

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO  
EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO**

**Otimização Multiobjetivo de Vaso de Pressão Tipo  
IV para Armazenamento de Hidrogênio usando  
Método dos Elementos Finitos e Metodologia de  
Superfície de Resposta**

**Autor: Carlos Eustáquio dos Santos Neves**

**Orientador: Prof. Dr. Antônio Carlos Ancelotti Jr.**

**Coorientador: Prof. Dr. Yohan Ali Diaz Mendez**

Setembro de 2023

Itajubá - MG

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO  
EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**Carlos Eustáquio dos Santos Neves**

**Otimização Multiobjetivo de Vaso de Pressão Tipo  
IV para Armazenamento de Hidrogênio usando  
Método dos Elementos Finitos e Metodologia de  
Superfície de Resposta**

**Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação  
em Engenharia Mecânica como parte dos requisitos para  
obtenção do título de Mestre em Ciências em Engenharia  
Mecânica.**

**Área de Concentração: Projeto, Materiais e Processos**

**Orientador: Prof. Dr. Antônio Carlos Ancelotti Jr.**

**Coorientador: Prof. Dr. Yohan Ali Diaz Mendez**

Setembro de 2023

Itajubá – MG

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO  
EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**Carlos Eustáquio dos Santos Neves**

**Otimização Multiobjetivo de Vaso de Pressão Tipo  
IV para Armazenamento de Hidrogênio usando  
Método dos Elementos Finitos e Metodologia de  
Superfície de Resposta**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 29 de  
Setembro de 2023, conferindo ao autor o título de **Mestre em  
Ciências em Engenharia Mecânica.**

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Tulio Hallak Panzera - Produção da UFSJ

Prof. Dr. Antônio Carlos Ancelotti Júnior - IEM/UNIFEI

Prof. Dr. Yohan Alí Diaz Méndez - IEM/UNIFEI

Prof. Dr. Sebastião Simões da Cunha Júnior - IEM/UNIFEI

Prof. Dr. Matheus Brendon Francisco - IEM/UNIFEI

Setembro de 2023  
Itajubá – MG

## Dedicatória

*Dedico este trabalho a minha esposa, Maria Elena Braga Neves, minha parceira, amiga e apoiadora em todos os momentos de nossa jornada; Aos meus filhos, Amanda Mayra e Matheus Felipe, que estiveram presentes nesta jornada comigo e especialmente a Deus que é o Alfa e o Ômega.*

" Só quem já lutou muito para alcançar um objetivo sabe quão indescritível é o sentimento de realizar um sonho. Consagre ao Senhor tudo o que você faz, e os seus planos serão bem-sucedidos."

Provérbios 16:3

## Agradecimentos

Ao professor Dr. Antônio C. Ancelotti Jr pela orientação, por compartilhar tanta sabedoria, seus preciosos conselhos e apoio técnico essencial para o desenvolvimento desta Dissertação.

Ao professor Dr. Yohan Ali Diaz Mendez pela coorientação técnica, amizade, paciência, pelo aconselhamento assertivo e pelo estímulo permanente, que muito contribuíram para aumentar o desafio e melhorar a profundidade e a clareza ao meu trabalho.

Aos professores do Instituto de Engenharia Mecânica (IEM) e aos amigos do NTC, a equipe administrativa, técnicos e equipe de serviços gerais pelo cuidado e atenção que se mostrou além de profissional. Em especial à professor Dr. Marcelo Santiago de Sousa pelos conselhos de vida e motivação, e ao técnico Thiago de Freitas Silvano.

A FAPEMIG que é a agência que concedeu a bolsa de Programa de Pós-Graduação da UNIFEI e pelos recursos disponibilizados para realização deste trabalho.

Aos meus familiares pelo carinho e suporte, principalmente a minha esposa, Maria Elena, minha parceira, amiga e auxiliadora idônea (Gênesis 2.18) em todos os momentos de nossa jornada. Aos meus filhos, Amanda Mayra e Matheus Fellipe, pela compreensão, participação e incentivo para a realização deste sonho.

Por fim, agradeço a todos aqueles que torceram pelo meu sucesso, os quais guardarei na lembrança os momentos que estivemos juntos.

## Resumo

NEVES, C. E. S. (2023), *Otimização Multiobjetivo de Vaso de Pressão Tipo IV para Armazenamento de Hidrogênio usando Método dos Elementos Finitos e Metodologia de Superfície de Resposta*, Itajubá, 133 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Brasil.

As células de combustível de hidrogênio para veículos estão entrando no mercado automotivo e em muitos outros mercados, como sistemas de armazenamento estacionários e combustível aeroespacial para foguetes, oferecendo benefícios como a redução das emissões de gases nocivos, maior segurança energética e maior eficiência dos transportes. Um dos grandes desafios neste campo é o desenvolvimento de tecnologias para armazenar hidrogênio de uma forma que permita o transporte e armazenamento seguros desde o local de produção até ao consumidor final. O armazenamento de hidrogênio requer um recipiente sob pressão mais sofisticado em comparação com um tanque de combustível tradicional, por exemplo. O principal desafio do vaso de pressão para armazenamento de hidrogênio reside na sua construção e no projeto, particularmente na identificação de materiais alternativos e configurações de diferentes fibras que possam suportar a pressão interna nominal de trabalho. Neste estudo, simulações numéricas serão realizadas utilizando o Método dos Elementos Finitos (MEF) para avaliar diversas configurações de laminados, incluindo diferentes orientações e espessuras de fibra. O objetivo é avaliar a probabilidade mínima de falha. Para aumentar a eficiência computacional, a Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) será utilizada para criar uma função objetivo, que será otimizada usando o Algoritmo Genético (AG). Os parâmetros ideais do vaso de pressão serão validados através do Método dos Elementos Finitos (MEF). Inicialmente, simulações numéricas serão realizadas utilizando FEM em um vaso de pressão composto tipo IV. Será considerado um liner de poliamida 6 (PA6) com trama de fibra de carbono, juntamente com diferentes orientações e espessura constante das camadas laminadas. O objetivo é minimizar o fator de segurança Tsai-Wu para cada combinação. Alguns dados obtidos do FEM serão usados para criar um modelo de superfície de resposta de fator inverso (IRF) personalizado. Este modelo será utilizado para determinar a resistência de reserva do material com base no Critério de Falha Tsai-Wu, que representa adequadamente a influência desses parâmetros na resposta mecânica do vaso de pressão. Posteriormente, será empregado o método de otimização multiobjetivo de algoritmos genéticos para encontrar os valores ótimos das variáveis de projeto que garantam o menor peso e a mínima probabilidade de falha. Os resultados demonstram a eficácia desta metodologia, que será então validada através do Método dos Elementos Finitos (MEF) para confirmar os parâmetros ideais do vaso de pressão.

*Palavras-chave:* Vaso de Pressão Compósito, Método dos Elementos Finitos, Metodologia de Superfície de Resposta, Algoritmo Genético Multiobjetivo, Fibra de Carbono, Armazenamento de Hidrogênio.



## Abstract

NEVES, C. E. S. (2023), *Multi-Objective Optimization of Type IV Pressure Vessel for Hydrogen Storage using Finite Element Methods and Response Surface Methodology*, Itajubá, 133 f. Dissertation (Master in Mechanical Engineering) - Institute of Mechanical Engineering, Federal University of Itajubá, Brazil.

Hydrogen fuel cells for vehicles are entering the automotive market and many other markets, offering benefits such as reduced harmful gas emissions, enhanced energy security, and increased transportation efficiency. One of the major challenges in this field is the development of technologies for storing hydrogen in a manner that allows safe transportation and storage from the production site to the end consumer. Hydrogen storage requires a more sophisticated pressure storage vessel compared to a gasoline tank, for example. The primary challenge with hydrogen storage cylinders lies in their construction and design, particularly in identifying alternative materials and configurations of different fibers that can withstand the rated internal working pressure. In this study, numerical simulations will be conducted using the Finite Element Method (FEM) to evaluate various laminate configurations, including different orientations and fiber thicknesses. The objective is to assess the minimum probability of failure. To enhance computational efficiency, the Response Surface Methodology (RSM) will be utilized to create an objective function, which will be optimized using the Genetic Algorithm (GA). The ideal parameters of the pressure vessel will be validated using the Method of Finite Elements (MEF). Initially, numerical simulations will be performed using FEM on a type IV composite pressure vessel. A polyamide 6 (PA6) liner with a carbon fiber weave will be considered, along with different orientations and constant thickness of the laminated layers. The objective is to minimize the Tsai-Wu safety factor for each combination. Some data obtained from the FEM will be used to create a customized inverse factor (IRF) response surface model. This model will be used to determine the reserve strength of the material based on the Tsai-Wu Failure Criterion, which adequately represents the influence of these parameters on the mechanical response of the pressure vessel. Subsequently, the multi-objective optimization method of genetic algorithms will be employed to find the optimal values of the design variables that ensure the lowest weight and minimum probability of failure. The results demonstrate the effectiveness of this methodology, which will then be validated using the Finite Element Method (FEM) to confirm the ideal parameters of the pressure vessel.

Keywords: Composite Pressure Vessel, Finite Element Method, Response Surface Methodology, Multi-Objective Genetic Algorithm, Carbon Fiber, Hydrogen Storage.

## SUMÁRIO

Lista de Figuras .....	xiii
Lista de Tabelas .....	xvii
Simbologia .....	xviii
Siglas e Abreviaturas .....	xx
1. INTRODUÇÃO .....	1
1.1 OBJETIVO GERAL E ESPECÍFICO.....	4
1.2 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO .....	4
1.3 REVISÃO DA BIBLIOGRÁFICA. ....	5
2. REVISÃO DA LITERATURA.....	8
2.1 CLASSIFICAÇÃO E CONCEITOS BÁSICOS DOS COMPÓSITOS .....	10
2.2 ANÁLISE DOS LAMINADOS.....	12
2.2.1 Escalas de Análise Micromecânica e Macromecânica .....	13
2.3 ESTRUTURA DO VASO DE PRESSÃO COMPÓSITO TIPO IV.....	16
2.3.1 Classificação do vaso de pressão e suas partes.....	16
2.3.2 Técnicas de fabricação de vaso de pressão Tipo IV .....	20
2.3.3 Método dos Elementos Finitos do vaso de pressão compósitos Tipo IV .....	22
2.4 CONCEITOS GERAIS DOS CRITÉRIOS DE FALHA .....	22
2.4.1 Critério de falha para um laminado .....	22
2.4.2 Teorias de falha de resistência de uma lâmina. ....	23
2.4.3 Comparação de Teorias de Falha.....	27
2.4.4 Critério de Falha Tsai-Wu. ....	30

2.4.5 Margem de Segurança. ....	32
2.5 METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA .....	35
2.6 ALGORITMOS GENÉTICOS .....	38
3. METODOLOGIA PROPOSTA .....	42
3.1 METODOLOGIA DE ANÁLISE PROPOSTA .....	42
3.2 MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS.....	45
3.3 MODELAGEM NUMÉRICA .....	47
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	55
4.1 PRIMEIRO CASO - OTIMIZAÇÃO MONOBJETIVO DO VASO DE PRESSÃO TIPO IV PARA DIFERENTES ORIENTAÇÕES .....	56
4.2 SEGUNDO CASO - OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DO VASO DE PRESSÃO TIPO IV PARA ORIENTAÇÕES E ESPESSURAS VARIÁVEIS. ....	63
4.2.1 Modelagem 3LD4 via RSM .....	64
4.2.2 Modelagem 2LD3 via RSM. ....	65
4.2.3 Otimização Multiobjetivo.....	67
4.2.4 Otimização Multiobjetivo usando Algoritmos Genéticos - Modelagem 3LD4. ..	67
4.2.5 Otimização Multiobjetivo usando Algoritmos Genéticos - Modelagem 2LD3. ..	70
5. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS .....	72
5.1 CONCLUSÕES.....	72
5.2 PERSPECTIVAS FUTURAS .....	75
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	76
APÊNDICE A - ANÁLISE DAS SUPERFÍCIES DE RESPOSTA .....	83
A.1 ANÁLISE DE VARIÂNCIA E SUMÁRIO DO MODELO. ....	83
A.1.1 Dados coletados RSM 3LD4_RSM_W: W vs O <sub>1</sub> ; O <sub>2</sub> ; O <sub>3</sub> ; t <sub>1</sub> ; t <sub>2</sub> ; t <sub>3</sub> . ....	87
A.1.2 Dados coletados RSM 3LD4_RSM_TW: TW vs O <sub>1</sub> ; O <sub>2</sub> ; O <sub>3</sub> ; t <sub>1</sub> ; t <sub>2</sub> ; t <sub>3</sub> .....	89
A.1.3 Dados coletados RSM 2LD3_RSM_W: W vs O <sub>1</sub> ; O <sub>2</sub> ; O <sub>3</sub> ; t <sub>1</sub> ; t <sub>2</sub> ; t <sub>3</sub> .....	91
A.1.4 Dados coletados RSM 2LD3_RSM_TW: TW vs O <sub>1</sub> ; O <sub>2</sub> ; O <sub>3</sub> ; t <sub>1</sub> ; t <sub>2</sub> ; t <sub>3</sub> .....	93
A.2 GRÁFICO DE PROBABILIDADE E RESÍDUOS VS VALORES AJUSTADOS. .	94
A.2.1 Gráfico de Probabilidade - Primeiro Caso - Otimização Monoobjetivo. ....	95
A.2.2 Gráfico de Probabilidade - Segundo Caso - Otimização Multiobjetivo.....	96
A.3 BANCO DE DADOS. ....	103

A. 4 PERSPECTIVAS FUTURAS - NORMALIZAÇÃO DE VARIÁVEIS. ....	106
A.4.1 Dados coletados PESO (2LD3): Peso vs $O_1$ ; $O_2$ ; $O_3$ ; $t_1$ ; $t_2$ ; $t_3$ . ....	107
A.4.2 Dados coletados IRF (2LD3): IRF vs $O_1$ ; $O_2$ ; $O_3$ ; $t_1$ ; $t_2$ ; $t_3$ .....	109
A.4.3 Otimização Multiobjetivo usando Algoritmos Genéticos - Modelagem 2LD3. ....	112

## Lista de Figuras

Figura 2.1 Formação de um material compósito usando fibras e resina.....	11
Figura 2.2 - (A) Compósitos de fibras contínuas e (B) compósitos de fibras curtas. ....	12
Figura 2.3 - Níveis de observação e tipos de análise para materiais compósitos. . ....	13
Figura 2.4 - Vaso de pressão cilíndrico. ....	15
Figura 2.5 - Classificação dos subtipos de vasos de pressão de hidrogênio utilizados em aplicações industriais. ....	17
Figura 2.6 - Configurações de enrolamentos industriais para tanques de hidrogênio; avanços recentes e tendências de projetos futuros. ....	18
Figura 2.7 - Principais elementos de um vaso de pressão de hidrogênio Tipo IV.....	19
Figura 2.8 - Esquema do vaso de pressão e de armazenamento de hidrogênio Tipo IV. ....	19
Figura 2.9 - Esquema do processo de enrolamento filamental. ....	20
Figura 2.10 - Máquina de enrolamento filamental - korthfiber. ....	21
Figura 2.11 - Eixos locais e globais de uma lâmina angular. ....	25
Figura 2.12 - Parâmetros básicos de resistência da lâmina UD para carregamento no plano. .26	
Figura 2.13 - Envelopes de falha devido a diferentes critérios de falha. A parte sombreada indica a região de falha conservadora. ....	29
Figura 2.14 - Uma superfície de resposta tridimensional mostrando o rendimento esperado ( $\eta$ ) em função da temperatura ( $x_1$ ) e pressão ( $x_2$ ). ....	36
Figura 2.15 - Um gráfico de contorno de uma superfície de resposta. ....	36
Figura 2.16 - A natureza sequencial do RSM. ....	38

Figura 2.17 - Fluxograma do Algoritmos Genéticos. ....	41
Figura 3.1 - Fluxograma do processo de projeto e análise de vaso de pressão de armazenamento de hidrogênio comprimido. ....	42
Figura 3.2 - Condições de carregamento do vaso de pressão Tipo IV. ....	46
Figura 3.3 - Modelagem de vaso de pressão Tipo IV. A, vista 2D com cotas; B, visualização em camadas; C, espessura das camadas; D, sequência de empilhamento de camadas; e E, enrolamento de fibra. ....	47
Figura 3.4 - Curva de análise de convergência da malha e tempo computacional MEF. ....	49
Figura 3.5 - Geometria em pequenos elementos. ....	50
Figura 3.6 - Modelo de elemento finito do vaso de pressão Tipo IV. A - Visão em corte; e B - Visão externa. ....	51
Figura 3.7 - Modelagem de vaso de pressão Tipo IV. A, visualização em camadas; B, espessura das camadas; e C, sequência de empilhamento de camadas. ....	52
Figura 3.8 - Distribuição de tensão no revestimento do vaso de pressão tipo IV a uma pressão nominal de trabalho de 70 MPa usando Critério de Falha Tsai-Wu (IRF). ....	53
Figura 3.9 - Distribuição de tensão no revestimento do vaso de pressão tipo IV a uma pressão nominal de trabalho de 70 MPa usando Fator de Segurança. ....	54
Figura 3.10 - Vetores de orientações do vaso de pressão Tipo IV. ....	54
Figura 4.1 - Gráfico de Contorno de IRF versus $O_2-O_1$ [Modelo 3LD4]. ....	56
Figura 4.2 - Gráfico de Contorno de IRF versus $O_3-O_1$ [Modelo 3LD4]. ....	57
Figura 4.3 - Gráfico de Contorno de IRF versus $O_3-O_2$ [Modelo 3LD4]. ....	57
Figura 4.4 - Gráfico de Contorno de IRF versus $O_2-O_1$ [Modelo 2LD3]. ....	58
Figura 4.5 - Gráfico de Contorno de IRF versus $O_3-O_1$ [Modelo 2LD3]. ....	58
Figura 4.6 - Gráfico de Contorno de IRF versus $O_3-O_2$ [Modelo 2LD3]. ....	58
Figura 4.7 - Gráfico de Probabilidade Normal 3LD4 IRF. ....	60
Figura 4.8 - Gráfico de Probabilidade Normal 2LD3 IRF. ....	60
Figura 4.9 - Comparação das curvas IRF MEF e IRF RSM da equação quadrática. ....	61
Figura 4.10 - IRF MEF do cilindro para parâmetros ideais [Modelo 3LD4]. ....	62
Figura 4.11 - IRF MEF do cilindro para parâmetros ideais [Modelo 2LD3]. ....	63
Figura 4.12 - Curvas de comparação de IRF MEF x IRF RSM e PESO MEF x PESO RSM [Modelo 3LD4]. ....	65

Figura 4.13 - Curvas de comparação de IRF MEF x IRF RSM e PESO MEF x PESO RSM [Modelo 2LD3].	66
Figura 4.14 - Frente de Pareto do ponto ótimo que minimiza $f_1$ :IRF e $f_2$ :W em um vaso de pressão Tipo IV [Modelo 3LD4].	69
Figura 4.15 - IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ideais [Modelo 3LD4].	69
Figura 4.16 - Frente de Pareto do ponto ótimo que minimiza $f_1$ :IRF e $f_2$ :W em um vaso de pressão Tipo IV [Modelo 2LD3].	71
Figura 4.17 - IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ideais [Modelo 2LD3].	71
Figura A.1 - Gráfico de Probabilidade Normal 3LD4 IRF.	95
Figura A.2 - Gráfico de Probabilidade Normal 2LD3 IRF.	96
Figura A.3 - Gráfico de Probabilidade para IRF Modelo 3LD4 com 60 intervalos	96
Figura A.4 - Gráfico de Probabilidade para IRF Modelo 3LD4 com 40 intervalos	97
Figura A.5 - Gráfico de Probabilidade para IRF Modelo 3LD4 com 30 intervalos	97
Figura A.6 - Gráfico de Probabilidade para IRF Modelo 2LD3 com 60 intervalos	98
Figura A.7 - Gráfico de Probabilidade para IRF Modelo 2LD3 com 40 intervalos	98
Figura A.8 - Gráfico de Probabilidade para IRF Modelo 2LD3 com 30 intervalos	99
Figura A.9 - Gráfico de Resíduos vs Ajustes para PESO Modelo 3LD4 c/ 60 intervalos	100
Figura A.10 - Gráfico de Resíduos vs Ajustes para PESO Modelo 3LD4 c/ 40 intervalos	100
Figura A.11 - Gráfico de Resíduos vs Ajustes para PESO Modelo 3LD4 c/ 30 intervalos	101
Figura A.12 - Gráfico de Resíduos vs Ajustes para PESO Modelo 2LD3 c/ 60 intervalos	101
Figura A.13 - Gráfico de Resíduos vs Ajustes para PESO Modelo 2LD3 c/ 40 intervalos	102
Figura A.14 - Gráfico de Resíduos vs Ajustes para PESO Modelo 2LD3 c/ 30 intervalos	102
Figura A.15 - Frente de Pareto do ponto ótimo que minimiza $f_1$ :IRF e $f_2$ :W em um Vaso de Pressão Tipo IV [Modelo 2LD3].	112

