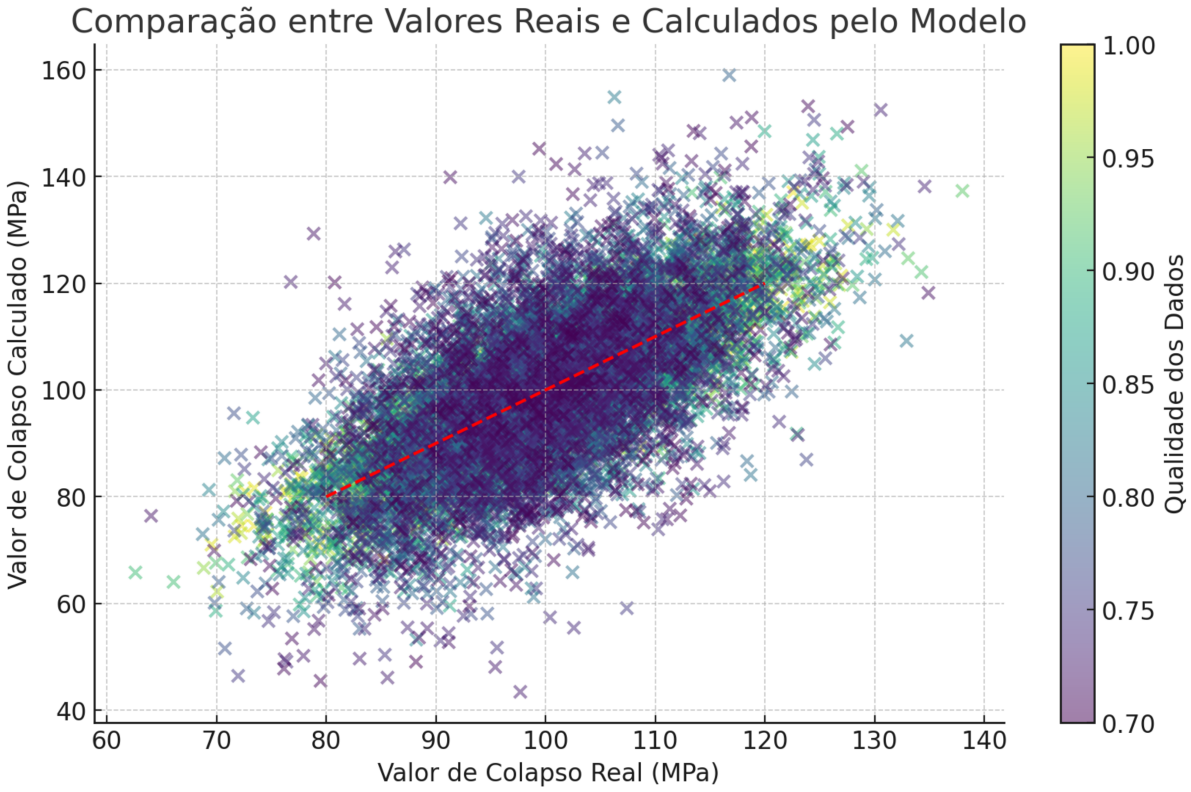


Figura 25 – Gráfico de análise de Assertividade.

O gráfico da Figura 25 mostra a comparação entre os valores reais de colapso de tubos e os valores calculados pelo modelo para os cercas de 12.000 tubos validados. Cada ponto representa um tubo, com a cor indicando a qualidade dos dados utilizados (cores mais escuras indicam melhor qualidade dos dados). A linha vermelha tracejada representa uma correlação perfeita, onde os valores reais e calculados seriam iguais.