## Lista de Tabelas

Tabela 2.1 - Comparação de Teorias de Falha.....	28
Tabela 3.1 - Propriedades mecânicas Epoxy Carbon UD (230 GPa) Wet.....	48
Tabela 3.2 - Propriedades mecânicas Forro (Liner) - Plastic, PA6.....	48
Tabela 3.3 - Parâmetros de projeto do vaso de pressão Tipo IV. ....	48
Tabela 3.4 - Parâmetros de tamanho e número de elementos na malha. ....	50
Tabela 4.1 - Configuração de otimização do GA. ....	62
Tabela 4.2 - Variáveis de projetos ideais, validação GA-MEF [Modelo 3LD4]. ....	62
Tabela 4.3 - Variáveis de projetos ideais, validação GA-MEF [Modelo 2LD3]. ....	63
Tabela 4.4 - Variáveis de projetos ideais, validação MOGA-MEF [Modelo 3LD4]. ....	68
Tabela 4.5 - Variáveis de projetos ideais, validação MOGA-MEF [Modelo 2LD3]. ....	70
Tabela 5.1 - Melhor configuração do compósito para o modelo 3LD4. ....	74
Tabela 5.2 - Melhor configuração do compósito para o modelo 2LD3. ....	74
Tabelas A.1.1 - Sumário do modelo 3LD4 de diferentes números de intervalo. ....	84
Tabelas A.1.2 - Sumário do modelo 2LD3 de diferentes números de intervalo. ....	84
Tabelas A.1.3 - Sumário do modelo 3LD4 e 2LD3 de número de intervalo 20. ....	85
Tabelas A.1.4 - Análise de Variância: PESO (3LD4). ....	87



Tabelas A.1.5 - Sumário do Modelo: PESO (3LD4). .....	88
Tabelas A.1.6 - Análise de Variância: IRF (3LD4). .....	89
Tabelas A.1.7 - Sumário do Modelo: IRF (3LD4). .....	90
Tabelas A.1.8 - Análise de Variância: PESO (2LD3). .....	91
Tabelas A.1.9 - Sumário do Modelo: PESO (2LD3). .....	92
Tabelas A.1.10 - Análise de Variância: IRF (2LD3). .....	93
Tabelas A.1.11 - Sumário do Modelo: IRF (2LD3). .....	94
Tabelas A.1.12 - Banco de Dados para o modelo 3LD4. ....	103
Tabelas A.1.13 - Banco de Dados para o modelo 2LD3. ....	105
Tabelas A.1.14 - Análise de Variância: PESO (2LD3). ....	107
Tabelas A.1.15 - Sumário do Modelo: PESO (2LD3). ....	108
Tabelas A.1.16 - Análise de Variância: IRF (2LD3). ....	109
Tabelas A.1.17 - Sumário do Modelo: IRF (2LD3). ....	110
Tabelas A.1.18 - Banco de Dados para o modelo 2LD3. ....	110
Tabelas A.1.19 - Variáveis de projetos ideais, validação MOGA-MEF [Modelo 2LD3]. .....	112

## Simbologia

### Letras Latinas

$D$	Diâmetro do vaso de pressão cilíndrico (mm).
$E$	Módulo de elasticidade longitudinal (GPa).
$f$	Função objetivo arbitrária.
$G$	Módulo de elasticidade transversal (GPa).
$k$	Número de variáveis independentes.
$L$	Comprimento (mm).
$n$	Número inteiro indicando a $n$ -ésima frequência natural.
$O_1, O_2$ e $O_3$	Orientações das camadas de fibra de carbono ( $^\circ$ ).
$p$	Pressão interna (MPa).
$r$	Raio (mm).
$S_f$	Fator de Segurança.
$SR$	Fator de resistência.
$SR_{TH}$	Critério de Tsai-Hill.
$S_y$	Limite de escoamento.
$t$	Espessura (mm).
$W$	Peso (kg).
$X$	Vetor de variáveis de projeto.
$y$	Coordenadas cartesianas e do centro dos furos circulares e elípticos.

## Letras Gregas

$\alpha$	Vetor composto por variáveis de projeto.
$\varepsilon$	Vetor erro entre dados numéricos e experimentais.
$\rho$	Massa específica do material laminado.
$\theta$	Orientação das camadas do laminado ( $^{\circ}$ ).
$\gamma$	Ângulo de rotação do eixo x do Plano Cartesiano ( $^{\circ}$ ).
$\alpha$	Ângulo de rotação do eixo y do Plano Cartesiano ( $^{\circ}$ ).
$\beta$	Ângulo de rotação do eixo z do Plano Cartesiano ( $^{\circ}$ ).
$\beta_0, \beta_i, \beta_{ii}, \beta_{ij}$	Coefficientes da superfície de resposta.
$\rho$	Densidade específica ( $\text{kg/m}^3$ ).
$\tau$	Tensão de Cisalhamento ( $\text{N/m}^2$ ).
$\tau_{\text{máx}}$	Tensão de Cisalhamento Máxima ( $\text{N/m}^2$ ).
$\sigma$	Tensão de Flexão ( $\text{N/m}^2$ ).
$\sigma_{\text{máx}}$	Tensão de Flexão Máxima ( $\text{N/m}^2$ ).
$\sigma_h$	Tensão Circular ( $\text{N/m}^2$ ).
$\sigma_l$	Tensão Longitudinal ( $\text{N/m}^2$ ).
$\delta$	Deflexão
$\delta_{\text{máx}}$	Deflexão Máxima
$\nu$	Coefficiente de Poisson

## Siglas e Abreviaturas

CFRP	Fibra de carbono reforçada com polímero ( <i>Carbon Fiber Reinforced Polymer</i> ).
CLT	Teoria Clássica do Laminado ( <i>Classical Laminated Theory</i> ).
FCV	Veículos com célula de combustível ( <i>Fuel cell vehicle</i> )
MEF	Método de Elementos Finitos ( <i>Finite Element Method</i> ).
FI	Índice de falha ( <i>Failure Index</i> ).
FSDT	Teoria de Deformação Cisalhante de Primeira Ordem ( <i>First-order shear deformation theory</i> ).
GA	Algoritmo Genético
HSDT	Teoria de Deformação Cisalhante de Ordem Superior ( <i>Higher-order shear deformation theory</i> ).
IRF	Fator Inverso Reverso ( <i>Inverse Reverse Factor</i> ).
LB	<i>Lower Bound</i>
NTC	Núcleo de Tecnologia em Compósitos da UNIFEI
MEC	Método de Elementos de Contorno.
MO	Multiobjetivo.
MOGA	Algoritmo Genético Multiobjetivo
MoS	Margem de segurança ( <i>Margin of Safety</i> ).
PEAD	Poliétileno de Alta Densidade ( <i>High density polyethylene - HDPE</i> )
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i> .
RNA	Rede Neural Artificial.
RSM	Metodologia de Superfície de Resposta ( <i>Response Surface Methodology</i> )
SR	Fator de Resistência - Critério de Tsai-Wu ( <i>strength ratio</i> )
SR <sub>TH</sub>	Critério de Tsai-Hill
UB	<i>Upper Bound</i>
UD	Unidirecional

# 1. INTRODUÇÃO

O armazenamento de hidrogênio comprimido em vasos de pressão compósitos é amplamente adotado em diversas aplicações, como veículos de célula de combustível, sistemas estacionários, foguetes aeroespaciais e projetos de energia renovável. O hidrogênio verde surge como uma alternativa aos combustíveis fósseis, sendo convertido em eletricidade por células de combustível para veículos de longo alcance (FAN, 2021; BAHARUDDIN *et al.*, 2021; CORBO, 2011) e como fonte de energia limpa em processos industriais (PEANTONG, 2017). Além disso, o hidrogênio pode gerar eletricidade em Usinas Termoeletricas, sendo viável para turbinas a gás de ciclo Brayton (ALHUYI *et al.*, 2022; ÖBERG, 2022).

O hidrogênio desponta como uma solução promissora devido a várias vantagens: (i) baixa emissão de carbono: O uso do hidrogênio como combustível não gera emissões diretas de CO<sub>2</sub> ou poluentes; (ii) zero efeito estufa: a queima do hidrogênio produz apenas água (H<sub>2</sub>O), não contribuindo para o efeito estufa; (iii) energia limpa e renovável: o hidrogênio verde é produzido a partir de fontes renováveis como solar, eólica e hidrelétrica, aproveitando recursos sustentáveis e inesgotáveis; e (iv) armazenamento de energia: o hidrogênio pode ser produzido, armazenado e convertido novamente em eletricidade por meio de células de combustível, permitindo o uso eficiente de energia renovável sob demanda. Entretanto, a implementação em larga escala requer investimentos, avanços tecnológicos e transição do sistema baseado em combustíveis fósseis. O hidrogênio deve ser produzido a partir de fontes renováveis, como eletrólise da água, e demanda infraestrutura para armazenamento e distribuição.

No trabalho de Pawelczyk *et al.* (2022), descreve que os recipientes de armazenamento também são projetados para atender aos mais altos padrões de segurança, dada a natureza volátil do hidrogênio que pode causar incêndios.

Vários tipos de vasos de pressão foram desenvolvidos e classificados como vasos de pressão Tipo I, II, III e IV pela *American Society of Mechanical Engineers* (ASME) e pela *International Standard Organization* (ISO) com base em sua faixa de pressão operacional. Os vasos de pressão do tipo IV com pressões de trabalho entre 35 e 70 MPa são opções promissoras para armazenamento de hidrogênio devido à sua alta relação resistência/peso e excelente resistência à fadiga e à corrosão. Segundo Kim *et al.*(2023), os vasos de pressão tipo IV são fabricados com revestimento interno de polímero e reforçados com fibra de carbono, reforço este que suporta as altas pressões e assegurar o armazenamento e transporte.

O uso de materiais compósitos em vasos de pressão oferece a vantagem de alcançar uma redução significativa de peso quando comparado aos vasos de pressão de aço, e esforços contínuos estão sendo feitos para desenvolver tecnologias e processos de fabricação mais eficientes. Nebe *et al.* (2022) apresenta a otimização do uso de materiais, como projeto estrutural e a geometria do vaso, para reduzir a quantidade de fibra de carbono necessária sem comprometer a segurança.

A análise e avaliação estrutural adequada, considerando as propriedades mecânicas do material compósito, a geometria do vaso e as condições de operação simultaneamente, não é uma tarefa trivial devido à natureza multifísica e não linear do problema, embora existam estudos bem estabelecidos em teoria dos laminados. Uma das principais abordagens adotadas nessas análises é o Método dos Elementos Finitos (MEF). Em Zeng *et al.* (2021), foi utilizado o MEF para análise de tensão e deformação e os parâmetros de enrolamento ótimo do vaso de pressão compósito são determinados, como, espessura, ângulo de enrolamento e número de camadas de enrolamento. Por outro lado, em Hu (2009), um modelo de MEF foi desenvolvido para prever o desempenho de vaso de pressão em compósitos para armazenamento de hidrogênio submetidos a cargas mecânicas e térmicas extremas e fornecer orientação para otimização de projeto. Da mesma forma, em Heidari (2018), os recursos do MEF foram explorados para analisar e entender o projeto desses complexos sistemas multifísicos.

Devido à complexidade do MEF, abordagens como a *Response Surface Methodology* (RSM) têm sido usadas para otimizar vasos de pressão que, se aplicada corretamente e de forma precisa, pode representar a influência de determinados parâmetros no comportamento do vaso de pressão com relativa fidelidade. Isso permite a criação de funções estimadas que relacionam essas variáveis com as respostas a serem analisadas, acelerando o processo de otimização. Alguns trabalhos utilizando vasos de pressão e RSM são os desenvolvidos por Vafaesefat (2011) e Li *et al.* (2022).

Neste estudo, simulações numéricas serão realizadas utilizando o Método dos Elementos Finitos (MEF) para avaliar diversas configurações de laminados, incluindo diferentes orientações e espessuras de fibra. O objetivo é avaliar a probabilidade mínima de falha. Para aumentar a eficiência computacional, a Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) será utilizada para criar uma função objetivo, que será otimizada usando o Algoritmo Genético (AG). Os parâmetros ideais do vaso de pressão serão validados através do MEF. Inicialmente, simulações numéricas serão realizadas utilizando FEM em um vaso de pressão composto tipo IV. Será considerado um *liner* de poliamida 6 (PA6) com trama de fibra de carbono, juntamente com diferentes orientações e espessura constante das camadas laminadas. O objetivo é minimizar o fator de segurança Tsai-Wu para cada combinação. Alguns dados obtidos do FEM serão usados para criar um modelo de superfície de resposta de fator inverso (IRF) personalizado. Este modelo será utilizado para determinar a resistência de reserva do material com base no Critério de Falha Tsai-Wu, que representa adequadamente a influência desses parâmetros na resposta mecânica do vaso de pressão. Posteriormente, será empregado o método de otimização multiobjetivo de algoritmos genéticos para encontrar os valores ótimos das variáveis de projeto que garantam o menor peso e a mínima probabilidade de falha. Os resultados demonstram a eficácia desta metodologia, que será então validada através do MEF para confirmar os parâmetros ideais do vaso de pressão.

Este trabalho é inovador, há poucos estudos publicados com objetivos semelhantes. Dada a crescente demanda por tecnologias de armazenamento de hidrogênio, essa pesquisa desempenha um papel crucial na busca por soluções mais eficientes e seguras, contribuindo para o desenvolvimento sustentável em várias áreas, como energia limpa, inovação tecnológica e ação contra a mudança climática. Além disso, a pesquisa também se alinha com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU, promovendo metas como energia acessível e limpa, trabalho decente, indústria sustentável, cidades e comunidades sustentáveis, consumo responsável, ação climática e preservação da biodiversidade.

## 1.1 OBJETIVO GERAL E ESPECÍFICOS

O objetivo deste trabalho é avaliar uma metodologia baseada no MEF e RSM para modelagem de cilindros de pressão Tipo IV para armazenamento de hidrogênio com otimização multiobjetivo posterior.

O objetivo geral pode ser dividido em alguns objetivos específicos:

- Criar o modelo de um vaso de pressão Tipo IV fazendo uso do MEF;
- Realizar simulações numéricas utilizando o MEF para determinar o Fator Inverso Reverso (IRF) do vaso de pressão compósito tipo IV;
- Construir um modelo da resposta do vaso de pressão de acordo com seus parâmetros usando o método de superfície de resposta;
- Otimizar os parâmetros construtivos do vaso de pressão com o intuito de reduzir o Fator Inverso Reverso (IRF) e peso usando AGs;
- Validar as soluções ótimas com o modelo de elementos finitos inicialmente construído.

## 1.2 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

O presente trabalho está segmentado em sete capítulos, finalizando com as referências bibliográficas e o apêndice A. A seguir serão apresentados os assuntos relacionados a cada capítulo.

No Capítulo 1, apresenta-se uma introdução sobre o assunto da pesquisa, objetivo geral e específicos deste trabalho, a estrutura da dissertação e por último uma revisão da literatura sobre as principais pesquisas na área para o desenvolvimento desta pesquisa.

No Capítulo 2, apresentam-se os principais conceitos sobre materiais compósitos, uma breve introdução à Teoria Clássica dos Laminados que determina o comportamento do material compósito, apresentado a estrutura do vaso de pressão de compósitos Tipo IV e faz-se referência a algumas pesquisas que utilizam esta teoria. São expostos os principais critérios de falhas para materiais anisotrópicos, dando maior ênfase ao Critério de Falha Tsai-Wu e à margem de segurança, utilizados nesta pesquisa, e uma breve abordagem sobre a técnica de fabricação do vaso de pressão Tipo IV.



No Capítulo 3, apresentam-se com a metodologia de análise proposta e os principais conceitos sobre o Método dos Elementos Finitos (MEF), da Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) e os Algoritmos Genéticos, com apresentação de gráfico de contorno de uma superfície de resposta e o fluxograma do Algoritmos Genéticos, respectivamente.

No Capítulo 4, inicia-se com a modelagem numérica e posteriormente apresenta o resultado de dois casos. O primeiro caso de definição da função objetivo do vaso de pressão Tipo IV para diferentes orientações de fibras e no segundo caso é tratado da otimização multiobjetivo do vaso de pressão Tipo IV para diferentes orientações e espessuras. Nestes casos é demonstrado detalhadamente quais parâmetros foram utilizados e quais foram às respostas obtidas em cada questão.

No Capítulo 5, temos as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

Por fim, as referências bibliográficas e Apêndice A que retrata a análise das superfícies de resposta desenvolvida neste trabalho.

### **1.3 REVISÃO DA BIBLIOGRAFIA**

Existem várias opções para armazenar hidrogênio, e o armazenamento em vasos de pressão feitos de materiais compósitos é uma das abordagens mais promissoras atualmente em desenvolvimento. Os materiais compósitos são uma escolha promissora devido à sua relação favorável entre resistência e peso, tornando-os ideais para suportar as altas pressões necessárias no armazenamento de hidrogênio comprimido (NEBE *et al.*, 2022).

A preferência por materiais compósitos está relacionada à redução significativa de peso em comparação com os vasos de pressão tradicionais de aço. Portanto, a evolução do vaso de pressão Tipo IV se tornou um desafio relevante nesse contexto.

Para compreender o comportamento dos materiais compósitos, quando submetidos a carregamentos e deformações, é crucial analisar os mecanismos de falha mais comuns, como delaminação, fratura interlaminar, fratura intralaminar, esmagamento (ou *bearing*), degradação da matriz e microfissuras. O método de elementos finitos (MEF) desempenha um papel fundamental na análise e compreensão desses mecanismos de falha, permitindo o projeto de materiais compósitos mais resistentes e duráveis. Os engenheiros utilizam técnicas de modelagem e simulação, bem como

testes experimentais, para entender o comportamento desses materiais sob diferentes condições de carga e deformação, a fim de evitar falhas prematuras e garantir a segurança e o desempenho desejado das estruturas em que são aplicados (MOHAMMAD *et al.* 2022).

Estudos anteriores, como os de Tsai e Hahn (1980), Reddy e Pandey (1986), e Francescato *et al.* (2012), contribuíram significativamente para o entendimento desses mecanismos de falha em materiais compósitos. O trabalho de Tsai e Wu (1972), pertinente aos mecanismos iterativos, as falhas podem ser causadas por fratura (delaminação), micro trincas, fissuras, entre outras. Um dos estudos relevantes de Tsai e Hahn (1980) afirmam que os mecanismos de falhas dos materiais compósitos estão relacionados aos estados de deformação e tensão, sendo estes, fundamentais para o comportamento desses materiais. Reddy e Pandey (1986) criaram um procedimento baseado no MEF juntamente com vários critérios de falhas como Tsai-Wu, para analisar a falha em material compósito laminado sujeito a cargas no plano e/ou de torção. Francescato *et al.* (2012), analisaram a precisão da previsão e a eficiência do cálculo da pressão de ruptura com base na teoria de falha de Tsai-Wu.

O trabalho de Sharma (2021), embora focado em vasos de gás natural comprimido, é relevante, pois utiliza o MEF para reduzir vazamentos e rupturas, abordando questões semelhantes às do armazenamento de hidrogênio. Sharma (2021) também expandiu suas análises para incluir o Critério de Falha Tsai-Wu, relacionando as características de falha dos materiais compósitos com tensão de tração, compressão e cisalhamento.

Outra etapa do desenvolvimento do projeto é o uso da *Response Surface Methodology* (RSM), mas ainda dependentes do MEF, que, se aplicada corretamente e de forma precisa, pode representar a influência de determinados parâmetros no comportamento do vaso de pressão com relativa fidelidade. O objetivo principal do RSM é projetar experimentos de forma eficiente e analisar os dados para criar uma superfície de resposta, que é um modelo matemático que representa a relação entre os fatores de entrada e a resposta.

A *Response Surface Methodology* (RSM) é uma ferramenta essencial para analisar e otimizar o comportamento do vaso de pressão, com vários estudos, como o de Kaymaz (2005), demonstrando seu valor na análise estrutural. Nos estudos de Jixin *et al.* (2021) apresenta o desenvolvimento do vaso de pressão reforçado com compósito, aplicando o método de elementos finitos (MEF) e a metodologia de superfície de resposta (RSM), visando a otimização deste projeto. Neste documento o autor também descreve que o RSM é adotado para gerar imagens de superfície de resposta 3D, e os parâmetros de entrada são analisados e otimizados. A resistência e estabilidade do vaso de pressão

são verificadas através de ensaios, e a confiabilidade deste método também é verificada. Alguns trabalhos utilizando vasos de pressão e RSM são os desenvolvidos por Vafaeesefat (2011) e Li *et al.* (2022).

Após obtidas as funções modeladas via RSM ou qualquer outro método, métodos de otimização são utilizados com o intuito de encontrar a solução ótima para minimizar e/ou maximizar tais funções. Leh *et al.* (2015) detalham a implementação de um método de Algoritmo Genético para lidar com parâmetros de otimização complexos, é um método importante para lidar com inúmeros parâmetros de otimização, discretos e contínuos, devido a sua robustez e eficiência e são fáceis de implementar.

Para encerrar esta seção de revisão da literatura, destacam-se os estudos revisados neste texto fornecem uma base sólida para a utilização das ferramentas selecionadas nesta dissertação, reforçando a relevância desses métodos na abordagem do problema proposto.

## 2. REVISÃO DA LITERATURA

O projeto de um vaso de pressão de hidrogênio requer uma abordagem abrangente que leve em consideração o ciclo de vida operacional, incluindo armazenamento, transporte, manuseio, enchimento, inspeções e manutenção. O objetivo é desenvolver processo e projeto de vaso de pressão que seja segura, eficiente, de baixo custo e que atenda aos requisitos específicos de certificação para: teste de ruptura hidrostática, teste de exposição à chama, teste de durabilidade (hidráulico) e teste de durabilidade (gás) conforme UN GTR 13. (ALVES *et al.*, 2022) Desta maneira, a análise da importância da disposição das fibras e a importância de considerar os mecanismos de falha são essenciais para alcançar projeto mais seguro.