Observa-se que para os dados de melhor qualidade (cores mais escuras), os pontos estão mais próximos da linha vermelha, indicando uma melhor aproximação entre os valores reais e os calculados pelo modelo. À medida que a qualidade dos dados diminui (cores mais claras), os pontos se afastam da linha de correlação perfeita, indicando maior discrepância entre os valores reais e os calculados. Este padrão demonstra que, quando os dados são de alta qualidade, o modelo tem um desempenho melhor e mais confiável

Com dados de baixa qualidade, o modelo enfrenta desafios como inconsistências, erros de medição e informações incompletas. Isso resulta em estimativas de colapso que podem desviar significativamente dos valores reais. Conforme observado nos pontos mais à direita do gráfico (mais amarelados), há uma maior dispersão das previsões em relação à linha de perfeita correlação. Isso indica que o modelo tem menos certeza sobre suas previsões, o que é um reflexo direto da menor qualidade dos dados.

À medida que os pontos se deslocam para a direita e mudam para a cor amarela, é observado um aumento na discrepância entre os valores reais e os calculados. Esta região do gráfico, destacada para indicar maior dispersão, mostra onde o modelo tem desempenho insatisfatório, ilustrando claramente a degradação da performance do modelo com a qualidade decrescente dos dados.

Na prática isso corrobora que para um cenário de apoio à decisão, em que confia-se nos dados, pode-se utilizar o modelo como potencial ferramenta para o engenheiro durante o *design* de tubos de aço sem costura. A assertividade do modelo de *Klever Tamano* foi corroborada pela consistência das previsões com os valores de colapso reais. Os dados indicam uma validação positiva do modelo, com implicações significativas para a sua aplicação na indústria petrolífera, na prevenção de falhas catastróficas e na otimização do desempenho operacional. A abordagem de *Monte Carlo* mostrou-se eficaz na modelagem da incerteza inerente aos parâmetros físicos dos tubos, oferecendo uma ferramenta valiosa para a tomada de decisões baseada em risco.

6 Conclusão

Com as análises realizadas sobre o modelo de *design* de tubos petrolíferos, é possível definir algumas vantagens do uso do método de Monte Carlo, como:

- Capaz de definir e permitir o melhor entendimento das incertezas associadas aos modelos de um projeto de *design* com uma probabilidade consistente de falha.
- Facilidade na análise de sensibilidade de cada variável influencia do processo.
- Facilidade na manutenção e aplicação de mudança nos modelos e variáveis utilizadas.

A modelagem e caracterização estatística de tubos petrolíferos em ambientes de pré-sal representam um desafio notável no setor de óleo e gás, devido à complexidade e variabilidade desses ambientes. O presente estudo aprofundou-se em técnicas computacionais e metodologias rigorosas para enfrentar estes desafios com precisão e robustez.

A utilização da equação de *Klever Tamano* como base para as análises proporcionou uma fundação sólida e reconhecida para o estudo. Essa equação, por si só, fornece uma visão fundamental das forças e condições em jogo. No entanto, ao reconhecer que uma única equação não poderia capturar todas as nuances e variabilidades dos ambientes de pré-sal, a introdução de simulações Monte Carlo (MC) provou ser um avanço significativo. O método MC permitiu considerar uma variedade de cenários e situações, ampliando a aplicabilidade e precisão dos resultados.

A subsequente integração de distribuições estatísticas e a análise de múltiplos cenários não apenas enriqueceram a análise, mas também aproximaram o estudo da realidade operacional do setor de óleo e gás. Ao considerar diferentes distribuições e ao explorar uma variedade de cenários possíveis, esta pesquisa não apenas produziu resultados teóricos, mas também insights práticos, fundamentais para a tomada de decisão no dia a dia da indústria.

Um elemento distintivo desta pesquisa, em comparação com trabalhos acadêmicos prévios, é a utilização de High Performance Computing (HPC) em ambientes de cloud. Ao alavancar o poder computacional de HPC, foi possível realizar simulações e análises com uma granularidade e escala anteriormente inatingíveis. Esta abordagem permitiu que os modelos e algoritmos propostos fossem testados e validados em cenários mais realistas e complexos, estabelecendo assim uma diferenciação significativa no panorama acadêmico atual. O foco no poder computacional, além da rigorosa metodologia estatística, resulta em um trabalho não apenas teoricamente sólido, mas também altamente aplicável na prática industrial.