A otimização de vaso de pressão por meio de padrões de enrolamento modificados e combinações de fibras híbridas é uma área de pesquisa em constante evolução. O objetivo é encontrar configurações que reduzam o peso dos vasos de pressão, mantendo ao mesmo tempo os requisitos de resistência e segurança. Neste trabalho foi utilizado o carbono epóxi UD (230 GPa) úmido que é uma fibra de carbono de alta resistência amplamente utilizada na indústria aeroespacial e de defesa. Ao combinar diferentes tipos de fibras em um *lay-up* de vaso de pressão, é possível explorar as vantagens de cada uma delas para atender aos requisitos de desempenho desejados. Além disso, a otimização dos padrões de enrolamento também desempenha um papel importante na redução de custo e peso. O padrão de enrolamento refere-se à maneira como as fibras são dispostas durante o processo de fabricação do vaso de pressão. Alterar o padrão de enrolamento pode ajudar a distribuir o estresse e a carga de forma mais eficiente, resultando em um vaso de pressão mais leve e econômico.

No entanto, é importante ressaltar que os detalhes específicos desses projetos e seus resultados podem variar amplamente, dependendo das necessidades e dos objetivos específicos de cada aplicação. É necessário considerar os requisitos técnicos, restrições de fabricação, custos associados

e outros fatores relevantes ao avaliar a viabilidade dessas abordagens alternativas em um determinado contexto.

Segundo Sharma (2021), a análise da disposição das fibras, a compreensão dos mecanismos de falha, a utilização de modelos MEF e o critério de falha Tsai-Wu são ferramentas essenciais no projeto e na avaliação de vasos de pressão. De acordo com Mohammad *et al.* (2022), a combinação de técnicas computacionais como análise de elementos finitos (MEF), metodologia de superfície de resposta (RSM), algoritmo genético (GA) são utilizados para a obter parâmetros de projeto e estimativa do projeto mais seguro.

O Método dos Elementos Finitos (MEF) é uma técnica amplamente empregada na simulação numérica de estruturas complexas, como laminados de materiais compósitos para vaso de pressão compósito Tipo IV. Esse método divide o domínio de análise em uma malha discretizada de elementos finitos, aproximando e resolvendo as equações governantes para obter respostas aproximadas.

No contexto específico dos laminados, as simulações numéricas são realizadas através de um *software* de elementos finitos, onde são definidas propriedades do material (como módulos de elasticidade e coeficientes de Poisson), geometria da peça, sequência de empilhamento das camadas, malha de elementos finitos, condições de contorno e carregamento aplicado.

Para avaliar a resistência dos laminados, é comum utilizar o critério de falha Tsai-Wu. Esse critério considera múltiplas tensões e deformações no material compósito, levando em conta a interação entre camadas e diferentes modos de falha, como falha em tração, compressão, cisalhamento, entre outros. A simulação numérica fornece valores do critério de falha Tsai-Wu para avaliar a segurança e o desempenho do material sob carregamentos específicos.

Além disso, as simulações numéricas geram vastas quantidades de dados, como tensões, deformações e outros parâmetros relevantes. Esses dados podem ser utilizados para criar bancos de dados, que, por sua vez, podem ser empregados na construção de modelos simplificados usando Metodologia de Superfície de Resposta (RSM).

## 2.1 CONCEITOS BÁSICOS E CLASSIFICAÇÃO DOS COMPÓSITOS

Os materiais monolíticos convencionais podem ser classificados em três grandes categorias: metais, cerâmicas e polímeros. Os compósitos são combinações de dois ou mais desses materiais. O progresso da humanidade está intimamente ligado ao uso desses materiais. Nos tempos antigos, como na Idade da Pedra, as pessoas dependiam de cerâmica e materiais naturais, como a madeira, para fazer ferramentas e armas. Mas agora, estamos testemunhando uma nova tendência, na qual polímeros (plásticos), cerâmicas e compósitos estão se tornando cada vez mais importantes. Enquanto nos primeiros anos o homem utilizava formas naturais destes materiais, os desenvolvimentos e aplicações mais recentes enfatizam materiais artificiais ou materiais projetados. (DANIEL e ISHAI, 1994).

O material compósito é constituído pelo reforço e matriz, onde as fibras (geralmente de vidro, carbono ou polímero) atuam como o componente de reforço e responsável pela resistência aos esforços, enquanto uma matriz (geralmente polímero, metal ou cerâmica) atua como a fase contínua que envolve e suporta as fibras, ou seja, é responsável pela transferência de esforços. Essa combinação de propriedades os torna amplamente utilizados em diversas aplicações, como na indústria aeroespacial, automotiva, esportiva e na construção civil (DINIZ et al., 2017).

A performance dos materiais compósitos para uma aplicação específica depende de: (i) das propriedades do reforço, da sua composição, orientação, forma e arranjo; (ii) das propriedades do material utilizado como matriz, da sua resistência à temperatura e umidade; e (iii) da qualidade da ligação (interface) entre o reforço e a matriz.

A madeira é um exemplo de compósito natural, com suas fibras de celulose atuando como o reforço e a lignina como a matriz. As propriedades combinadas desses materiais conferem à madeira sua resistência e rigidez. Quanto às construções usando cascas ou palhas misturadas com argila, essas são técnicas tradicionais de construção encontradas em várias partes do mundo. Ao adicionar casca ou serragem à argila, cria-se um compósito particulado, onde as partículas de reforço ajudam a melhorar as propriedades mecânicas da argila, tornando-a mais resistente e durável. Esses exemplos ilustram como a combinação de diferentes materiais em um compósito pode melhorar o desempenho e as propriedades do material resultante, tornando-o mais adequado para várias aplicações. Os pesquisadores têm explorado essas técnicas ao longo da história para criar materiais e estruturas mais eficientes e duráveis (DANIEL e ISHAI, 1994 e MAZUMDAR, 2001).

Normalmente, o material compósito é formado pelo reforço de fibras em uma matriz de resina, conforme mostrado na Figura 2.1. Os reforços podem ser fibras, partículas ou *whiskers*. Eles podem ser feitos de polímeros, cerâmicas ou metais, dependendo das propriedades desejadas no material final. As fibras podem ser contínuas, longas ou curtas, dependendo da aplicação específica e dos requisitos de desempenho. Os reforços podem ser feitos de polímeros, cerâmicas e metais. As fibras podem ser contínuas, longas ou curtas. Os compósitos com matriz polimérica têm se tornado cada vez mais comuns devido às suas vantagens, como alta resistência específica, resistência à corrosão e baixo peso, podendo utilizar resinas termorrígidas ou termoplásticas.

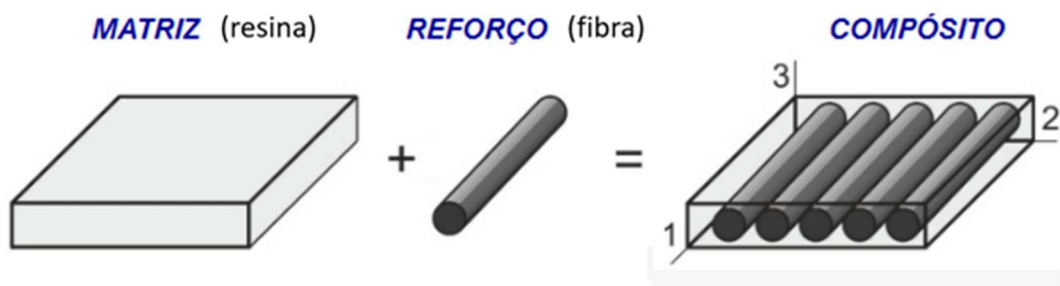


Figura 2.1 - Formação de um material compósito usando fibras e resina  
(Adaptado de JONES, 1999).

As fibras ou tecidos de reforço desempenham um papel crucial na resistência e rigidez dos compósitos, enquanto a matriz é responsável pela transferência de esforços. A forma das fibras de reforço pode variar, desde fibras longas e contínuas até fibras curtas cortadas e mantas. A disposição das fibras no compósito afeta diretamente suas propriedades. Cada configuração resulta em propriedades diferentes, e a escolha depende dos requisitos do projeto. As fibras longas e contínuas, quando alinhadas na direção da carga, proporcionam um compósito com propriedades superiores à resina matriz (JONES, 1999). Isso ocorre porque a fibra suporta a carga e sua resistência é maior ao longo do eixo da fibra. Por outro lado, quando as fibras são cortadas em comprimentos curtos, as propriedades do compósito tendem a ser inferiores às fibras contínuas, conforme ilustrado na Figura 2.2. No entanto, ainda é possível obter um aumento na resistência e rigidez em comparação com a resina matriz não reforçada. É importante ressaltar que há várias combinações possíveis de fibras e tecidos de reforço em um compósito, dependendo das características desejadas. A seleção adequada do tipo e arranjo das fibras é essencial para otimizar as propriedades mecânicas do compósito para uma determinada aplicação.

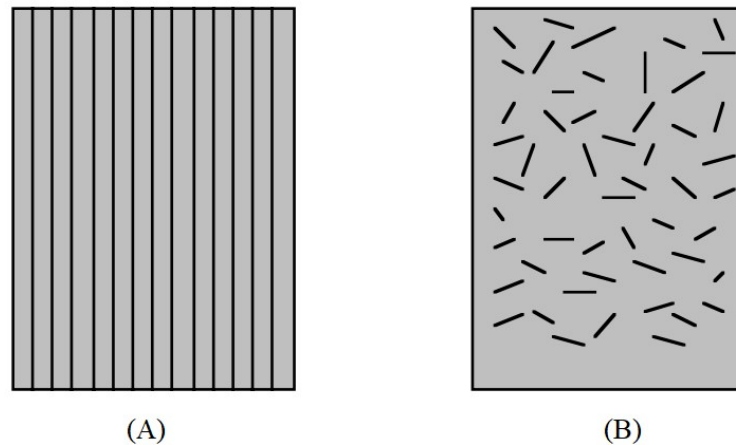


Figura 2.2 - (A) Compósitos de fibras contínuas e (B) compósitos de fibras curtas  
(Adaptado de MAZUMDAR, 2001).

Geralmente, fibras contínuas ou fibras longas são recomendadas para aplicações estruturais, onde a resistência mecânica é um requisito importante. Por outro lado, para aplicações não estruturais, onde as propriedades mecânicas não são o principal foco, as fibras curtas são comumente utilizadas. Em relação aos processos de fabricação, a moldagem por injeção e compactação geralmente envolvem o uso de fibras curtas, como reforço para os polímeros. Nos processos como o enrolamento filamental, a pultrusão e o enrolamento de rolos normalmente fazem uso de fibras contínuas (MAZUMDAR, 2001).

## 2.2 ANÁLISE DOS LAMINADOS

Uma lâmina (*ply*) corresponde a uma única camada de fibras unidirecionais ou bidirecionais embebidas em uma matriz. Como exemplo, para o caso de fibras unidirecionais e fibras bidirecionais temos respectivamente o Tape ou UD e Tecidos. Os laminados (*laminates*) são constituídos por duas ou mais lâminas empilhadas em orientações arbitrárias e pode ser composta por diferentes materiais.

Muitas propriedades dos materiais, tais como rigidez, resistência, expansão térmica e condutividade térmica estão associadas com uma direção ou com a orientação dos eixos de referência. A Isotropia (do grego iso, ίσος, igual, e tropos, τρόπος, maneira) refere-se à propriedade (mecânicas e térmicas) de ser igual em todas as direções. Os materiais isotrópicos podem ter estruturas microscópicas homogêneas ou não homogêneas. Anisotropia (do grego, άν: prefixo privativo (negação), ίσώω: igualar, τρόπος: direção) onde um material é anisotrópico quando as suas propriedades variam com a direção ou com a orientação dos eixos de referência.



A não homogeneidade e a anisotropia são características intrínsecas dos materiais compósitos devido à presença de diferentes fases e à orientação das fibras. Essas propriedades tornam os materiais compósitos extremamente versáteis, pois permitem projetar materiais com propriedades direcionadas para aplicações particulares, como materiais leves e resistentes, materiais resistentes ao impacto e muito mais.

### 2.2.1 - Escalas de Análise Micromecânica e Macromecânica

Daniel e Ishai (1994) descrevem que para realizar uma análise precisa de laminados e compreender as falhas nesses materiais, é necessário abordar tanto a micromecânica quanto a macromecânica dos materiais laminados. Os materiais compósitos podem ser vistos e analisados em diferentes níveis e em diferentes escalas, dependendo das características particulares e do comportamento em consideração. Um diagrama esquemático dos vários níveis de consideração e os tipos correspondentes de análise é mostrado na Figura 2.3.

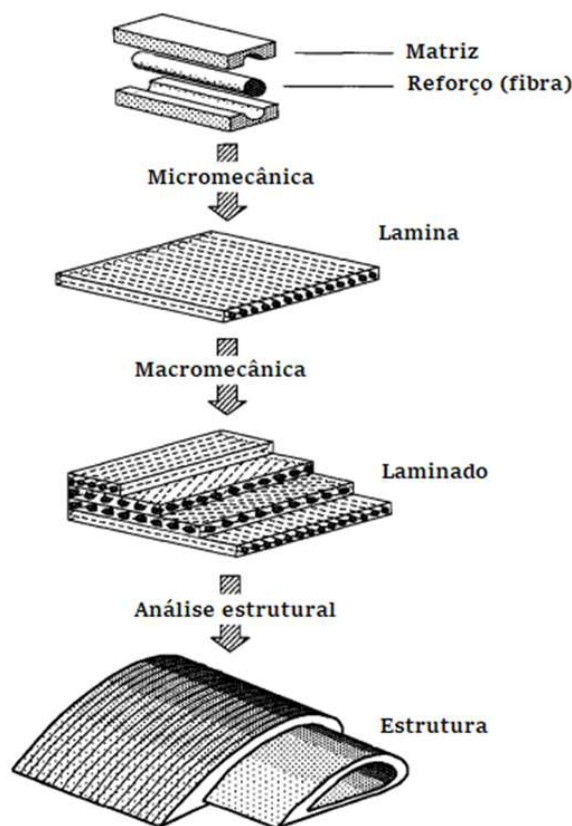


Figura 2.3 - Níveis de observação e tipos de análise para materiais compósitos  
(Adaptado de DANIEL e ISHAI, 1994).

A micromecânica é um campo de estudo importante para entender o comportamento mecânico dos materiais em uma escala microscópica. Ao examinar os constituintes individuais de um material, como fibras e matriz em materiais compósitos, a micromecânica busca analisar o estado de deformação e tensão, bem como identificar possíveis falhas locais. As falhas de fibra ocorrem quando as fibras individuais em um material compósito são submetidas a tensões excessivas, o que pode levar à ruptura das fibras, flambagem ou trincas. Já as falhas de matriz ocorrem quando a matriz que envolve as fibras sofre tensões de tração, compressão ou cisalhamento, resultando em falhas nessa região. As falhas de interface entre fases referem-se ao descolamento ou separação entre as fibras e a matriz, prejudicando a integridade do material. Ao estudar essas falhas e o comportamento mecânico dos materiais em escala microscópica, a micromecânica contribui para uma compreensão mais precisa das propriedades mecânicas dos materiais. Esta desempenha um papel fundamental no estudo de mecanismos de falha, resistência, tenacidade à fratura e vida útil à fadiga dos materiais. Essas informações são essenciais para o desenvolvimento de materiais com desempenho otimizado em diversas aplicações, garantindo a segurança e a eficiência dos componentes e estruturas.

Na análise macromecânica, a lâmina unidirecional (UD) é tratada como um material anisotrópico quase homogêneo para simplificar a análise e material ortotrópico:  $E_1 > E_2 = E_3$ . Isso significa que as propriedades médias de rigidez e resistência da lâmina são utilizadas, mesmo que o material seja, na realidade, anisotrópico. No entanto, em casos mais complexos, como quando há múltiplas camadas de diferentes orientações de fibras ou quando há descontinuidades e variações significativas nas propriedades das camadas, outras técnicas de análise mais detalhadas podem ser necessárias (DANIEL e ISHAI, 1994).

Essas técnicas podem envolver métodos numéricos avançados, como a análise por elementos finitos, ou abordagens analíticas mais sofisticadas que consideram as características específicas do material e da geometria da estrutura (DINIZ *et al.*, 2017).

No nível do laminado, a teoria da laminação é aplicada para analisar o comportamento geral da estrutura laminada com base nas propriedades das lâminas individuais e na sequência de empilhamento. A teoria da laminação considera a relação entre tensões, deformações e curvaturas em cada camada do laminado, incluindo as interfaces entre as camadas (DANIEL e ISHAI, 1994).

No nível do componente ou da estrutura, métodos como a análise de elementos finitos (MEF) podem ser combinados com a teoria da laminação para prever o comportamento geral da estrutura laminada. A análise de elementos finitos é uma técnica numérica usada para dividir a estrutura em

elementos menores, permitindo a análise detalhada do comportamento sob diferentes condições de carga. Ao combinar a análise de elementos finitos com a teoria da laminação, é possível obter informações sobre o estado de tensão em cada lâmina do laminado e prever o comportamento global da estrutura. Essas abordagens são essenciais para garantir a segurança e o desempenho adequado de estruturas laminadas compostas. Estas levam em consideração as propriedades específicas de cada lâmina e as interações entre as camadas, permitindo a análise e o projeto precisos dessas estruturas complexas (DANIEL e ISHAI, 1994).

Como apresentado, as orientações das lâminas são escolhidas para fornecer rigidez e resistência adequadas na direção das cargas aplicadas, levando em consideração que o material compósito é muito mais resistente e rígido na direção da fibra do que em qualquer outra direção.

Segundo Barbero (2007) a escolha da orientação das lâminas em materiais compósitos é crucial para obter a rigidez e resistência adequadas na direção das cargas aplicadas. Levando em consideração a maior resistência e rigidez na direção das fibras, é possível projetar lâminas mais eficientes e capazes de lidar com as cargas de forma mais eficaz.

Para ilustrar a necessidade de uma estrutura laminada para suportar cargas, considere um vaso de pressão cilíndrico de diâmetro  $D$  sujeito à pressão interna  $p$  (Figura 2.4).

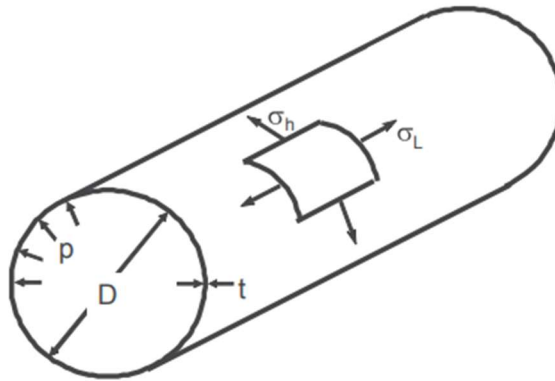


Figura 2.4 - Vaso de pressão cilíndrico.

As tensões na parede são

$$\sigma_l = \frac{pD}{4t} \quad ; \quad \sigma_h = \frac{pD}{2t} \quad (2.1)$$

Como a tensão circular  $\sigma_h$  é o dobro da tensão longitudinal  $\sigma_l$ , um projeto de metal exigiria uma espessura baseada em  $\sigma_h$ , ou seja

$$t = \frac{pD}{2S_y} \quad (2.2)$$

onde  $S_y$  é o limite de escoamento do metal. Tal projeto opera com  $\sigma_h = S_y$  e  $\sigma_l = S_y/2$ , o que significa que a resistência do material é subaproveitada na direção longitudinal. Por outro lado, um vaso de pressão compósito pode ser otimizado para suportar as tensões  $\sigma_l$  e  $\sigma_h$  na resistência admissível do material, simplesmente colocando duas vezes mais fibras orientadas circunferencial do que fibras longitudinais. Embora o processo de fabricação de cilindros de pressão não siga estritamente a teoria de laminado clássica explicada aqui, o seu conhecimento é essencial para compreender a função de seus componentes (matriz e fibra) (BARBERO, 2007).

## 2.3 ESTRUTURA DO VASO DE PRESSÃO DE COMPÓSITO TIPO IV

### 2.3.1 Classificação dos vasos de pressão e suas partes

No projeto de vasos de pressão para o armazenamento de hidrogênio comprimido, é essencial levar em conta dois fatores cruciais: o peso e o custo do compósito de fibra de carbono. Embora o uso desse material seja comum, devido à sua notável resistência e leveza, não podemos ignorar que sua produção pode ser dispendiosa, aumentando, assim, o custo global dos vasos de pressão.

Os avanços na concepção de vasos de pressão para o armazenamento de hidrogênio comprimido estão concentrados principalmente em duas áreas críticas: alternativas de materiais e alternativas de projeto. Considerando estes pontos, a classificação dos vasos de pressão para o armazenamento de hidrogênio se baseia tanto no projeto quanto nos materiais utilizados em sua construção. Cada tipo possui suas próprias vantagens e considerações, englobando peso, capacidade de armazenamento, durabilidade e custo. A seleção do tipo de vaso de pressão depende das demandas específicas da aplicação e das preocupações relacionadas à segurança (JOHNSON *et al.*, 2017).

A classificação comum dos vasos de pressão de armazenamento de hidrogênio inclui: (i) Os vasos de pressão do Tipo I são vasos de pressão totalmente metálicos feitos de aço ou alumínio, têm capacidade de armazenamento limitada e geralmente são usados para aplicações de baixa pressão. (ii) Os vasos de pressão do Tipo II têm um revestimento de metal com uma camada adicional de material compósito envolvendo o revestimento em um padrão circunferencial, normalmente revestido em fibra

de carbono reforçada com polímero (CFRP, na sigla em inglês). Esta camada composta fornece resistência adicional e ajuda a reduzir o peso em comparação com os vasos de pressão Tipo I. (iii) Um vaso de pressão Tipo III é caracterizado como um recipiente pressurizado composto por um revestimento metálico reforçado por um compósito totalmente envolvente. (iv) Um vaso de pressão Tipo IV é composto por um forro polimérico (*liner*) reforçado por um compósito totalmente envolvente (CFRP), o que reduz significativamente o peso do CFRP e melhor resistência à fadiga em comparação com os tipos anteriores. (v) O CFRP tipo V de armazenamento de hidrogênio tem 20% menos peso que o tipo IV, produzido de compósitos sem revestimento interno (*liner*). Eles têm uma pressão nominal de trabalho de 35 MPa e 70 MPa, e a capacidade máxima do CFRP's é de 129 litros, permitindo o armazenamento de até 5 kg de hidrogênio (ROHIT *et al.*, 2023).

De acordo com Su *et al.* (2021), os métodos de armazenamento de hidrogênio a bordo podem ser categorizados em três tipos: armazenamento de hidrogênio gasoso de alta pressão, armazenamento de hidrogênio líquido e armazenamento de hidrogênio em estado sólido. Atualmente, a tecnologia mais madura é o armazenamento de hidrogênio gasoso de alta pressão.

A Figura 2.5 e a Figura 2.6 apresentam uma classificação para os subtipos de vaso de pressão de hidrogênio visando compreender os avanços recentes e as tendências futuras de projeto, com distinções adicionais estabelecidas entre o tipo de reforço, tipo de matriz e método de enrolamento.

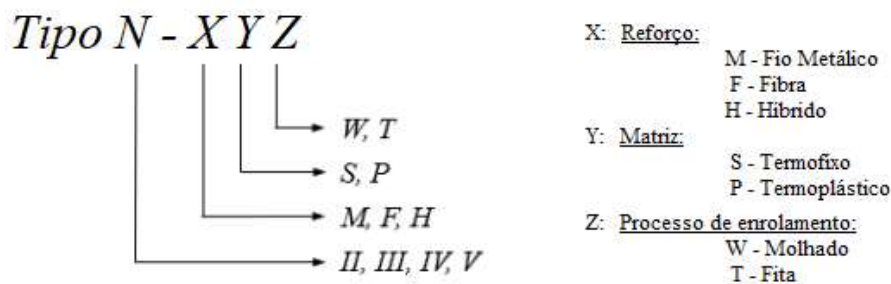

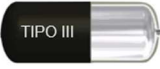




Figura 2.5 - Classificação dos subtipos de vaso de pressão de hidrogênio utilizados em aplicações industriais. (Adaptado de ALVES *et al.*, 2022)

	Subtipo de Classificação	Forro (liner)	Extensão do Envolvimento	Método de Enrolamento	Tipo de Resina	Tipo de Fibra	Custo Baixo	Reciclabilidade	Peso Leve
	Tipo II – FSW <sup>1</sup>	Metal	Cilindro	Úmido	TS	CF	+++	++++	+
	Tipo II – MSW	Metal	Cilindro	Úmido	TS	SW	+++++	+++++	+
	Tipo III – FSW <sup>1</sup>	Metal	Completo	Úmido	TS	CF	+++	+++	++
	Tipo III – MSW	Metal	Completo	Úmido	TS	SW	++++	++++	+
	Tipo IV – FSW <sup>1</sup>	Plástico	Completo	Úmido	TS	CF	+	++	+++++
	Tipo IV – FST	Plástico	Completo	Fita	TS	CF	+	++	+++++
	Tipo IV – FPT	Plástico	Completo	Fita	TP	CF	+	+++	+++++
	Tipo IV – FPW	Plástico	Completo	Úmido	TP	CF	+	+++	+++++
	Tipo IV – MSW	Plástico	Completo	Úmido	TS	SW	++++	++++	+++
	Tipo V <sup>2</sup>	Sem forro	Completo	Fita	TS/TP	CF	++	++	+++++

TS: termofixo; TP: termoplástico; CF: fibra de carbono; SW: fio de aço. <sup>1</sup> Configuração mais frequente. <sup>2</sup> Estágio inicial de desenvolvimento. “+”, “++”, “+++”, “++++” e “+++++” denotam uma pontuação comparativa, de muito baixa a muito alta.

Figura 2.6 - Configurações de enrolamentos industriais para vaso de pressão de hidrogênio; avanços recentes e tendências de projetos futuros.

(ALVES *et al.*, 2022)

De acordo com Johnson *et al.* (2017) e apresentado na Figura 2.7, um vaso de pressão de hidrogênio comprimido é composto por poucos elementos principais que impulsionam seu avanço: compósito de fibra de carbono (fibra e matriz de resina), revestimento, ressalto e proteção da cúpula (*dome*). O compósito de fibra de carbono, composto por fibras impregnada na resina, contribui significativamente no peso e custo do vaso de pressão.

Para impulsionar a indústria, diversas abordagens têm sido exploradas para aprimorar os vasos de pressão de hidrogênio comprimido. Uma dessas abordagens envolve o desenvolvimento de alternativas de materiais, incluindo a pesquisa de resinas e fibras de baixo custo, bem como o uso de fibras de alto desempenho para reduzir a quantidade de material necessária. Segundo Johnson *et al.* (2017), também são consideradas abordagens alternativas de projeto, incluindo melhorias nos padrões de fibras utilizados e a busca por eficiências adicionais no uso de materiais.



Figura 2.7 - Principais elementos de um vaso de pressão de hidrogênio comprimido Tipo IV  
(Adaptado de JOHNSON *et al.*, 2017).

Roh (2013) menciona que o vaso de pressão Tipo IV possui revestimento de polietileno de alta densidade (PEAD) é totalmente envolvido com compósitos de fibra de carbono nas direções helicoidal e circunferencial. O esquema do vaso de pressão de armazenamento de hidrogênio Tipo IV é apresentado na Figura 2.8, onde as camadas helicoidais são enroladas de ponta a ponta para suportar as tensões axiais e proteger a cúpula (*dome*), enquanto as camadas circunferenciais são enroladas apenas na seção cilíndrica para suportar as tensões circunferenciais não suportadas pelas camadas helicoidais.

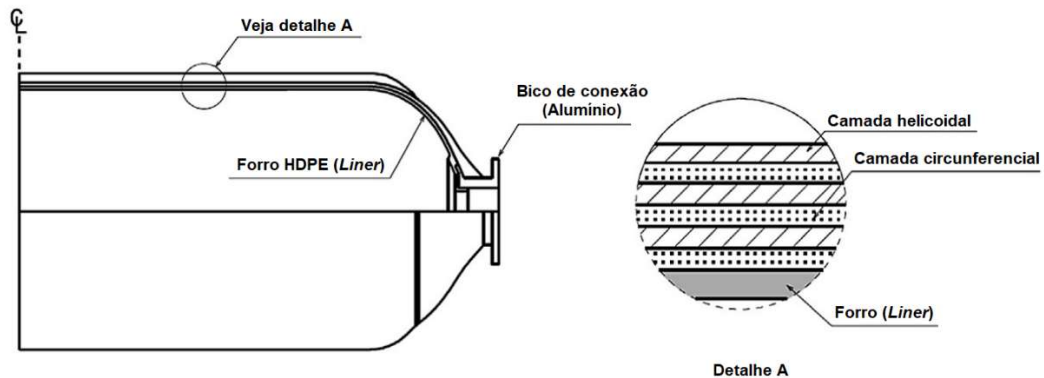


Figura 2.8 - Esquema do vaso de pressão de armazenamento de hidrogênio comprimido Tipo IV (ROH, 2013).

Como descrito por Alves *et al.* (2022) e Gardiner (2009) as aplicações automotivas geralmente empregam vaso de pressão de hidrogênio Tipo IV que opera em altas pressões, aproximadamente 700 bar. Devido às altas pressões nominais de trabalho de 70 MPa (700 Bar), é crucial projetar vasos de pressão para atender aos mais altos padrões de segurança. Essa característica é particularmente

valiosa em indústrias como aeroespacial, automotiva e equipamentos de alta pressão, onde a redução do peso é altamente desejável para melhorar o desempenho e a eficiência.

A fibra de carbono é um material compósito avançado que oferece alta resistência e rigidez em relação ao seu peso. No entanto, para garantir a competitividade em termos de custo, é fundamental otimizar o uso deste material (NEBE *et al.*, 2022).

### 2.3.2 Técnicas de fabricação de vaso de pressão Tipo IV

Segundo Daniel e Ishai (1994), o enrolamento filamental foi inventado em 1946, seguido por aplicações de mísseis na década de 1950. As primeiras fibras de boro e carbono de alta resistência foram introduzidas no início da década de 1960, seguidas por aplicações de compósitos avançados em componentes de aeronaves em 1968.

O enrolamento filamental é um processo de fabricação utilizado para produzir produtos com superfícies de revolução, como tubos, recipientes, vasos de pressão, carcaças de motores de foguetes e outras estruturas cônicas. Este processo envolve o enrolamento do prepreg (enrolamento seco) ou reforço de resina em torno de um mandril giratório (enrolamento úmido), a Figura 2.9 demonstra o esquema do processo de enrolamento de filamental. Durante o processo de enrolamento filamental, a compactação das fibras é alcançada através da aplicação de tensão. Isso resulta em produtos com alta resistência específica, o que significa que possuem alta resistência em relação ao seu peso. Além disso, o processo permite um controle preciso da orientação e uniformidade das fibras, o que é importante para obter propriedades mecânicas desejadas no produto final (DANIEL e ISHAI, 1994).

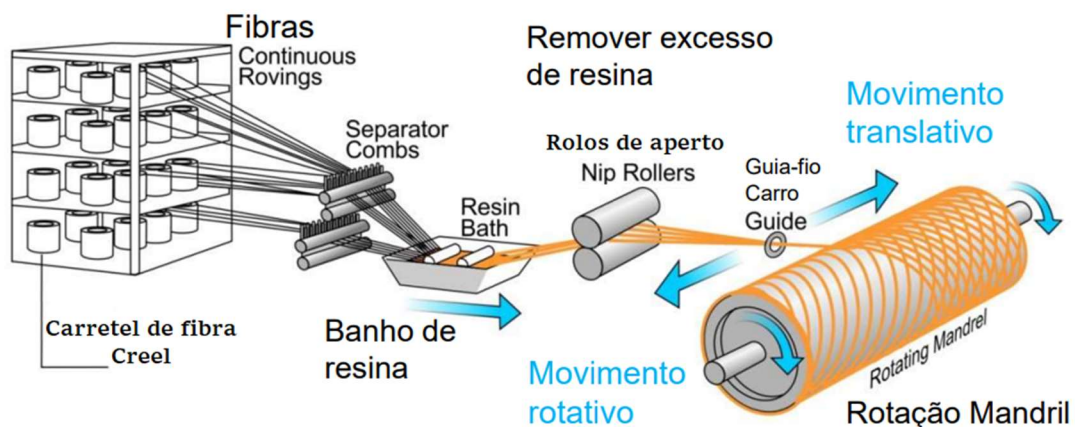


Figura 2.9 - Esquema do processo de enrolamento filamental. (IDSI, 2018)



As pás do rotor do helicóptero são feitas por uma combinação de enrolamento filamentar (camadas fora do eixo) e disposição de fita (camadas longitudinais). Com um ciclo de cura pré-definido pela engenharia, podemos utilizar um forno ou autoclave para curar os mandris enrolados (DANIEL e ISHAI, 1994).

No processo convencional de enrolamento filamentar para fabricar vasos de pressão Tipo IV, o revestimento de polietileno de alta densidade (PEAD) é reforçado com compósitos de fibra de carbono. Esses compósitos são aplicados em padrões helicoidais e circunferenciais para garantir a resistência do vaso a diferentes tipos de tensões. As camadas helicoidais lidam com as tensões axiais, enquanto as camadas circunferenciais criam uma estrutura robusta para proteger o vaso Tipo IV contra falhas ou rupturas. Esse método é amplamente usado na produção de vasos de alta pressão, especialmente para armazenar gases comprimidos ou líquidos inflamáveis (ROH, 2013).

A Figura 2.10 apresenta a máquina de enrolamento filamentar - Korthfiber modelo FW4-CNC, localizada no Núcleo de Tecnologia em Compósitos (NTC) da UNIFEI, utilizada para a confecção do vaso de pressão Tipo IV.

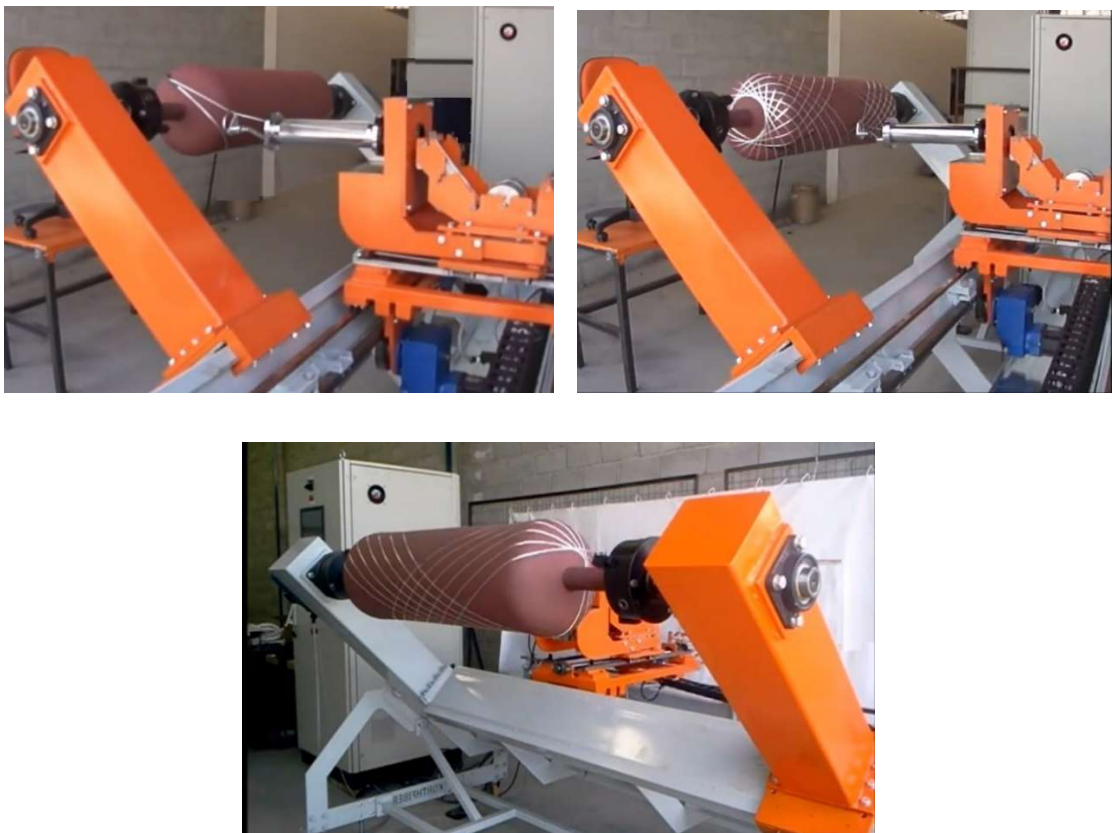


Figura 2.10 - Máquina de enrolamento filamentar - korthfiber (retirado site fabricante <https://korthfiber.com/#produtos>).

### **2.3.3 Método dos Elementos Finitos do vaso de pressão de compósito Tipo IV**

O Método dos Elementos Finitos (MEF) é uma poderosa técnica computacional usada na modelagem e análise de estruturas complexas, como vasos de pressão de hidrogênio compostos com enrolamento filamentar. Esta técnica permite analisar diferentes conceitos de projeto e simular o comportamento do vaso de pressão em diferentes condições operacionais e utilizada para otimizar os atributos de desempenho. Johnson *et al.* (2017) descreve que o método dos elementos finitos (MEF) é construída em um ambiente tridimensional (3D), o que permite simular as direções das fibras da lâmina através do plano de modelagem. Diferentemente das abordagens analíticas simplificadas, o MEF considera uma variedade de efeitos cruciais, como descontinuidades de rigidez e geometria não linear de primeira ordem, para uma previsão precisa do comportamento desses vasos de pressão. Ela permite representar a geometria não linear de primeira ordem, bem como a resposta do material à deformação e tensão ao modelar esses vasos de pressão. Além disso, o MEF possibilita a incorporação de condições de contorno realistas, levando em consideração cargas variáveis, pressão interna, temperatura, interações com outros componentes e muito mais. (ROHIT *et al.*, 2023; MOHAMMAD, 2019; SHARMA, 2021; ALVES *et al.*, 2022). Francisco (2021) trata da importância e a eficácia das simulações numéricas, especialmente quando se trata de projetos iniciais e redução de custos. Portanto, o MEF é uma ferramenta indispensável para o projeto e otimização de vasos de pressão de alta complexidade.

## **2.4 CONCEITOS GERAIS DOS CRITÉRIOS DE FALHA**

### **2.4.1 Critério de falha para um laminado**

A falha de uma camada não necessariamente resulta em uma falha catastrófica do laminado como um todo. De fato, em alguns casos, falhas entre as camadas podem contribuir para a rigidez e resistência global do laminado e ajudar a dissipar energia e retardar o progresso da falha. Ao projetar e utilizar laminados, é importante considerar as características do material compósito, bem como as condições de carregamento esperadas, a fim de definir critérios adequados de falha e entender o comportamento do laminado durante o processo de falha (AUTAR *et al.*, 2006).

A utilização de análise de elementos finitos (MEF) é uma solução economicamente viável para prever a pressão de ruptura, características de falha e desempenho de peso de vasos de pressão. Existem diversos *softwares* de análise de elementos finitos disponíveis, como o ALTAIR®, ABAQUS® e ANSYS®, que são amplamente utilizados na indústria. Esses *softwares* permitem criar modelos virtuais do vaso de pressão, aplicar as condições de carregamento relevantes e realizar análises de tensão, deformação e resposta estrutural. Além disso, para avaliar as características de falha, podem ser utilizados critérios de falha conhecidos, como o critério de Tsai-Wu, critério de Tsai-Hill, critério de Hoffman, critério de Puck, critério de Hashin, entre outros. Esses critérios levam em consideração diferentes modos de falha, como falha por tração, compressão, cisalhamento, delaminação, entre outros. No entanto, é importante ressaltar que o desenvolvimento e validação de modelos de elementos finitos requer um cuidadoso processo de calibração e verificação, com base nos resultados experimentais. É recomendável realizar a fabricação e teste de uma ou mais variações dos vasos de pressão para validar os resultados obtidos por meio da análise de elementos finitos (SHARMA, 2021).

Os critérios de falha são geralmente empíricos, baseados em dados de teste, e têm o objetivo de estabelecer limites de falha para um material ou estrutura. Esses critérios são frequentemente desenvolvidos a partir de testes uniaxiais e de cisalhamento. A utilização de testes de resistência mecânica combinados, nos quais as amostras são submetidas a diferentes combinações de tensões e deformações, pode ser mais complexa e desafiadora. Por essa razão, esses testes não são comumente incluídos na determinação dos critérios de falha. É importante considerar tanto as características geométricas quanto as propriedades materiais como resistência à tração, módulo de Young e coeficiente de Poisson, ao desenvolver um critério de falha. As limitações impostas pela geometria e pelas propriedades do material podem restringir a forma matemática do critério de falha e a forma do envelope de falha (DANIEL e ISHAI, 1994).

## **2.4.2 Teorias de falha de resistência de uma lâmina**

Um projeto de estrutura bem-sucedido requer eficiência no uso de materiais e priorização da segurança. Para garantir a segurança estrutural, é fundamental avaliar o estado de tensão em um material e compará-lo com critérios de falha. Diversas teorias e critérios de falha foram desenvolvidos para analisar o comportamento de materiais sob diferentes tipos de tensão, fornecendo relações

matemáticas que relacionam as tensões aplicadas com esses critérios. A validade dessas teorias é confirmada por meio de experimentos.

A resistência de um laminado está relacionada à resistência de suas lâminas individuais, compostas geralmente por materiais fibrosos impregnados em uma matriz polimérica. Para determinar essa resistência, utilizamos métodos baseados nas propriedades mecânicas das lâminas, conhecidos como teoria das lâminas ou teoria das placas laminares.

Essas teorias consideram tensões normais e de cisalhamento nas lâminas e proporcionam ferramentas analíticas ou computacionais para prever o comportamento dos laminados em diversas condições de carregamento. Elas foram adaptadas para materiais compósitos, que são anisotrópicos, ou seja, têm propriedades variáveis em diferentes direções (DANIEL e ISHAI, 1994).

Ao considerar as propriedades individuais das lâminas, podemos projetar laminados com diferentes orientações e sequências para otimizar o desempenho, sendo amplamente utilizados devido às suas excelentes propriedades mecânicas.

Existem critérios de falha específicos para materiais isotrópicos e anisotrópicos. Segundo Autar *et al.* (2006) no caso de materiais isotrópicos, como o aço, a falha é determinada com base nas tensões normais principais e de cisalhamento máximas. Em contraste, para lâminas compósitas, as teorias de falha consideram os eixos locais das lâminas e parâmetros de resistência específicos.