No cenário global do mercado de óleo e gás, a abordagem adotada neste trabalho

pode ser considerada inovadora. Ao combinar práticas consagradas com métodos estatísticos, análise de cenários e a capacidade de HPC em cloud, este estudo apresenta uma metodologia que pode ser utilizada como referência em futuras investigações, proporcionando vantagens competitivas e insights valiosos para empresas e profissionais do setor.

6.1 Perspectivas Futuras

Baseado nos resultados obtidos e das metodologias empregadas, identificam-se as seguintes diretrizes para estudos subsequentes:

- **Desenvolvimento do Algoritmo Auto Adaptativo de MC:** A busca por eficiência computacional é uma constante na pesquisa científica. Portanto, a adaptação e otimização do algoritmo Monte Carlo podem resultar em significativos avanços no tempo de processamento e na precisão dos cálculos. Uma técnica robusta que teria um ponto ótimo de parada de cenários de execução do método de monte carlo de maneira autônoma.
- **Análise, Desenvolvimento e Comparação:** Posteriormente à implementação das técnicas citadas, será imperativo realizar uma avaliação rigorosa dos resultados, comparando-os com padrões existentes e validando a eficiência dos métodos propostos.
- **Ajuste das distribuições de Probabilidade:** É necessário também uma avaliação estatística de forma à criar um metódo robusto de escolha das distribuições tendo em vista que no trabalho apresentado foi construído de maneira manual para cada distribuição que melhor se ajustava aos dados.

Recomenda-se que, em futuras investigações, se dê continuidade à aplicação e refinamento dessas técnicas, garantindo assim a contribuição contínua para o avanço da área. Para aprimorar ainda mais a precisão do modelo, sugere-se a incorporação de uma gama mais ampla de dados experimentais e a aplicação de métodos estatísticos para refinar as estimativas de colapso. A integração com outros modelos analíticos pode oferecer uma visão mais holística e potencialmente levar a um modelo compreensivo com uma capacidade preditiva superior. A contínua evolução deste modelo promete contribuições significativas para a engenharia de petróleo e para a ciência de dados aplicada a ambientes operacionais desafiadores.

Referências

ADAMS, A.; HODGSON, T. Calibration of casing/tubing design criteria by use of structural reliability techniques. **SPE drilling & completion**, OnePetro, v. 14, n. 01, p. 21–27, 1999. Citado na página 37.

ADAMS, A.; MOORE, P.; PAYNE, M. On the calibration of design collapse strengths for quenched and tempered pipe. **SPE drilling & completion**, OnePetro, v. 18, n. 03, p. 214–227, 2003. Citado na página 36.

ADAMS, A.; WARREN, A.; MASSON, P. **On the Development of Reliability-Based Design Rules for Casing Collapse**. 1998. Citado na página 39.

ADAMS, A.; WARREN, A.; MASSON, P. et al. On the development of reliability-based design rules for casing collapse. In: SOCIETY OF PETROLEUM ENGINEERS. **SPE Applied Technology Workshop on Risk Based Design of Well Casing and Tubing**. [S.l.], 1998. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 13.

Aço Brasil. **Processo siderúrgico**. 2022. [Online; accessed May 22, 2022]. Disponível em: <https://acobrasil.org.br/site/processo-siderurgico/>. Citado 2 vezes nas páginas e 15.

BOSO, F.; BROYDA, S.; TARTAKOVSKY, D. Cumulative distribution function solutions of advection–reaction equations with uncertain parameters. **Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, The Royal Society Publishing, v. 470, n. 2166, p. 20140189, 2014. Citado na página 22.

CHENG, Y.; LIU, B.; LI, X.; NUNZIATA, F.; XU, Q.; DING, X.; MIGLIACCIO, M.; PICHEL, W. G. Monitoring of oil spill trajectories with cosmo-skymed x-band sar images and model simulation. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 7, n. 7, p. 2895–2901, 2014. Citado na página 1.