Segundo Autar *et al.* (2006), afirmam que no caso de uma lâmina unidirecional, existem dois eixos de material: um paralelo às fibras e outro perpendicular às fibras. Desta maneira, temos quatro parâmetros normais de resistência para uma lâmina unidirecional, um para tração e outro para compressão, em cada uma das duas direções dos eixos do material. A resistência ao cisalhamento de uma lâmina unidirecional é o quinto parâmetro de resistência. Numa lâmina unidirecional a tensão de cisalhamento não tem efeito nas resistências ao cisalhamento, sendo positivo ou negativo. Entretanto, o sinal da tensão de cisalhamento afeta a resistência de uma lâmina angular. O sistema de coordenadas usado para mostrar uma lâmina angular é mostrado na Figura 2.11. Os eixos no sistema de coordenadas 12 são chamados de eixos locais ou eixos de material. A direção 1 é paralela às fibras e a direção 2 é perpendicular às fibras. Os eixos no sistema de coordenadas  $x - y$  são chamados de eixos globais ou fora dos eixos. O ângulo entre os dois eixos é denotado por um ângulo  $\theta$  (AUTAR *et al.*, 2006).

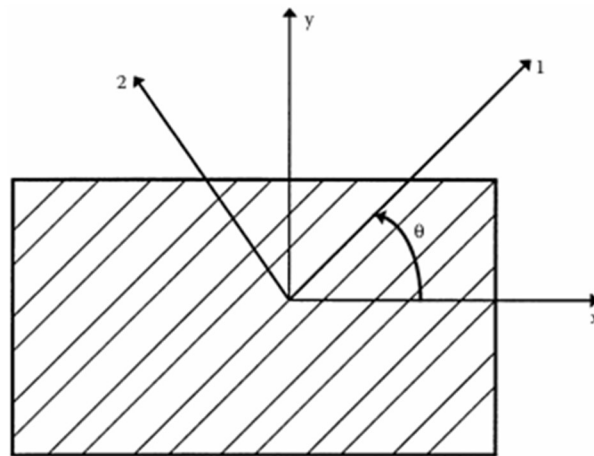


Figura 2.11 - Eixos locais e globais de uma lâmina angular (Adaptado de KAW, 2006).

Na Figura 2.12 apresenta-se os cinco parâmetros de resistência de uma lâmina unidirecional que são:

$(\sigma_1^T)_{ult}$  = tensão de tração longitudinal final (na direção 1)

$(\sigma_1^C)_{ult}$  = tensão de compressão longitudinal final (na direção 1)

$(\sigma_2^T)_{ult}$  = tensão de tração transversal final (na direção 2)

$(\sigma_2^C)_{ult}$  = tensão de compressão transversal final (na direção 2)

$(\tau_{12})_{ult}$  = tensão de cisalhamento final no plano (no plano 1-2)

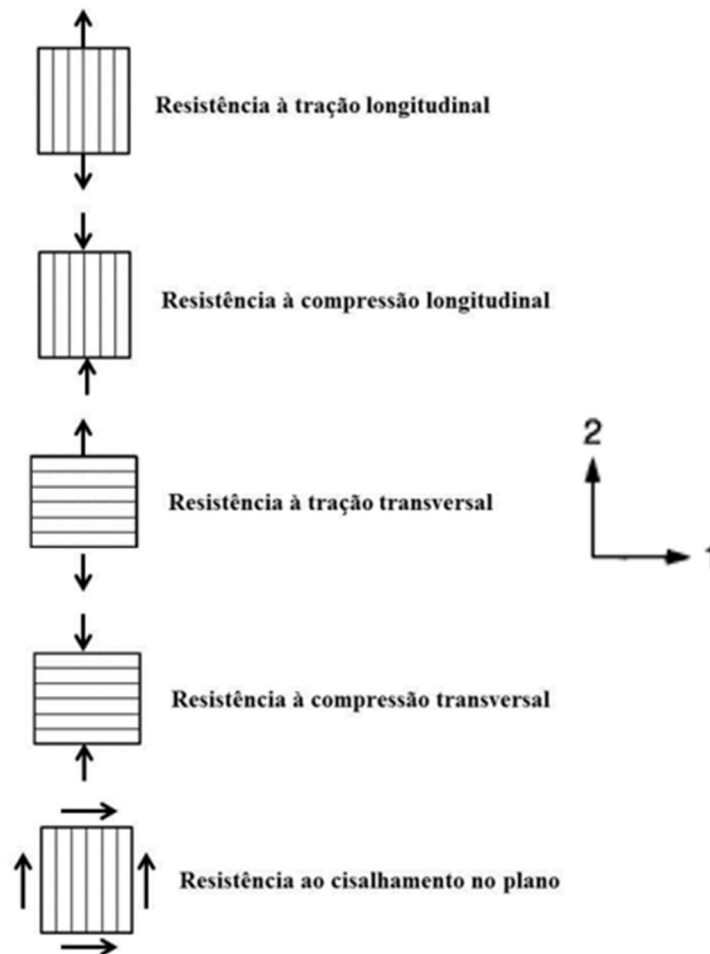


Figura 2.12 - Parâmetros básicos de resistência da lâmina unidirecional para carregamento no plano.

(Adaptado de DANIEL e ISHAI, 1994).

Ao contrário dos parâmetros de rigidez, esses parâmetros de resistência não podem ser diretamente transformados em uma lâmina angular. Em vez disso, as teorias de falha são baseadas em determinar as tensões nos eixos locais  $e$ , em seguida, utilizar os parâmetros de resistência para avaliar se a lâmina falhou ou não (AUTAR *et al.*, 2006).

Dois critérios não interativos, o Critério de Falha da Tensão Máxima e o Critério de Falha da Deformação Máxima, são usados para materiais compósitos unidirecionais, enquanto o Critério de Falha Tsai-Hill aborda materiais anisotrópicos, considerando a energia de distorção como um indicador de falha (AUTAR *et al.*, 2006).

O Critério de Falha Tsai-Wu é amplamente empregado em problemas envolvendo materiais compósitos. Ele distingue entre tração e compressão, é facilmente incorporado em modelos

computacionais e satisfaz os requisitos da transformação de coordenadas. Além disso, sua simetria simplifica o cálculo e interpretação dos resultados, facilitando o projeto de estruturas compostas (DANIEL e ISHAI, 1994).

Essas teorias e critérios desempenham um papel fundamental na análise e no projeto de estruturas em materiais compósitos, permitindo prever e mitigar falhas e otimizar o desempenho desses materiais.

### **2.4.3 Comparação de Teorias de Falha**

Como os modos de falha dependem muito das propriedades do material e do tipo de carregamento, é observado a aplicabilidade das várias teorias. A Tabela 2.1, Daniel e Ishai (1994) comparam cinco teorias de falha que são resumidas do ponto de vista da base física, conveniência operacional e entrada experimental necessária. A aplicabilidade de uma dada teoria depende das propriedades do material e dos modos de falha (DANIEL e ISHAI, 1994).

Tabela 2.1 - Comparação de Teorias de Falha.

<b>Tipo</b>	<b>Teoria</b>	<b>Base Física</b>	<b>Conveniência operacional</b>	<b>Caracterização Experimental Necessária</b>
Limitada ou não interativa	Deformação Máximo	Comportamento de tração de material frágil $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0$ Sem interação de estresse	Inconveniente	Poucos parâmetros por teste simples
	Tensão Máxima	Comportamento de tração de material frágil $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0$ Alguma interação de estresse	Inconveniente	Poucos parâmetros por teste simples
Interativo	Baseado em energia de deformação (Tsai-Hill)	Comportamento dúctil de materiais anisotrópicos $\sigma_{12} < 0, \tau_6 \neq 0$ "ajuste de curva" para compósitos heterogêneos frágil	Pode ser programado Diferentes funções necessárias para resistência à tração e compressão (para cada quadrante)	O teste biaxial é necessário além do teste uniaxial
	Polinômio tensor interativo Interação quadrática (Tsai-Wu)	Matematicamente consistente "ajuste de curva" confiável	Geral e abrangente; operacionalmente simples	Numerosos parâmetros Necessário programa experimental abrangente
Misto	Separação do modo de falha (Hashin-Rotem)	Separação distinta entre falhas de fibra e interfibra	Um tanto inconveniente	Poucos parâmetros por teste simples

Os critérios de tensão máxima e deformação máxima são geralmente aplicáveis a materiais frágeis. Quanto às teorias interativas, trabalho máximo e interação quadrática, elas são mais adequadas para fins computacionais, pois fornecem métodos mais precisos para prever o comportamento de materiais sob diferentes condições de carga. O critério de interação quadrática é mais abrangente e geral, pois considera tanto a tensão quanto a deformação em suas formulações. Ambos requerem caracterização experimental mais complicada. Segundo Daniel e Ishai (1994), quando o comportamento do material e os modos de falha não são conhecidos e quando uma abordagem conservadora é necessária, é recomendado avaliar os quatro critérios mencionados (tensão máxima, deformação máxima, trabalho máximo e interação quadrática) e selecionar o envelope mais conservador em cada quadrante. Essa abordagem ajuda a garantir uma análise mais segura e



confiável, considerando diferentes cenários de falha. A Figura 2.13 mostra os quatro critérios no espaço de tensão bidimensional. Segundo Krishan (2011), A parte sombreada dos envelopes está em conformidade com essa abordagem conservadora.

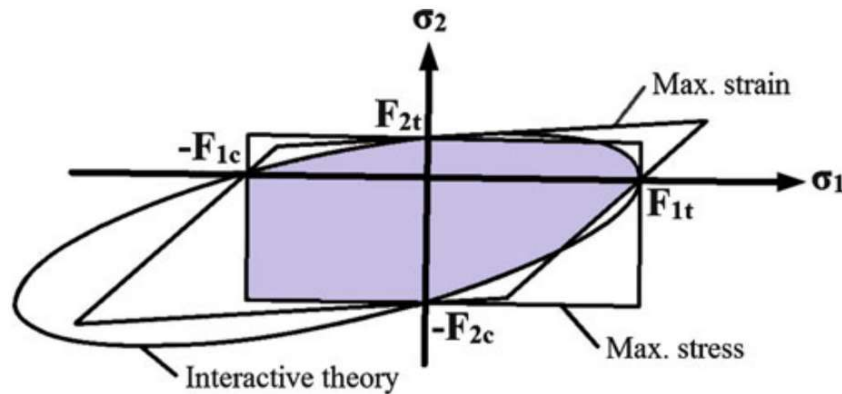


Figura 2.13 - Envelopes de falha devido a diferentes critérios de falha. A parte sombreada indica a região de falha conservadora (DANIEL e ISHAI, 1994).

As teorias interativas, como Tsai-Hill e Tsai-Wu, são mais adequadas para compósitos heterogêneos com comportamento dúctil predominante e são úteis em análises computacionais. No entanto, a caracterização experimental de compósitos pode ser mais desafiadora devido à sua natureza anisotrópica e ao comportamento complexo de falha. Essas teorias são especialmente adequadas para análises computacionais, pois fornecem critérios de falha que podem ser implementados em modelos numéricos. A teoria de Tsai-Hill é uma extensão da teoria de Hill para materiais anisotrópicos dúcteis, adaptada para compósitos heterogêneos mais frágeis. Essa teoria utiliza uma forma de "ajuste de curva" para caracterizar a interação entre as diferentes falhas de um compósito, como falha por tração, compressão ou cisalhamento. O critério de falha de Tsai-Hill é baseado em uma combinação de tensões principais e é usado para determinar se um compósito atingiu seu limite de resistência (KRISHAN, 2011).

A teoria Tsai-Wu é de fato uma teoria matematicamente consistente e operacionalmente simples usada na análise de falha de materiais compósitos. Essa teoria leva em consideração a interação entre tensões normais e cisalhantes e a resistência do material às tensões de tração e compressão, obtendo uma forma mais confiável de "ajuste de curva". Os coeficientes adicionais na teoria Tsai-Wu permitem diferenciar a resistência do material à tração da resistência à

compressão (KRISHAN, 2011). Detalhamento do critério de falha Tsai-Wu é apresentado no item 2.4.4.

A teoria de Hashin-Rotem combina critérios de limite e interação para prever a falha de materiais compósitos. Embora às vezes possa coincidir com o critério de tensão máxima ou Tsai-Hill, ela oferece uma abordagem mais abrangente para considerar a interação entre as diferentes direções de falha em um material compósito, com separação distinta entre falhas de fibra e interfibra (DANIEL e ISHAI, 1994).

#### 2.4.4 Critérios de Falha Tsai-Wu

O critério de falha Tsai-Wu é baseado na Teoria de Falha da Energia de Deformação Total (energias de distorção e de dilatação), foi elaborado por Tsai e Wu na década de 1970 e é particularmente aplicável a materiais anisotrópicos, como compósitos de fibra de carbono ou vidro. Este critério de falha é baseado em uma combinação de tensões e tem como objetivo determinar se um material compósito está perto de falhar devido a cargas mecânicas (TSAI e WU, 1972; DINIZ *et al.*, 2017).

Esta teoria de falha é baseada na teoria de falha de energia de deformação total de Beltrami. Tsai-Wu aplicou a teoria da falha a uma lâmina em tensão plana, Equação 2.3. Nesta teoria, assume-se que a falha ocorre na lâmina se a seguinte condição for satisfeita: (AUTAR *et al.*, 2006; VOYIADJIS e KATTAN, 2005)

$$F_1\sigma_1 + F_2\sigma_2 + F_{11}\sigma_1^2 + F_{22}\sigma_2^2 + F_{66}\tau_6^2 + 2F_{12}\sigma_1\sigma_2 \leq 1 \quad (2.3)$$

onde os coeficientes  $F_{11}$ ,  $F_{22}$ ,  $F_{66}$ ,  $F_1$ ,  $F_2$  e  $F_{12}$  são dados por:

$$F_{11} = \frac{1}{\sigma_1^T \sigma_1^C} \quad (2.4)$$

$$F_{22} = \frac{1}{\sigma_2^T \sigma_2^C} \quad (2.5)$$

$$F_1 = \frac{1}{\sigma_1^T} - \frac{1}{\sigma_1^C} \quad (2.6)$$

$$F_2 = \frac{1}{\sigma_2^T} - \frac{1}{\sigma_2^C} \quad (2.7)$$

$$F_{66} = \frac{1}{(\tau_{12}^F)^2} \quad (2.8)$$

e  $F_{12}$  é um coeficiente determinado experimentalmente. Tsai-Hahn determinou que  $F_{12}$  seria dado pela seguinte expressão aproximada:

$$F_{12} \approx -\frac{1}{2} \sqrt{F_{11}F_{22}} \quad (2.9)$$

Segundo Daniel e Ishai (1994) o critério de falha Tsai-Wu tem características desejáveis, como:

- 1 - Operacionalidade simples e fácil implementação computacional;
- 2 - A teoria de Tsai-Hill expressa seis subcritérios exigidos nas teorias de tensão máxima e deformação máxima e Tsai-Wu expressa em termos de um único critério;
- 3 - Autonomia para aproximar os dados experimentais, utilizando experimentos apropriados onde os termos de interação de tensão podem ser tratados como propriedades materiais independentes. Ao contrário da teoria de Tsai-Hill onde os termos de interação são fixados como funções dos outros termos;
- 4 - Considera o efeito do componente hidrostático das tensões;
- 5 - É considerado um critério mais geral por relacionar um número maior de propriedades mecânicas;
- 6 - A teoria, por meio de seus termos lineares, apresenta diferenciação entre resistência à tração e resistência à compressão.

Assim, se uma teoria satisfaz os requisitos invariantes da transformação de coordenadas e segue as leis normais de transformação tensorial, e os tensores de resistência exibem propriedades de simetria semelhantes às rigidezes e complacências, isso sugere que a teoria é consistente com os princípios fundamentais da física e pode ser aplicada para descrever materiais e estruturas de forma precisa e adequada (DANIEL e ISHAI, 1994).

O Critério de Falha Tsai-Wu é amplamente utilizado na análise de falha de materiais compósitos com resultados vantajosos, devido à sua capacidade de avaliar a capacidade de carga e a integridade estrutural desses materiais. A escolha deste critério para este trabalho, com base nas características do material compósito e nos objetivos desta pesquisa, é a mais apropriada e permite análises coerentes.

## 2.4.5 Margem de Segurança

É possível determinar se uma estrutura laminada compósita apresentará falha ou não com base em critérios de falha estabelecidos. No projeto de estruturas laminadas, o objetivo é garantir que a estrutura esteja segura e não apresente falha durante sua vida útil. Para isso, é importante analisar a estrutura de forma quantitativa, utilizando os critérios de falha adequados, e determinar a margem de segurança necessária. Identificar a margem de segurança adequada para atender às necessidades das estruturas laminadas compósitas é uma etapa essencial na análise e no projeto dessas estruturas (DINIZ *et al.*, 2017).

De acordo com Daniel & Ishai (1994), o critério de Tsai-Wu é operacionalmente simples; portanto, é desejável para computação. O objetivo deste cálculo é duplo: determinar o fator de segurança para um determinado carregamento e determinar os componentes de resistência da lâmina referido a qualquer sistema de coordenadas.

Ainda segundo o presente autor, o fator de segurança  $S_f$  para um determinado estado bidimensional de tensão  $\sigma_i(\sigma_1, \sigma_2, \tau_6)$  é um multiplicador que é aplicado a todos os componentes de tensão para produzir um estado crítico ou de falha conforme definido pelo critério de falha selecionado, digamos, o critério de Tsai-Wu. Assim, para um dado estado de tensão  $(\sigma_1, \sigma_2, \tau_6)$ , o estado de tensão na ruptura é  $(S_f\sigma_1, S_f\sigma_2, S_f\tau_6)$ . A substituição das tensões críticas no critério de Tsai-Wu na equação (2.3) resulta

$$F_1 S_f \sigma_1 + F_2 S_f \sigma_2 + F_{11} S_f^2 \sigma_1^2 + F_{22} S_f^2 \sigma_2^2 + F_{66} S_f^2 \tau_6^2 + 2F_{12} S_f^2 \sigma_1 \sigma_2 = 1 \quad (2.10)$$

ou

$$aS_f^2 + bS_f - 1 = 0 \quad (2.11)$$

ou

$$a \cdot SR^2 + b \cdot SR - 1 = 0 \quad (2.12)$$

onde

$$a = F_{11}\sigma_1^2 + F_{22}\sigma_2^2 + F_{66}\tau_6^2 + 2F_{12}\sigma_1\sigma_2 \quad (2.13a)$$

$$b = F_1\sigma_1 + F_2\sigma_2 \quad (2.13b)$$

e a razão de resistência (SR) - *Strength Ratio*

Assim, o problema de determinação do fator de segurança se reduz ao de resolver a equação quadrática (2.13). As raízes da Eq. (2.13) são:

$$S_{fa} = \left| \frac{-b + \sqrt{b^2 + 4a}}{2a} \right| \quad (2.14)$$

(estado real de tensão)

$$S_{fr} = \left| \frac{-b - \sqrt{b^2 + 4a}}{2a} \right| \quad (2.15)$$

(estado de tensão com sinais invertidos)

Desta maneira a razão de resistência é expressa por:

$$SR = \left| \frac{-b + \sqrt{b^2 + 4a}}{2a} \right| \quad (2.16)$$

O resultado da expressão (2.3) é chamado de índice de falha ( $I_F$ ) ou fator inverso reverso (IRF), que pode ser utilizado para definir a resistência reserva do material segundo o Critério de Falha Tsai-Wu.

Sendo assim, para o Critério de Falha Tsai-Wu, a razão de resistência é inversamente proporcional ao índice máximo de falha (DINIZ *et al.*, 2017):

$$SR = \frac{1}{IRF} \quad (2.17)$$

De acordo com Barbero (2007), os critérios de falha são usados para prever a falha em materiais sujeitos a estresse multiaxial. Eles podem ser baseados em dados experimentais obtidos sob estresse uniaxial e têm como objetivo identificar a primeira ocorrência de falha em uma das lâminas do laminado. Para prever a falha completa do laminado e entender a evolução do dano, é necessário recorrer a abordagens mais avançadas, como a mecânica do dano contínuo. O critério de deformação máxima truncada é uma abordagem simplificada que estima a falha do laminado sem rastrear explicitamente a evolução do dano, fazendo certas suposições e aproximações sobre o comportamento do material.

Ainda segundo o presente autor, os critérios de falha são apresentados usando a noção de índice de falha ( $I_F$ ) ou fator inverso reverso (IRF), Equação 2.18, que é usado para vários pacotes MEF e é definido como:

$$I_F = \frac{\text{stress (carga aplicada)}}{\text{strength (força resistente)}} \quad (2.18)$$

A falha é prevista quando  $I_F \geq 1$ . A razão de resistência (SR) é o inverso do índice de falha

$$SR = \frac{1}{I_F} = \frac{1}{IRF} = \frac{\text{strength (força resistente)}}{\text{stress (carga aplicada)}} \quad (2.19)$$

A falha é prevista quando  $SR \leq 1$ .

Segundo Autar *et al.* (2006), Kolios (2012), Campbell (2010) e Aldoumani *et al.* (2020) o IRF é definido como a expressão (2.20), onde a carga máxima aplicada é a carga máxima admissível imposta à estrutura, enquanto a resistência máxima é a carga máxima que o material pode suportar antes da fratura. Se o valor de IRF estiver abaixo de 1, então a carga aplicada está abaixo da resistência última do material, o que indica que a estrutura é segura. Já quando o valor do IRF está acima de 1, a carga aplicada está além da resistência do material, o que significa que a estrutura é insegura.

## 2.5 - METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA

A metodologia de superfície de resposta (RSM, do inglês *Response Surface Methodology*) é uma abordagem estatística e matemática utilizada para otimizar processos por meio de um planejamento experimental. Essa metodologia permite determinar a relação entre os fatores de um experimento e as respostas observadas, bem como identificar os parâmetros ótimos do processo. A equação de regressão quadrática múltipla é frequentemente utilizada no RSM para modelar a relação entre os fatores e as respostas (LI, 2022).

A Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) é usada para modelar e analisar problemas complexos em que a resposta de interesse é influenciada por várias variáveis. Esta é frequentemente usada em projetos de otimização, nos quais o objetivo é encontrar o conjunto ideal de condições que maximize ou minimize a resposta. A análise da superfície de resposta envolve ajustar um modelo matemático aos dados experimentais ou simulados, para representar a relação entre as variáveis independentes e a resposta (AMARAL *et al.*, 2018).

Segundo Montgomery (2008), a utilidade do RSM na modelagem e análise de problemas com múltiplas variáveis de influência e o objetivo de otimização da resposta. Segue um exemplo apresentado por este autor descrevendo sobre RSM.

Suponha que um engenheiro químico deseja encontrar os níveis de temperatura ( $x_1$ ) e pressão ( $x_2$ ) que maximizam o rendimento ( $y$ ) de um processo. O rendimento do processo é uma função dos níveis de temperatura e pressão, onde

$$Y = f(x_1, x_2) + \varepsilon \quad (2.20)$$

Onde  $\varepsilon$  representa o ruído ou erro observado na resposta  $y$ . Se considerar a resposta esperada por  $E(y) = f(x_1, x_2) = \eta$ , então a superfície representada por

$$\eta = f(x_1, x_2) \quad (2.21)$$

é chamado de superfície de resposta.

Geralmente representamos a superfície de resposta graficamente, como na Figura 2.14, onde  $\eta$  é plotado em função dos parâmetros de  $x_1$  e  $x_2$ . Para ajudar a visualizar a forma de uma superfície de resposta, geralmente plotamos os contornos da superfície de resposta, conforme mostrado na Figura 2.15. No gráfico de contorno, surgem linhas de resposta constante.

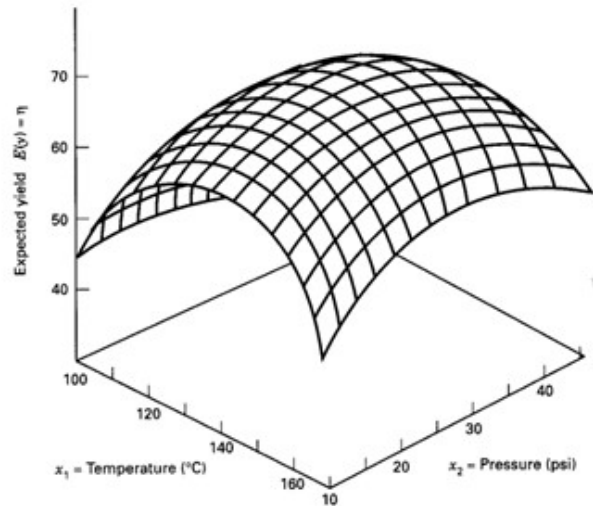


Figura 2.14 - Uma superfície de resposta tridimensional mostrando o rendimento esperado ( $\eta$ ) em função da temperatura ( $x_1$ ) e pressão ( $x_2$ ) (MONTGOMERY, 2008).

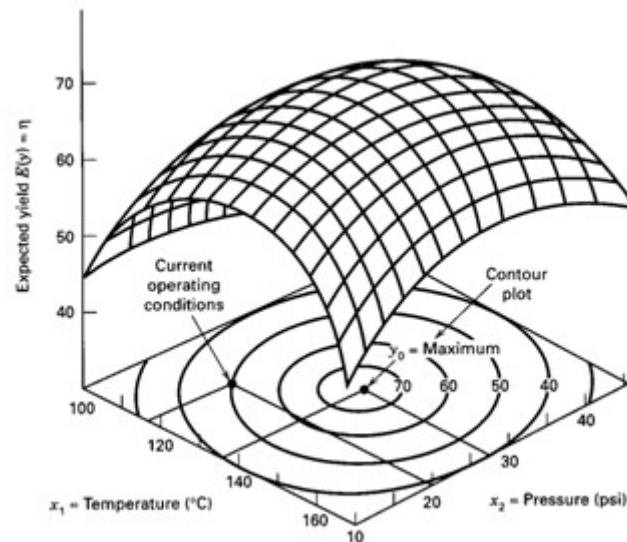


Figura 2.15 - Um gráfico de contorno de uma superfície de resposta (MONTGOMERY, 2008).

Na maioria dos problemas RSM, a relação entre a resposta (variável dependente) e as variáveis independentes é desconhecida ou complexa. Portanto, o primeiro passo no RSM é encontrar uma aproximação adequada para a verdadeira relação funcional entre a resposta ( $y$ ) e o conjunto de



variáveis independentes. Uma abordagem comum é utilizar um modelo de regressão polinomial de baixa ordem para descrever a relação entre as variáveis independentes e a resposta dentro de uma determinada região de interesse. O modelo polinomial de baixa ordem (modelo de primeira ordem) é geralmente expresso como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2.22)$$

Se houver curvatura no sistema, então um polinômio de maior grau deve ser usado, como o modelo de segunda ordem

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2.23)$$

onde  $Y$  é a resposta de interesse,  $x_i$  são os parâmetros de entrada,  $\beta_0, \beta_i, \beta_{ii}, \beta_{ij}$  são os coeficientes a serem estimados da superfície de resposta, e  $k$  é o número de variáveis independentes e  $\varepsilon$  o termo de erro associado.

Quase todos os problemas RSM usam um ou ambos os modelos. Para uma região relativamente pequena do espaço das variáveis independentes, onde o comportamento do relacionamento funcional é mais suave e não muito complexo, os modelos polinomiais geralmente funcionam bem. Nessa região limitada, um polinômio de baixo grau pode fornecer uma aproximação razoável do relacionamento funcional verdadeiro.

O método dos mínimos quadrados é frequentemente utilizado para estimar os parâmetros em polinômios de aproximação. Uma vez que o modelo é ajustado e os parâmetros são estimados, a superfície de resposta é analisada usando a superfície ajustada. Se o modelo for uma boa aproximação da verdadeira função de resposta do sistema, então a análise da superfície ajustada será aproximadamente equivalente à análise do sistema real. Para obter estimativas de parâmetros mais eficazes, é importante utilizar projetos experimentais adequados para coletar os dados. Os projetos de superfície de resposta são projetos de experimentos especialmente projetados para explorar eficientemente a região de interesse do espaço de projeto e fornecer informações relevantes para a análise da superfície de resposta.

O método de superfície de resposta é um procedimento sequencial, o que significa que é realizado em etapas sucessivas para melhorar gradualmente a resposta desejada. Quando estamos distantes do ótimo na superfície de resposta, como indicado nas condições operacionais atuais na Figura 2.16, o sistema possui pouca curvatura. Nessas situações, um modelo de primeira ordem, que

assume uma relação linear entre os fatores de entrada e a resposta, pode ser apropriado. O objetivo do RSM nessa fase é conduzir o experimentador de forma rápida e eficiente em direção à vizinhança geral do ótimo. Uma vez que a região ótima é identificada, é possível utilizar um modelo mais elaborado, como o modelo de segunda ordem, que leva em consideração termos quadráticos e de interação entre os fatores. Isso permite uma análise mais detalhada da superfície de resposta e a determinação de um ponto de resposta máxima (ou mínima, dependendo do objetivo). Analogamente, podemos pensar na análise da superfície de resposta como subir uma colina, em que o topo da colina representa o ponto de resposta máxima que se deseja alcançar. Se o objetivo for encontrar um ponto de resposta mínima, podemos visualizar o processo como descer a um vale. O objetivo final é encontrar o ponto ótimo que atenda às necessidades do sistema ou processo em questão (MONTGOMERY, 2008).

O objetivo final do RSM é determinar as condições operacionais ótimas para o sistema ou determinar uma região do espaço fatorial em que os requisitos operacionais sejam satisfeitos.

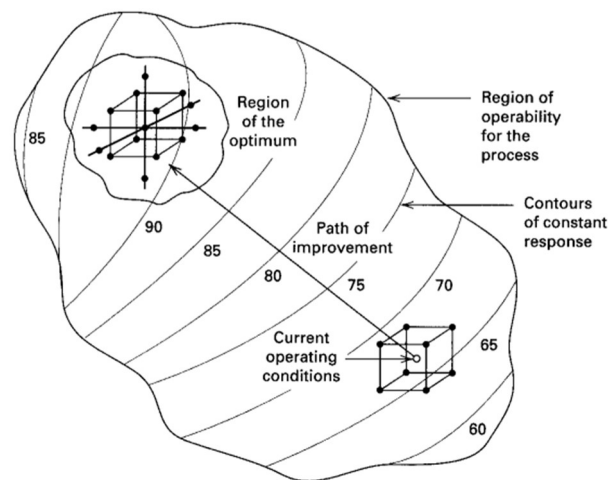


Figura 2.16 - A natureza sequencial do RSM (MONTGOMERY, 2008).

## 2.6 - ALGORITMOS GENÉTICOS

Os algoritmos genéticos (AGs) são de fato uma técnica de busca amplamente utilizada para resolver problemas de otimização complexos. Eles são inspirados pelos processos biológicos de evolução e seleção natural observados na natureza. A população inicial é gerada aleatoriamente e, em seguida, submetida a um processo iterativo que envolve a avaliação, seleção, cruzamento e mutação

dos indivíduos. Durante a avaliação, cada solução candidata é medida em relação a um critério de adequação (ou função de aptidão) que reflete o objetivo do problema de otimização. Os indivíduos mais aptos (ou seja, aqueles com maior valor de aptidão) têm maior probabilidade de serem selecionados para a reprodução, onde os cromossomos são combinados através de operações de cruzamento para criar descendentes. A mutação também é aplicada para introduzir variação genética na população. Ao longo das gerações, os indivíduos mais aptos têm maior probabilidade de passar suas características genéticas para as gerações subsequentes, enquanto os menos aptos têm menor probabilidade de sobreviver. Isso leva a uma evolução gradual da população, com soluções cada vez melhores sendo encontradas ao longo do tempo. Deste modo, os algoritmos genéticos fornecem uma abordagem eficaz para resolver problemas de otimização, permitindo a busca de soluções aproximadas em espaços de busca complexos, inspirados pelos princípios da evolução e seleção natural (YANG, 2010).

Os algoritmos genéticos são uma abordagem eficaz para resolver problemas de otimização com variáveis discretas e espaços de busca descontínuos e não convexos, oferecendo a possibilidade de encontrar soluções globalmente ótimas de forma mais eficiente do que as técnicas de programação não linear tradicionais (GOMES, 2017).

Conforme Diniz *et al.* (2017), uma abordagem para otimizar uma função como a de Tsai-Wu é utilizar algoritmos de otimização, como o algoritmo genético. Esses algoritmos podem ser aplicados para encontrar a melhor combinação de valores para as variáveis de projeto que minimize a função de Tsai-Wu. Com base nos valores iniciais da população, o algoritmo genético irá iterar e buscar a melhor combinação de valores para a função.

Os algoritmos genéticos são uma classe de algoritmos de otimização baseados em princípios da teoria da evolução e da genética. Eles diferem dos algoritmos tradicionais de otimização em vários aspectos importantes: baseiam-se em uma codificação do conjunto das soluções possíveis, e não nos parâmetros da otimização em si, os resultados são apresentados como uma população de soluções e não como uma solução única, não necessita de nenhum conhecimento prévio sobre a derivada da função objetivo e usam transições probabilísticas e não regras determinísticas (MITCHELL, 1999).

Essas características dos algoritmos genéticos tornam adequados para resolver problemas de otimização complexos, onde as técnicas tradicionais podem ser limitadas pela necessidade de conhecimento prévio sobre a função objetivo ou pela presença de múltiplos ótimos locais. Os

algoritmos genéticos fornecem uma abordagem heurística poderosa e flexível para encontrar soluções de boa qualidade em uma ampla variedade de problemas.

Os algoritmos genéticos são uma técnica de otimização inspirada na evolução biológica e são amplamente utilizados para resolver problemas complexos. Eles exploram um espaço de soluções em busca do ótimo global, imitando os processos de seleção natural, recombinação genética e mutação. Uma população inicial de soluções candidatas é criada aleatoriamente. Em cada geração, os operadores genéticos são aplicados para criar uma nova geração de soluções a partir das soluções existentes (DÍAZ, 2014).

Segundo Leh *et al.* (2015) o processo de otimização real é realizado com a implementação de um método de Algoritmo Genético onde obteve os seguintes resultados: os AGs podem lidar com parâmetros de otimização discretos e contínuos; são métodos robustos e eficientes, que podem lidar com inúmeros parâmetros de otimização e; são fáceis de implementar e, podendo ser adaptados às especificidades deste estudo.

Um dos princípios fundamentais que orienta a operação de um Algoritmo Genético Multiobjetivo (MOGA) reside na busca por soluções ótimas em cenários caracterizados por múltiplos objetivos que podem entrar em conflito. No contexto específico deste estudo, a segurança de vasos de pressão é diretamente influenciada pela espessura do material utilizado: maior espessura implica em maior segurança, porém também resulta em um aumento no peso do vaso. A Figura 2.17 descreve o fluxograma do processo de otimização do AG que envolve os seguintes passos: (i) Inicialização, o algoritmo começa gerando uma população inicial de soluções potenciais (indivíduos) para o problema dado. Cada indivíduo representa um conjunto de variáveis ou parâmetros de projeto que podem ser otimizados (no nosso caso, um vetor de seis elementos, 3 orientações e 3 espessuras). (ii) Avaliação de aptidão: A aptidão de cada indivíduo é avaliada com base em múltiplas funções objetivas que quantificam o desempenho da solução em diferentes objetivos. Como mencionado anteriormente, essas funções objetivo podem ser conflitantes, o que significa que a melhoria de um objetivo pode levar à degradação de outro. (iii) Seleção: O processo de seleção simula a seleção natural ao favorecer indivíduos com melhores valores de aptidão. Os métodos de seleção mais usados são seleção por torneio ou seleção por roleta, são usados para escolher indivíduos para passar para a próxima geração. (iv) Operadores Genéticos: Operadores genéticos, incluindo cruzamento e mutação, são aplicados aos indivíduos selecionados para criar novos descendentes. Cruzamento envolve combinar a informação genética de dois ou mais indivíduos para gerar novas soluções, enquanto mutação introduz mudanças aleatórias no material genético para explorar novas regiões do espaço de busca e, (v) Elitismo: O

elitismo pode ser empregado para preservar os melhores indivíduos de a população atual, garantindo que as melhores soluções encontradas até o momento sejam transportadas para a próxima geração sem nenhuma alteração. É muito importante destacar que o MOGA visa encontrar um conjunto de soluções que represente a frente de Pareto, que representa um conjunto de soluções não dominadas onde nenhuma outra solução pode melhorar um objetivo sem degradar outro. Diferentes técnicas, como distância de aglomeração ou medidas de dominância, são usadas para determinar os melhores *trade-offs* entre os objetivos e seleccione as soluções ótimas finais.

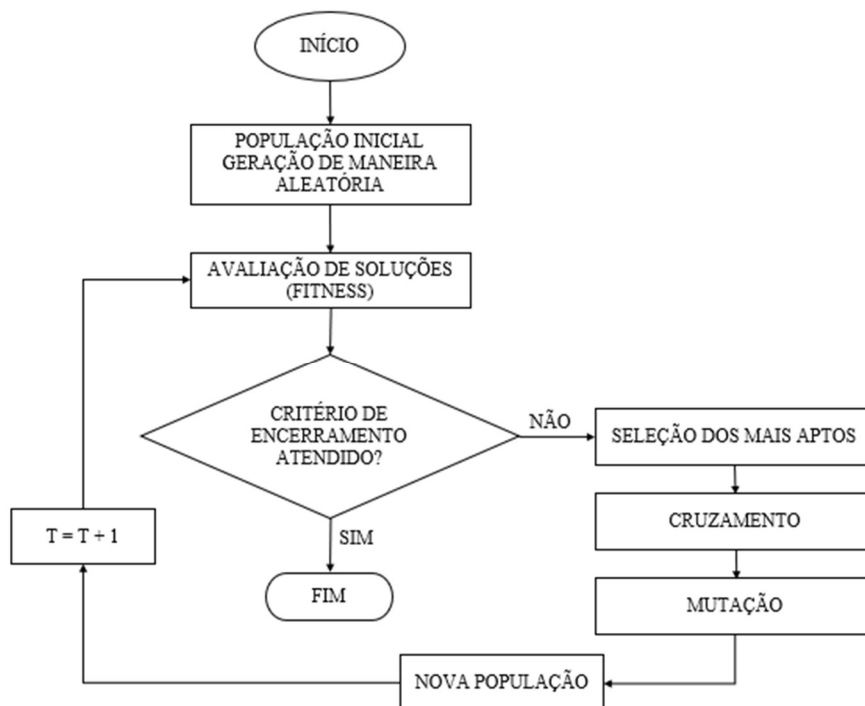


Figura 2.17 Fluxograma do Algoritmos Genéticos (DÍAZ, 2014).

### 3. METODOLOGIA PROPOSTA

#### 3.1 METODOLOGIA DE ANÁLISE PROPOSTA

O projeto e a análise de vaso de pressão de armazenamento de hidrogênio comprimido são tarefas complexas e críticas, onde o desafio é obter alternativas de configurações diferentes das fibras, a fim de suportar a pressão nominal interna de trabalho. Na Figura 3.1 é apresentado o fluxograma do processo desenvolvido neste trabalho, sendo resumido da seguinte forma:

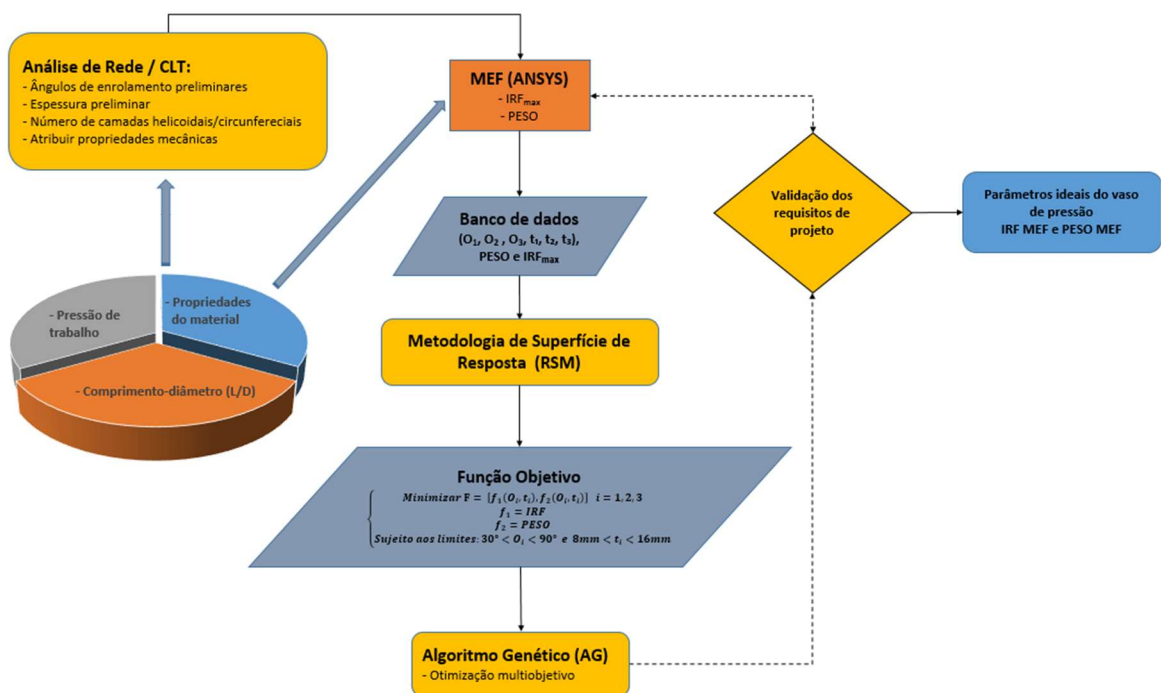


Figura 3.1 - Fluxograma do processo de projeto e análise de vaso de pressão de armazenamento de hidrogênio comprimido.

**Parâmetros de entrada:**

Pressão de trabalho, propriedades do material e definição da geometria são considerados como parâmetros de entrada para o processo de análise. São considerados também os parâmetros para análise de rede que incluem: ângulos de enrolamento preliminares, espessura preliminar, número de camadas helicoidais / circunferenciais e atribuir propriedades mecânicas.

Determinação do volume interno mínimo: com base nos parâmetros de entrada, o volume interno mínimo do vaso de pressão de armazenamento é calculado. Isso é feito levando em conta os requisitos de armazenamento de hidrogênio.

A escolha da relação comprimento/diâmetro (L/D): a relação L/D do vaso de pressão é selecionada de forma a permitir a instalação deste dentro do espaço disponível no veículo de transporte, como um automóvel. Isso também leva em consideração a avaliação das plantas, ou seja, outros componentes do sistema de armazenamento.

Determinação das dimensões internas do vaso de pressão: com base na relação L/D escolhida, as dimensões internas do vaso de pressão são determinadas, incluindo o comprimento, diâmetro e a forma do dome.

Análise de rede para estimar as espessuras: uma análise de rede é realizada para estimar as espessuras das camadas helicoidal e circunferencial do vaso de pressão. Essas espessuras são necessárias para garantir a resistência do vaso de pressão à pressão de ruptura como carga de projeto.

Segundo o estudo realizado por Costa *et al.* (2010), destaca a importância da configuração das camadas e das orientações das fibras nos compósitos, mas reconhece a complexidade de determinar a configuração ideal que evite falhas e garanta uma margem de segurança adequada. Uma análise cuidadosa é essencial para evitar problemas e garantir a integridade das estruturas compósitas.