COOKE, A.; DIAGON, F. L.; MARCO, R. D.; AMAZONAS, D.; BUNTING, T.; MOLDOVEANU, N.; KLUG, S.; MATTOS, E. Full-azimuth towed-streamer seismic: An exploration tool for pre-salt hydrocarbon exploration offshore brazil. In: ONEPETRO. **2012 SEG Annual Meeting**. [S.l.], 2012. Citado na página 1.

CROSSETTI, P. d. A.; FERNANDES, P. D. Para onde vai a china?: o impacto do crescimento chinês na siderurgia brasileira. **BNDES Setorial, Rio de Janeiro**, n. 22, p. 151–204, 2005. Citado na página 2.

DAHITALEGHANI, N. Analysis of disruptions in the gulf of mexico oil and gas industry supply chain and related economic impacts. 2016. Citado na página 2.

DATABRICKS. 2022. Https://databricks.com/glossary/what-is-parquet. Citado na página 46.

DONGSHANG. **Esquemático Dimensões Tubo de Aço**. 2022. [Online; accessed April 30, 2022]. Disponível em: <https://www.dsstainlesssteel.com/wp-content/uploads/2020/03/stainless-steel-pipe-and-tube-sizes.jpg>. Citado 2 vezes nas páginas e 14.

ENDO, K.; YUHARA, D.; YASUOKA, K. Efficient monte carlo sampling for molecular systems using continuous normalizing flow. **Journal of chemical theory and computation**, ACS Publications, v. 18, n. 3, p. 1395–1405, 2022. Citado na página 24.

FALLQVIST, B. **Collapse of thick deepwater pipelines due to hydrostatic pressure**. 2009. Citado na página 3.

GOUVEIA, L. P. D.; JUNIOR, E. T. L.; SANTOS, J. P. L.; LIRA, W. W. M.; ANJOS, J. L. R. D.; OLIVEIRA, F. L. D. Probabilistic assessment of api casing strength in serviceability limit state. **Journal of Petroleum Exploration and Production Technology**, 2020. Citado na página 39.

GUO, B.; SONG, S.; GHALAMBOR, A.; LIN, T. R.; CHACKO, J. **Offshore pipelines**. [S.l.]: Elsevier, 2005. Citado na página 11.

GUOYANG, J.; TORGEIR, M. Reliability-based fatigue and fracture design criteria for welded offshore structures. **Engineering fracture mechanics**, Elsevier, v. 41, n. 2, p. 271–282, 1992. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 38.

HERDIYANTI, J. **Comparisons study of S-Lay and J-Lay methods for pipeline installation in ultra deep water**. Dissertação (Mestrado) — University of Stavanger, Norway, 2013. Citado na página 11.

HYNE, N. J. **Nontechnical guide to petroleum geology, exploration, drilling, and production**. [S.l.]: PennWell Books, 2012. Citado na página 1.

IKESHIMA, T. Recent metallurgical aspect of line pipe and oil country tubular goods. **Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan**, The Iron and Steel Institute of Japan, v. 19, n. 10, p. 583–594, 1979. Citado na página 12.

ISO, T. 10400. 2007. **Petroleum and Natural Gas Industries—Equations and Calculations for the Properties of Casing, Tubing, Drill Pipe and Line Pipe Used as Casing or Tubing**, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 17, 25 e 35.

ITOH, H.; KATSUYAMA, J.; ONIZAWA, K. A probabilistic evaluation model for welding residual stress distribution at piping joint in probabilistic fracture mechanics analysis. In: **ASME Pressure Vessels and Piping Conference**. [S.l.: s.n.], 2008. v. 48296, p. 1137–1142. Citado na página 38.

KARK, S.; BROKOVICH, E.; MAZOR, T.; LEVIN, N. Emerging conservation challenges and prospects in an era of offshore hydrocarbon exploration and exploitation. **Conservation Biology**, Wiley Online Library, v. 29, n. 6, p. 1573–1585, 2015. Citado na página 3.

KLEVER, F. J.; TAMANO, T. A new octg strength equation for collapse under combined loads. **SPE Drilling & Completion**, OnePetro, v. 21, n. 03, p. 164–179, 2006. Citado na página 36.

KYRIAKIDES, S.; CORONA, E. **Mechanics of Offshore Pipelines: Volume I: Buckling and collapse**. [S.l.]: Gulf Professional Publishing, 2023. Citado na página 9.

LI, D.; LIU, Q.; WANG, W.; JIN, L.; XIAO, H. Corrosion behavior of aisi 316l stainless steel used as inner lining of bimetallic pipe in a seawater environment. **Materials**, MDPI, v. 14, n. 6, p. 1539, 2021. Citado na página 1.

LI, L. J.; HAN, X.; LIU, S. Q. Analysis of computational model of seamless steel pipe rolling contact force. In: TRANS TECH PUBL. **Key Engineering Materials**. [S.l.], 2018. v. 764, p. 376–382. Citado na página 11.

LIAO, H.; GUAN, Z.; LONG, G. Quantitative risk assessment on safety and reliability of casing strength for oil and gas wells. **Energy Procedia**, 2012. Citado na página 38.

LIN, J.; LIU, M.; HAO, J.; JIANG, S. A multi-objective optimization approach for integrated production planning under interval uncertainties in the steel industry. **Comput. Oper. Res.**, Elsevier Science Ltd., Oxford, UK, UK, v. 72, n. C, p. 189–203, ago. 2016. ISSN 0305-0548. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2016.03.002>. Citado na página 14.

LIN, Y.; SUN, Y.; SHI, T.; DENG, K.; HAN, L.; SUN, H.; ZENG, D.; ZHU, H. Equations to Calculate Collapse Strength for High Collapse Casing. **Journal of Pressure Vessel Technology**, v. 135, n. 4, p. 041202, 06 2013. ISSN 0094-9930. Disponível em: <https://doi.org/10.1115/1.4023734>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.

Litmaps Team. **Litmaps: A tool for literature mapping**. 2023. [Online; accessed 18-June-2023]. Disponível em: <https://app.litmaps.com/>. Citado na página 40.

LIU, Q.; LI, N.; SHEN, Z.-x.; ZHAO, M.-f.; XIE, J.-f.; ZHU, G.-c.; XU, X.; YIN, C.-x. Calculation model and experimental study of the collapse strength of titanium alloy tubing and casing. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group UK London, v. 12, n. 1, p. 4526, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 3 e 16.

LOUREIRO, M. L.; LOOMIS, J. B.; VÁZQUEZ, M. X. Economic valuation of environmental damages due to the prestige oil spill in spain. **Environmental and Resource Economics**, Springer, v. 44, p. 537–553, 2009. Citado na página 3.

LOUREIRO, M. L.; RIBAS, A.; LÓPEZ, E.; OJEA, E. Estimated costs and admissible claims linked to the prestige oil spill. **Ecological Economics**, Elsevier, v. 59, n. 1, p. 48–63, 2006. Citado na página 3.

MA, B.; SHUAI, J.; LIU, D.; XU, K. Assessment on failure pressure of high strength pipeline with corrosion defects. **Engineering Failure Analysis**, Elsevier, v. 32, p. 209–219, 2013. Citado na página 36.

MACDONALD, K.; COSHAM, A. Best practice for the assessment of defects in pipelines–gouges and dents. **Engineering Failure Analysis**, Elsevier, v. 12, n. 5, p. 720–745, 2005. Citado na página 9.

MANIA, O. **Exemplo de Ruptura**. 2016. Disponível em: <https://oilfieldmania.files.wordpress.com/2016/06/burst-example.jpg>. Acessado em: 18 de Junho de 2023. Citado 2 vezes nas páginas e 18.

MANSIR, N.; JONES, M. Environmental impacts of marine oil spill; a case study of deepwater horizon oil spill at the gulf of mexico united states of america 2010 (a review). **Chemsearch Journal**, v. 3, n. 2, p. 64–70, 2012. Citado na página 1.