**Método dos Elementos Finitos (MEF) (ANSYS)**

Análise MEF 3-D usando ANSYS®: com os resultados obtidos da análise de rede, uma análise de elementos finitos (FE) em três dimensões (3-D) é conduzida utilizando o software ANSYS®. Essa análise ajuda a validar e aprimorar as espessuras das camadas do vaso de pressão.

Ajuste das espessuras das camadas: com base nos resultados da análise FE 3-D, as espessuras das camadas helicoidal e circunferencial ajustadas para garantir que os valores do critério de falha de Tsai-Wu sejam menores que 1. O critério de falha de Tsai-Wu é uma medida de falha ou instabilidade de materiais compósitos. Ou seja, uma vez que as espessuras das camadas atendam aos critérios de segurança, o processo de análise é concluído, e o projeto do vaso de pressão de armazenamento é considerado adequado para a aplicação específica (ROH, 2013).

### **Banco de Dados**

Para armazenar os dados obtidos da análise estrutural estática, um banco de dados dos resultados das simulações é criado, que permitirá posteriormente uma análise, comparação e otimização de projetos futuros. As informações do banco de dados consiste de orientação das camadas do laminado ( $O_1, O_2, O_3$ ) da espessura da camada ( $t_1, t_2, t_3$ ), o peso do conjunto e o fator inverso reverso (IRF), utilizado para definir a resistência reserva do material segundo o Critério de Falha Tsai-Wu. Lembrando de que a eficiência do banco de dados depende da sua correta modelagem e do cuidado com a integridade dos dados inseridos. No Apêndice A3 as Tabelas A.1.12 e A.1.13 apresentam o banco de dados com  $O_1, O_2, O_3, t_1, t_2, t_3$ , Peso e IFR [ $f_1$  (MEF) e  $f_1$  (MOGA)] para o modelo 2LD3 e 3LD4.

### **Metodologia de Superfície de Resposta (RSM)**

Utilizado a Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) para criar uma função objetivo, onde alguns dados obtidos pelo MEF são usados para gerar um modelo de superfície de resposta personalizada. Essa metodologia permite determinar a relação entre os fatores de um experimento e as respostas observadas, bem como identificar os parâmetros ótimos do processo.

### **Função Objetivo**

Com as informações do banco de dados será construído uma função objetivo do vaso de pressão de acordo com seus parâmetros usando o método de superfície de resposta, que é a função contínua ( $f_1$  e  $f_2$ ) com variáveis de projeto de orientação das camadas do laminado ( $O_1, O_2, O_3$ ) da espessura da camada ( $t_1, t_2, t_3$ ).

### **Algoritmo Genético (GA)**

Um dos princípios fundamentais que orienta a operação de um Algoritmo Genético Multiobjetivo (MOGA) reside na busca por soluções ótimas em cenários caracterizados por múltiplos



objetivos que podem entrar em conflito. A segurança de vasos de pressão é diretamente influenciada pela espessura do material utilizado: maior espessura implica em maior segurança, porém também resulta em um aumento no peso do vaso.

### **Validação**

A validação dos requisitos de projeto será efetuada após obtenção de soluções ótimas para o problema otimizado, obtida via GA, e posteriormente validados por meio do Método dos Elementos Finitos (MEF) para confirmar os parâmetros ideais do vaso de pressão (IRF MEF e PESO MEF).

Em resumo, a Figura 3.1 apresenta o fluxograma do processo de projeto e análise de vaso de pressão de armazenamento de hidrogênio comprimido, onde são realizadas simulações numéricas via Método dos Elementos Finitos (MEF) para diferentes configurações do laminado, por exemplo, diferentes orientações e espessuras das fibras, a fim de avaliar a probabilidade mínima de falha. Para tornar o processo mais eficiente com redução do custo computacional, utilizamos a Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) para criar uma função objetivo, otimiza-la via Algoritmo Genético (GA) e validar os parâmetros ideais do vaso de pressão pelo Método dos Elementos Finitos (MEF).

## **3.2 - MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS**

A utilização do Método dos Elementos Finitos (MEF) em um programa computacional de elementos finitos permitiu simular o comportamento de um vaso de pressão de compósito, economizando tempo e material. A precisão da análise numérica depende da técnica de modelagem e das condições de análise.

### **Pressão interna do vaso de pressão**

A Figura 3.2 ilustra as cargas aplicadas na superfície interna do vaso de pressão. A magnitude da pressão interna varia de acordo com as taxas de enchimento de hidrogênio comprimido. No caso do deslocamento radial, a pressão exerce uma força nas paredes cilíndricas do vaso de pressão, fazendo com que elas se expandam ou contraiam. O deslocamento axial refere-se ao deslocamento ao longo das extremidades do vaso de pressão ou ao longo do *dome*. É necessário a definição do suporte fixo para suportar as cargas e pressões envolvidas. Esses suportes ajudam a manter a integridade estrutural do vaso de pressão, assegurando que ele possa resistir à pressão interna e aos deslocamentos resultantes (SAPRE, 2020).

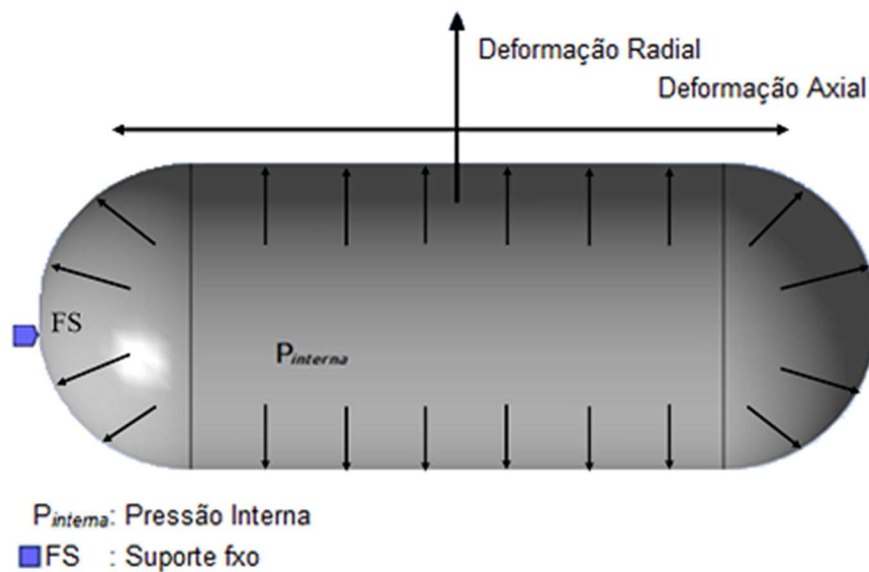


Figura 3.2 - Condições de carregamento em vaso de pressão Tipo IV.

Descrito por Nebe *et al.* (2022), Sapre (2020), Su *et al.* (2021) e Kim *et al.* (2023) apresentam um vaso de pressão tipo IV com pressões de trabalho interno entre 35 e 70 MPa para armazenamento de hidrogênio devido à sua alta relação resistência/peso e excelente resistência à fadiga e à corrosão.

### Modelagem e Análise MEF

No *software* ANSYS® o processo de empilhamento é diferente do real, sendo esta uma limitação. Segundo Sharma (2023), descreve que os ângulos de enrolamento e a sequência de camadas são predeterminados com base na pressão de projeto e nas espessuras estimadas das camadas, mas é necessário modelar no módulo ACP Pre/Post do *software* ANSYS® para determinar a falha do vaso de pressão Tipo IV. A sequência de empilhamento das camadas é feita com camadas angulares simétricas de  $\pm\theta$  completando um laminado balanceado (MOHAMMAD, 2019).

A modelagem e análise de elementos finitos (MEF) de um vaso de pressão Tipo IV usando o ANSYS® com o módulo ACP (ANSYS Composite Prepost) está representado pela Figura 3.3. A geometria do vaso de pressão para criar o modelo FE apresentado no trabalho de Sapre (2020) foi considerado um *liner* de PEAD e camadas de material compósito. Na Figura 3.3 apresenta apenas uma seção composta por 3 camadas com orientação variável das fibras ( $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ) e espessura da camada ( $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ ). Vale ressaltar que as orientações de  $O_i = 90^\circ$  são consideradas como enrolamento circular e as orientações de  $O_i \neq 90^\circ$  como enrolamento helicoidal.

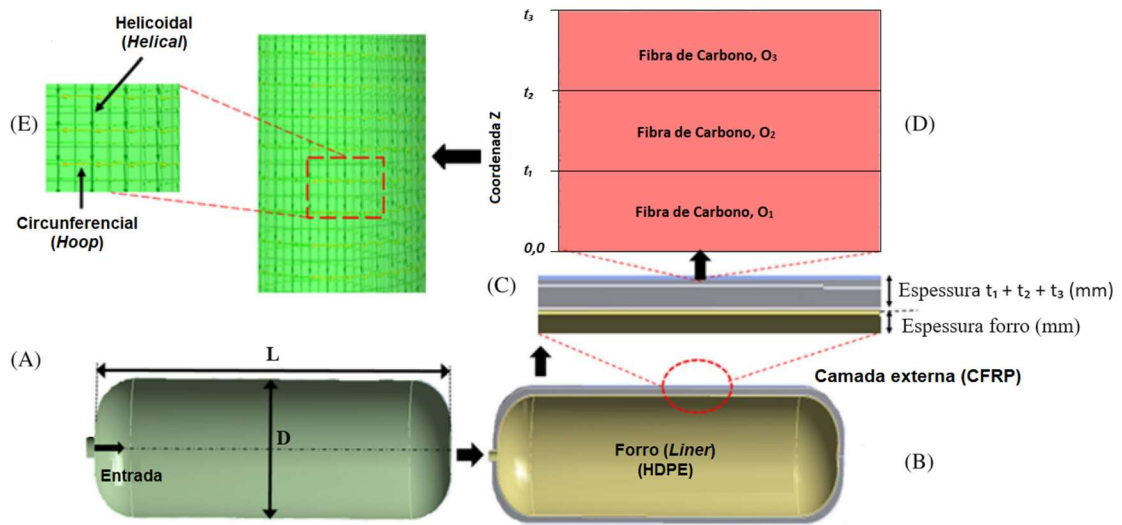


Figura 3.3 - Modelagem de vaso de pressão Tipo IV. A, vista 2D com cotas; B, visualização em camadas; C, espessura das camadas; D, seqüência de empilhamento de camadas; e E, enrolamento de fibra (Adaptado de SAPRE, 2020).

### 3.3 MODELAGEM NUMÉRICA

A utilização do Método dos Elementos Finitos (MEF) para simular o comportamento de um vaso de pressão foram conduzidas diversas simulações variando a orientação das fibras e a quantidade de camadas do laminado para analisar seu desempenho estrutural e propriedades mecânicas em diferentes configurações, sendo este estudo realizado no Software ANSYS®. Isso envolveu o desenvolvimento do modelo MEF, a criação da malha, a definição das condições de contorno e o cálculo de parâmetros com base no modelo físico usando o software ANSYS®.

#### Propriedades mecânicas

Os resultados numéricos foram obtidos pelo *software* ANSYS® e inseridos na presente análise as propriedades elásticas e os parâmetros de resistência do material, para o vaso de pressão Tipo IV deste trabalho. As propriedades mecânicas dos materiais adotados para o revestimento e as peças compostas estão resumidas nas Tabelas 3.1 e 3.2, respectivamente.

Tabela 3.1 - Propriedades mecânicas Epoxy Carbon UD (230 GPa) Wet (ASHBY, 2021).

<b>Propriedade</b>	<b>Valores</b>
Densidade (kg/m <sup>3</sup> )	1518
Módulo Young direção X (MPa)	1,23 x 10 <sup>5</sup>
Módulo Young direção Y (MPa)	7,78 x 10 <sup>4</sup>
Módulo Young direção Z (MPa)	7,78 x 10 <sup>4</sup>
Razão de Poisson XY	0,27
Razão de Poisson YZ	0,42
Razão de Poisson XZ	0,27
Módulo de cisalhamento XY (MPa)	5,0 x 10 <sup>3</sup>
Módulo de cisalhamento YZ (MPa)	3,1 x 10 <sup>3</sup>
Módulo de cisalhamento XZ (MPa)	5,0 x 10 <sup>3</sup>

Tabela 3.2 - Propriedades mecânicas Forro (*Liner*) - Plastic, PA6 (ASHBY, 2021).

<b>Propriedade</b>	<b>Valores</b>
Densidade (kg/m <sup>3</sup> )	1140
Módulo Young (MPa)	1,1 x 10 <sup>3</sup>
Razão de Poisson	0,3499
Módulo de cisalhamento (MPa)	4,12 x 10 <sup>2</sup>
Módulo de volume (MPa)	1,23 x 10 <sup>3</sup>

A escolha da relação comprimento/diâmetro (L/D) é selecionada de forma a permitir a instalação do vaso de pressão dentro do espaço disponível no veículo de transporte. Neste trabalho foi realizada análise para um vaso de pressão com uma relação L/D de:  $2 \leq L/D \leq 3$  e  $3 \leq L/D \leq 4$ . Na Tabela 3.3 é descrito os parâmetros de projeto do vaso de pressão Tipo IV.

Tabela 3.3 - Parâmetros de projeto do vaso de pressão Tipo IV.

<b>Parâmetros</b>	<b>Valores</b>
Comprimento (mm)	630 ( $2 < L/D < 3$ ) e 830 ( $3 < L/D < 4$ )
Diâmetro (interno) (mm)	230
L/D ( $2 < L/D < 3$ e $3 < L/D < 4$ )	2,74 e 3,61
Espessura (mm)	36
Pressão Nominal de trabalho (MPa)	70

## Tamanho e número de elementos na malha

A precisão dos resultados obtidos através da simulação MEF depende do tamanho e número de elementos na malha, que é uma das etapas para modelar no módulo ACP Pre/Post do *software* ANSYS®. Uma análise de convergência de malha foi feita a fim de definir o número ótimo de elementos que garantem forma precisa e um considerável consumo de tempo computacional, apresentado na Figura 3.4. Nesta análise foi estabelecido uma amostragem com a condição inicial do modelo 3LD4 para as orientações de 60°, 30° e 90°, respectivamente O<sub>1</sub>, O<sub>2</sub> e O<sub>3</sub>, com espessura total de 36mm. Constatado que à medida que o tamanho do elemento diminuía o tempo computacional de simulação MEF aumenta exponencialmente. Desta maneira, optou-se por desenvolver todo o trabalho considerando a malha com o tamanho do elemento de 8,0 mm e 10,0 mm respectivamente para os modelos 2LD3 e 3LD4, pois foi considerado o melhor resultado em tempo de resposta computacional (ponto 1 e 2). A Tabela 3.4 descreve os parâmetros de tamanho e número de elementos na malha para cada modelo e na Figura 3.5 apresenta a malha cilíndrica resultante.

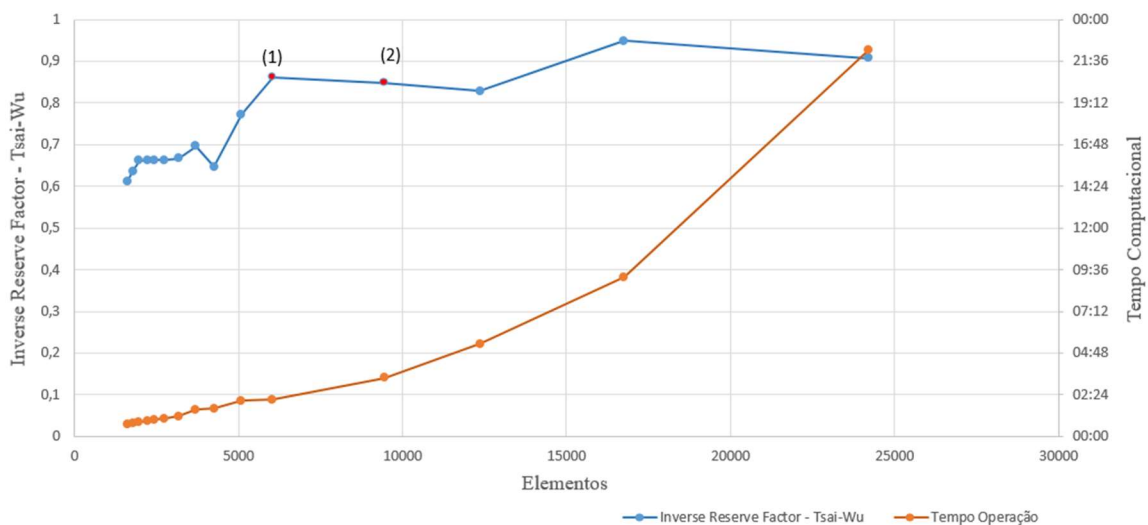


Figura 3.4 - Curva de análise de convergência da malha e tempo computacional MEF.

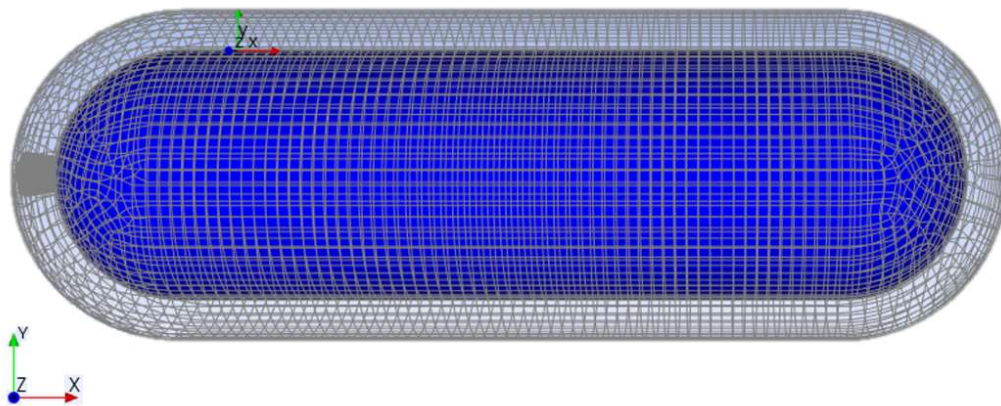


Figura 3.5 - Geometria em pequenos elementos.

Tabela 3.4 - Parâmetros de tamanho e número de elementos na malha.

Parâmetros	Valores
Modelo 3LD4:	-----
Tamanho do elemento ( <i>Mesh</i> ) (mm)	10,0
Elementos - Forro ( <i>Liner</i> ) - Plastic, PA6	6.047
Nós - Forro ( <i>Liner</i> ) - Plastic, PA6	6.048
Elementos - Laminado Epoxy Carbon UD (230 GPa) Wet	544.230
Nós - Laminado Epoxy Carbon UD (230 GPa) Wet	550.368
Modelo 2LD3:	-----
Tamanho do elemento ( <i>Mesh</i> ) (mm)	8,0
Elementos - Forro ( <i>Liner</i> ) - Plastic, PA6	7.174
Nós - Forro ( <i>Liner</i> ) - Plastic, PA6	7.172
Elementos - Laminado Epoxy Carbon UD (230 GPa) Wet	545.224
Nós - Laminado Epoxy Carbon UD (230 GPa) Wet	552.244

Da mesma forma a análise estrutural via MEF realizada considerou um elemento com as seguintes características:

- ✓ Tipo casca, que é baseado nos estudos da CLT e FSDT;
- ✓ 06 graus de liberdade por nó.

A união perfeita entre o *liner* de alta densidade e a fibra de carbono foi assumida. A Figura 3.6 representa o modelo MEF do vaso de pressão Tipo IV mostrando a parte interna e externa.

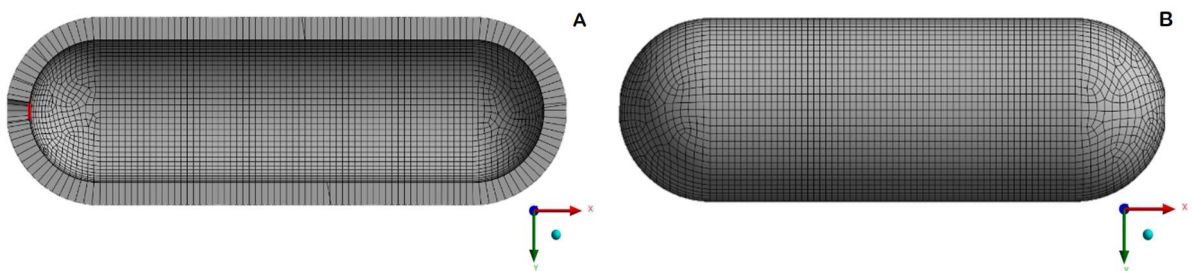


Figura 3.6 - Modelo de elemento finito do vaso de pressão Tipo IV.

A - Visão em corte; e B - Visão externa.

### Pressão interna do vaso de pressão

Neste trabalho foi definido que para suportar as cargas e pressões envolvidas, o suporte fixo fornecido na extremidade do *dome* do vaso de pressão localizado no bocal de abastecimento. O módulo estrutural estático foi usado para determinar a pressão de ruptura teórica de vasos de pressão e o módulo ACP Pre/Post foi usado para prever as características da falha. O modelo de análise de elementos finitos consiste em elementos de casca e superfície.

Desta maneira, foi definido para os cálculos deste trabalho a pressão interna de trabalho de 70 MPa, conforme descrito nos artigos apresentados no tópico 2.3 da estrutura do vaso de pressão de compósito Tipo IV. O modelo foi pós-processado no módulo ACP Post para prever a falha do vaso e estimar o peso do vaso de pressão.