MCCREA-STRUB, A.; KLEISNER, K.; SUMAILA, U. R.; SWARTZ, W.; WATSON, R.; ZELLER, D.; PAULY, D. Potential impact of the deepwater horizon oil spill on commercial fisheries in the gulf of mexico. **Fisheries**, Taylor & Francis, v. 36, n. 7, p. 332–336, 2011. Citado na página 3.

METROPOLIS, N.; ULAM, S. The monte carlo method. **Journal of the American statistical association**, Taylor & Francis, v. 44, n. 247, p. 335–341, 1949. Citado na página 21.

Milagres, H. M. and Silva, A. M. **Digital Revolution and Statistical Characterization in Steel Pipe Production: Crafting Reliable Designs Through Mathematical Methods and Computational Intelligence and High-Performance Computing**. 2024. [Online; accessed 28-july-2024]. Disponível em: <https://aistech2024proceedings.org/Sites/data/pdfs/258-41712-389.pdf>. Citado na página 6.

MOHRIAK, W. U.; SZATMARI, P.; ANJOS, S. Salt: geology and tectonics of selected brazilian basins in their global context. **Geological Society, London, Special Publications**, The Geological Society of London London, v. 363, n. 1, p. 131–158, 2012. Citado na página 1.

MORIOKA, N.; OKA, H.; SIMIZU, T. Development of manufacturing technology for high alloy steel seamless pipe by mannesmann process. **KAWASAKI STEEL TECHNICAL REPORT-ENGLISH EDITION-**, Kawasaki Steel Corporation, p. 38–46, 1998. Citado na página 15.

MURPHY, C.; DOTY, I.; MOORE, A. An overview of volunteer efforts during the refugio oil spill incident in santa barbara, california. In: INTERNATIONAL OIL SPILL CONFERENCE. **International Oil Spill Conference Proceedings**. [S.l.], 2017. v. 2017, n. 1, p. 2475–2488. Citado na página 2.

Ocas. **Burst FEM Analysis**. 2023. [Online; accessed 10-December-2023]. Disponível em: <https://www.ocas.be/cases/computer-simulation-pipeline-burst-fracture-helps-preventing-catastrophic-events/>. Citado 2 vezes nas páginas e 18.

OKAGBUE, H.; ADAMU, M. O.; ANAKE, T. A. Approximations for the inverse cumulative distribution function of the gamma distribution used in wireless communication. **Heliyon**, Elsevier, v. 6, n. 11, 2020. Citado na página 23.

OLIVEIRA, I. P. G. d.; LUZ, T. d. S. Estudo do processo de fabricação de tubos flexíveis de aço inoxidável duplex uns 32304 utilizados na indústria de petróleo e gás. **Soldagem & Inspeção**, SciELO Brasil, v. 18, p. 02–11, 2013. Citado na página 16.

OSADCHII, V. Y.; SAF'YANOV, A.; BURAKOV, A.; NIKITIN, K.; KOLIKOV, A.; DANOVSKII, N.; BUBNOV, K. Production of seamless pipe in a pilger mill with new groove configurations. **Steel in Translation**, Springer, v. 46, p. 144–149, 2016. Citado na página 15.

PEREZ, T. E. Corrosion in the oil and gas industry: an increasing challenge for materials. **Jom**, Springer, v. 65, n. 8, p. 1033–1042, 2013. Citado na página 16.

PRDCompany. **PRDCompany: Hydrostatic Pipe Testing Machine**. 2024. [Online; accessed 24-april-2024]. Disponível em: <https://www.prdcompany.com/hydrostatic-pipe-testing-machine-hptm/>. Citado 2 vezes nas páginas e 19.

RANDOLPH, M. F.; GAUDIN, C.; GOURVENEC, S. M.; WHITE, D. J.; BOYLAN, N.; CASSIDY, M. J. Recent advances in offshore geotechnics for deep water oil and gas developments. **Ocean Engineering**, Elsevier, v. 38, n. 7, p. 818–834, 2011. Citado na página 1.

ROMANTSEV, B.; GONCHARUK, A.; ZIMIN, V. Y.; PAKHOMOV, V.; ALESHCHENKO, A.; MATYKO, O. Introducing seamless-pipe production at oao vyksunskii metallurgicheskii zavod. **Steel in Translation**, Springer, v. 39, n. 9, p. 803–805, 2009. Citado na página 15.

RUBINSTEIN, R. Y.; KROESE, D. P. **Simulation and the Monte Carlo method**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.

RUEDA, F.; MARQUEZ, A.; OTEGUI, J.; FRONTINI, P. Buckling collapse of hdpe liners: Experimental set-up and fem simulations. **Thin-Walled Structures**, v. 109, p. 103–112, 2016. ISSN 0263-8231. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263823116306048>. Citado 2 vezes nas páginas e 18.

RVSPK, R.; PRIYANATH, H.; MEGAMA, R. Methods and rules-of-thumb in the determination of minimum sample size when applying structural equation modelling: A review. **J Soc Sci Res**, v. 15, n. 2, p. 102–109, 2020. Citado na página 29.

SABAU, A. S. Alloy shrinkage factors for the investment casting process. **Metallurgical and Materials Transactions B**, Springer, v. 37, n. 1, p. 131–140, 2006. Citado na página 15.

SAVIK, S. **Aspects of design and analysis of offshore pipelines and flexibles**. [S.l.]: Xi nan jiao tong da xue chu ban she, 2016. Citado na página 3.

SHIRYAEV, A.; CHETVERIKOV, S.; CHIKALOV, S.; PYSHMINTSEV, I. Y.; KRYLOV, P. Production of seamless steel pipe for oil and gas extraction in challenging conditions. **Steel in Translation**, Springer, v. 48, p. 704–711, 2018. Citado na página 16.

SILVA, T. B. d.; JUNIOR, E. T. L.; GOUVEIA, L. P. Structural reliability applied to analytical modeling of the tensile strength of standard api casing connections. 2019. Citado na página 39.

SOTO, L. Oil spill damage to a large marine ecosystem: The gulf of mexico (gom). **Examines in Marine Biology and Oceanography**, 2019. Citado na página 16.

SUBHAN, A.; ZAHOOR, A.; MOURAD, A.-H. I. Advances in manufacturing techniques of cladding steel pipes using corrosion-resistant alloy material for offshore oil and gas pipelines. In: IEEE. **2022 Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET)**. [S.l.], 2022. p. 1–6. Citado na página 11.

TESSARI, R. K. **Projeto ótimo de poços de petróleo baseado em confiabilidade**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2019. Citado na página 36.

TOSCANO, R. G.; TIMMS, C. M.; DVORKIN, E. N.; DEGEER, D. D. Determination of the collapse and propagation pressure of ultra-deepwater pipelines. In: **International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 36827, p. 721–729. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 12.

TR, A. et al. Calculating performance properties of pipe used as casing or tubing. **2008.**, , Washington, DC, USA, 2018. Citado na página 36.

TUDORACHE, V.-P.; AVRAM, L.; ANTONESCU, N.-N. Aspects on offshore drilling process in deep and very deep waters. **Technical Sciences**, v. 5, n. 2, p. 157–172, 2020. Citado na página 8.

UEBEL, R. Coordinating geopolitics, political geography and energy: some inputs from the recent history to the present days. **Energy Bulletin**, 01 2016. Citado 2 vezes nas páginas e 2.

VAD, J.; KAZANIDIS, G.; HENRY, L.-A.; JONES, D. O.; TENDAL, O. S.; CHRISTIANSEN, S.; HENRY, T. B.; ROBERTS, J. M. Potential impacts of offshore oil and gas activities on deep-sea sponges and the habitats they form. **Advances in marine biology**, Elsevier, v. 79, p. 33–60, 2018. Citado na página 1.