### Modelagem Numérica

A modelagem e análise de elementos finitos (MEF) de um vaso de pressão Tipo IV neste trabalho foram realizadas usando o ANSYS® com o módulo ACP (ANSYS Composite Prepost). A

geometria do vaso de pressão utilizada para criar o modelo FE foi baseada nas dimensões do vaso de pressão de trabalho conforme a Figura 4.4, ou seja, foi considerado um *liner* de PEAD e camadas de material compósito. Foi criada apenas uma seção composta por 3 camadas com orientação variável das fibras:  $[O_1, O_2, O_3]$  e espessura da camada  $[t_1, t_2, t_3]$ . Não foi utilizado reforço especial de *dome* extra.

A Figura 3.7 ilustra a abordagem de modelagem completa do vaso de pressão tipo IV. A Figura 3.7.A,B mostra a geometria com sua dimensão e uma camada interna do vaso de pressão denominada forro (*liner*), feita de polímero de alta densidade que entra diretamente em contato com o gás comprimido, material de poliamida PA6. A Figura 3.7.C mostra as camadas de fibra de carbono/composito de matriz na parte externa do vaso de pressão chamado laminado. O laminado de *Epoxy Carbon UD (230 GPa) Wet* é composto por 90 camadas, com uma sequência de empilhamento, ângulo de enrolamento de *lay-up* de  $(\pm\theta)_s$  camada angular simétrica e laminado balanceado, com lamina de espessura de 0,40 mm, conforme mostrado na Figura 3.7.D, a espessura total da camada externa do composto é de 36mm. As camadas foram enroladas ao longo da superfície do vaso de pressão nas direções helicoidal e circunferencial para fornecer a resistência necessária ao laminado compósito. A vista detalhada do padrão de enrolamento da fibra de carbono é mostrada na Figura 3.7.E. O procedimento analítico utilizado para criar o modelo básico do laminado é realizado usando a teoria clássica do laminado (CLT).

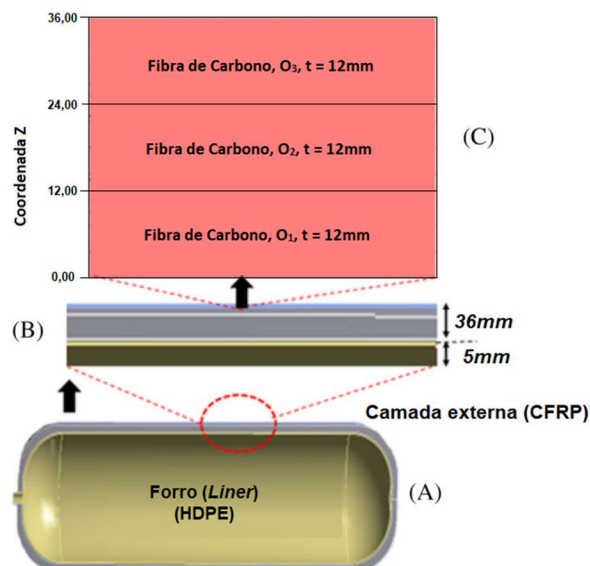


Figura 3.7 - Modelagem de vaso de pressão Tipo IV. A, visualização em camadas; B, espessura das camadas; e C, sequência de empilhamento de camadas (Adaptado de SAPRE, 2020).



Após definido a geometria e carga aplicada conforme apresentado na Tabela 4.3, realizou uma análise estrutural estática usando o programa ANSYS® de elementos finitos para determinar o Critério de Falha de Tsai-Wu (IRF) e o Fator de Segurança, respectivamente Figura 3.8 e Figura 3.9, para diferentes combinações de orientações de camadas em um laminado, na Figura 3.10 mostra a indicação dos vetores de orientações do vaso de pressão Tipo IV, neste exemplo é apresentado a orientação de  $\pm 30^\circ$ .

Para armazenar os dados obtidos da análise estrutural estática, criou-se um banco de dados dos resultados das simulações, que permitirá posteriormente uma análise, comparação e otimização de projetos futuros. Lembrando de que a eficiência do banco de dados depende da sua correta modelagem e do cuidado com a integridade dos dados inseridos.

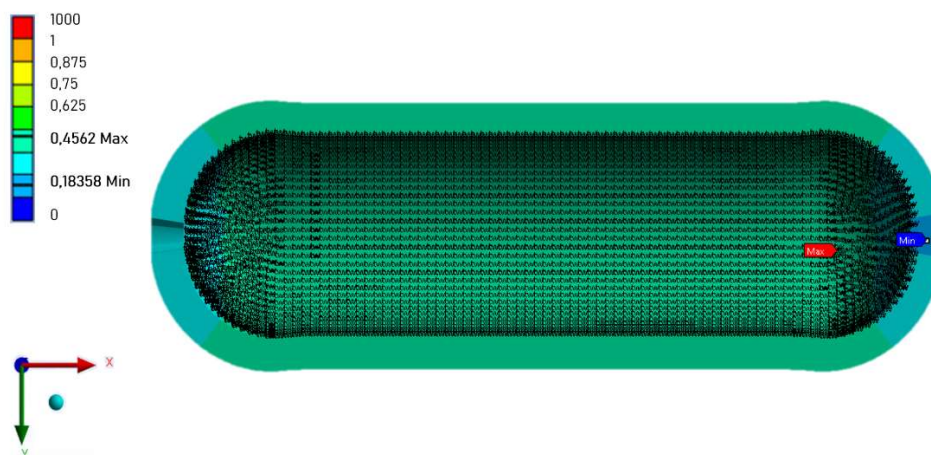


Figura 3.8 - Distribuição de tensão no revestimento do vaso de pressão Tipo IV a uma pressão nominal de trabalho de 70 MPa usando Critério de Falha Tsai-Wu (IRF).

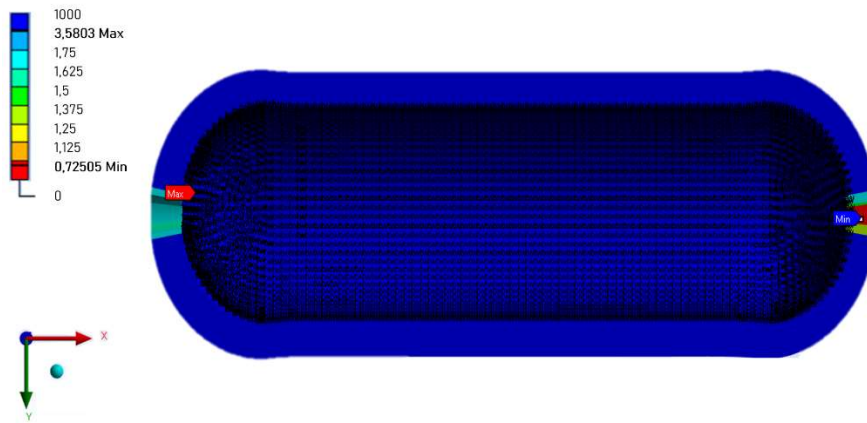


Figura 3.9 - Distribuição de tensão no revestimento do vaso de pressão Tipo IV a uma pressão nominal de trabalho de 70 MPa usando Fator de Segurança.

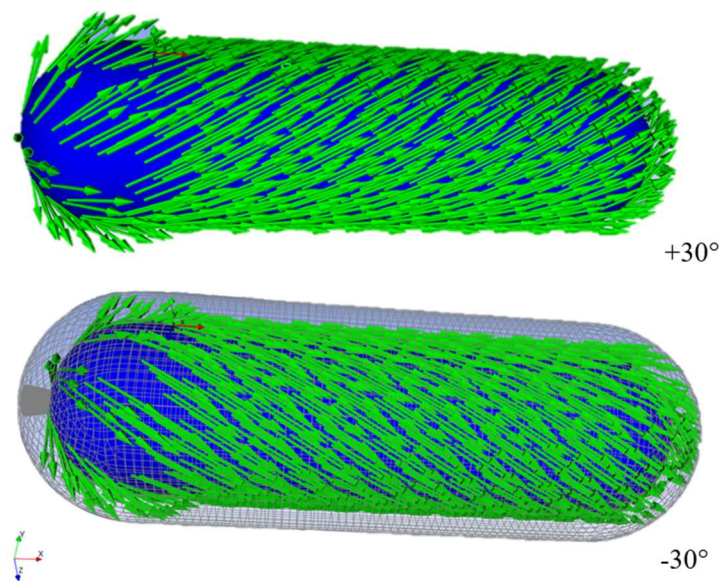


Figura 3.10 - Vetores de orientações do vaso de pressão Tipo IV.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos nas simulações numéricas para o vaso de pressão Tipo IV avaliadas, tendo dois objetivos principais: obter IRF menor que um (1) e obter o menor peso de cada modelo. Este estudo foi realizado através de análises de regressão para obter uma Superfície de Resposta (RSM) que foram obtidas através do *software* estatístico. A análise das superfícies de resposta é mais bem detalhada no Apêndice A. Posteriormente, a obtenção da otimização IRF e do Peso usando AG Multiobjetivo com o mesmo conjunto de parâmetros.

Foram considerados dois vasos de pressão Tipo IV de estruturas compósitas com diâmetros semelhantes ( $D = 230$  mm) e comprimentos ( $L = 830$  mm e  $630$  mm) definidos respectivamente como:

- i. Modelo 1:  $3 < L/D < 4$
- ii. Modelo 2:  $2 < L/D < 3$

Para o primeiro caso os trabalhos foram definidos para obter a otimização monobjetivo do vaso de pressão Tipo IV para diferentes camadas com espessura constante. E para o segundo caso a otimização multiobjetivo do vaso de pressão Tipo IV para orientações e espessuras variáveis. Ambos os casos são apresentados o estudo para os modelos 2LD3 e 3LD4. No Apêndice A3 as Tabelas A.1.12 e A.1.13 apresentam o banco de dados com  $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ , Peso e IFR [ $f_1$  (MEF) e  $f_1$  (MOGA)] para o modelo 2LD3 e 3LD4.

## 4.1 PRIMEIRO CASO - OTIMIZAÇÃO MONOOBJETIVO DO VASO DE PRESSÃO TIPO IV PARA DIFERENTES ORIENTAÇÕES

Neste trabalho, para o primeiro caso foi feita a função objetivo do vaso de pressão Tipo IV nas seguintes etapas: utilizado o *software* estatístico para obter o experimento fatorial multinível, sendo considerado os parâmetros das três orientações ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_3$ ) para diferentes níveis ( $10^\circ$ ,  $30^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $60^\circ$  e  $90^\circ$ ), que resultou em cento e vinte cinco (125) possibilidades de ensaios ou configurações. Destes foram selecionados aleatoriamente sessenta e cinco (65) configurações para o estudo de cada modelo 2LD3 e 3LD4, que são apresentados na Tabela 3.3 que corresponde à relação comprimento/diâmetro (L/D) de cada vaso de pressão, obtendo os gráficos de probabilidade normal.

Foi obtido o *Inverse Reserve Factor* ( $IRF_{max}$ ) máximo a partir da ferramenta ANSYS® ACP para cada 65 possibilidades de ensaios. A partir daí criou-se um banco de dados com os valores das orientações ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_3$ ) e  $IRF_{max}$  para cada ensaio.

Com objetivo de verificar a influência de cada par de orientações no contorno de IRF, para o modelo 3LD4 por exemplo obtém-se IRF versus  $O_2-O_1$ , IRF versus  $O_3-O_1$  e IRF versus  $O_3-O_2$ , respectivamente Figura 4.1, Figura 4.2 e Figura 4.3, foi analisado esses gráficos é constatado que a tendência de uso das orientações deve ser superior a  $30^\circ$ . Foi verificado que valores inferiores a  $30^\circ$  possuem o  $IRF_{max}$  maior que 2, indicando que essas orientações não são adequadas para garantir a segurança do vaso de pressão tipo IV de acordo com esse critério específico.

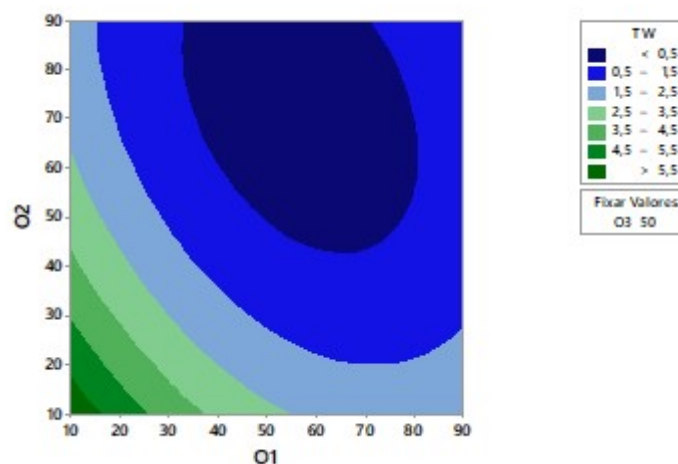


Figura 4.1 - Gráfico de Contorno de IRF versus  $O_2-O_1$  [Modelo 3LD4].

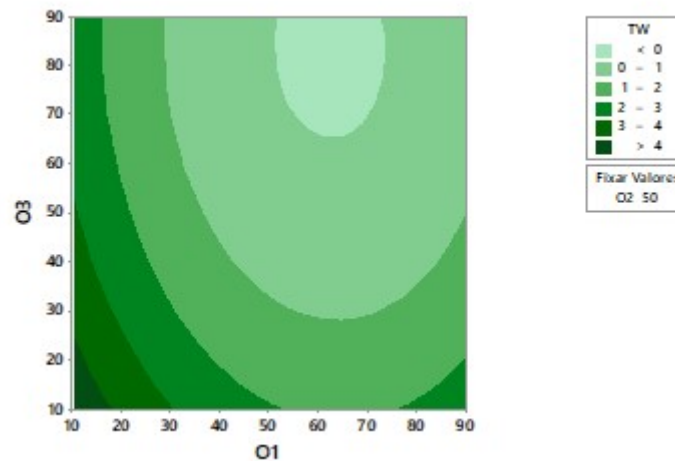


Figura 4.2 - Gráfico de Contorno de IRF versus  $O_3-O_1$  [Modelo 3LD4].

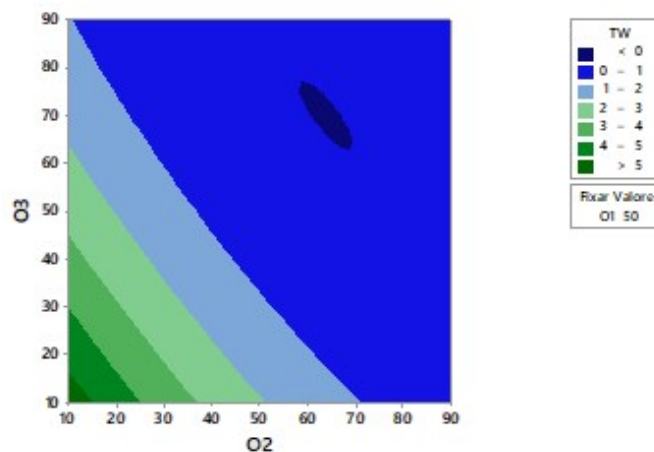


Figura 4.3 - Gráfico de Contorno de IRF versus  $O_3-O_2$  [Modelo 3LD4].

Foi realizado a mesma avaliação para o modelo 2LD3 por exemplo temos IRF versus  $O_2-O_1$ , IRF versus  $O_3-O_1$  e IRF versus  $O_3-O_2$ , respectivamente Figura 4.4, Figura 4.5 e Figura 4.6, onde também foi analisado esses gráficos é constatado que a tendência de uso das orientações também deve ser superior a  $30^\circ$ , pois valores inferiores a  $30^\circ$  possuem o  $IRF_{max}$  maior que 2, indicando que essas orientações não são adequadas para garantir a segurança do vaso de pressão tipo IV de acordo com esse critério específico.

Desta maneira, a análise feito anteriormente, ao verificar a influência de cada par de orientações no contorno de IRF, aplicado ao modelo 3LD4 e ao modelo 2LD3, serviu para descartar da primeira camada laminada, as orientações inferiores a  $30^\circ$  para os trabalhos futuros.

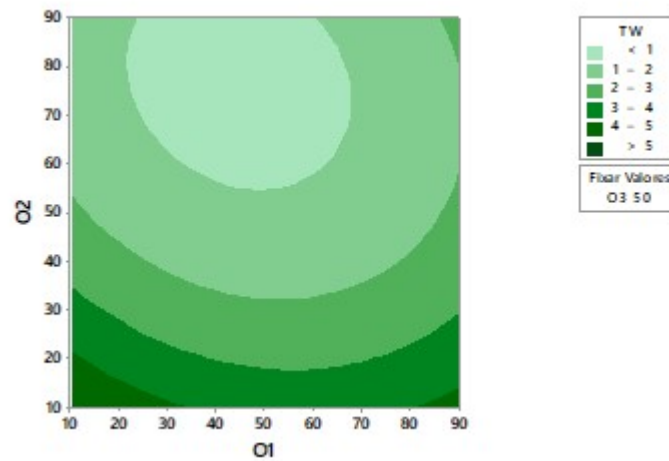


Figura 4.4 - Gráfico de Contorno de IRF versus  $O_2-O_1$  [Modelo 2LD3].

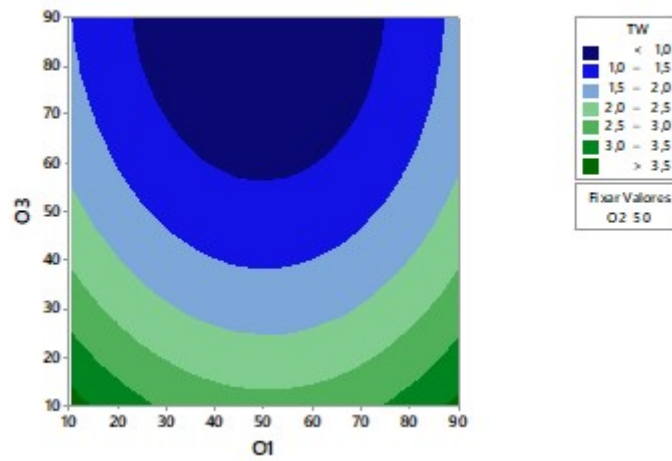


Figura 4.5 - Gráfico de Contorno de IRF versus  $O_3-O_1$  [Modelo 2LD3].

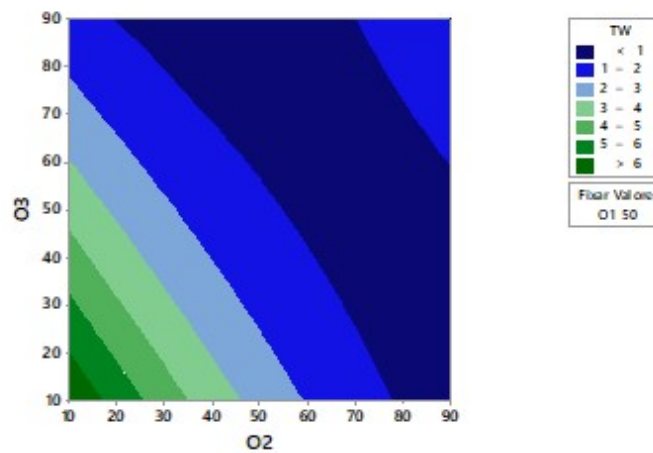


Figura 4.6 - Gráfico de Contorno de IRF versus  $O_3-O_2$  [Modelo 2LD3].

Com as informações do banco de dados, contendo orientações ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_3$ ) e  $IRF_{max}$  para cada ensaio, e através do RSM obteve-se uma função que relaciona IRF com as orientações ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_3$ ), sendo esta função usada como função objetivo no processo de otimização.

Utilizando o *software* estatístico para obter a superfície de resposta personalizada obtém-se uma equação de regressão de IRF apresentada por (4.1) e (4.2) para cada modelo 3LD4 e 2LD3, respectivamente.

$$\begin{aligned} IRF \text{ RSM (3LD4)} = & 12,98 - 0,1556 O_1 - 0,1582 O_2 - 0,1030 O_3 + 0,000986 O_1^2 \\ & + 0,000597 O_2^2 + 0,000364 O_3^2 + 0,000558 O_1O_2 \\ & + 0,000053 O_1O_3 + 0,000772 O_2O_3 \end{aligned} \quad (4.1)$$

$$\begin{aligned} IRF \text{ RSM (2LD3)} = & 11,619 - 0,0765 O_1 - 0,1701 O_2 - 0,1104 O_3 + 0,000629 O_1^2 \\ & + 0,000686 O_2^2 + 0,000289 O_3^2 + 0,000241 O_1O_2 + 0,000034 O_1O_3 \\ & + 0,001074 O_2O_3 \end{aligned} \quad (4.2)$$

Para o estudo monobjetivo as equações quadráticas (4.1) e (4.2) nenhum termo foi descartado, o descarte foi aplicado para o estudo multiobjetivo. Estas equações quadráticas poderão ser otimizadas e não é limitado apenas aos valores dos níveis apresentados anteriormente ( $10^\circ$ ,  $30^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $60^\circ$  e  $90^\circ$ ), pois é também uma equação contínua.

Verificou-se que os dados utilizados para a criação do modelo RSM são distribuídos normalmente, como pode ser visto nos gráficos de probabilidade normal de resíduos no Apêndice A.2.1 e Figuras 4.7 e 4.8 respectivamente 3LD4 IRF e 2LD3 IRF. A superfície de resposta só será "confiável" se os dados forem normais, por isso é feita esta verificação.

- Figura 4.7 - Probabilidade Normal 3LD4 IRF: erro de  $\pm 5\%$ ;
- Figura 4.8 - Probabilidade Normal 2LD3 IRF: erro de  $\pm 5\%$ .

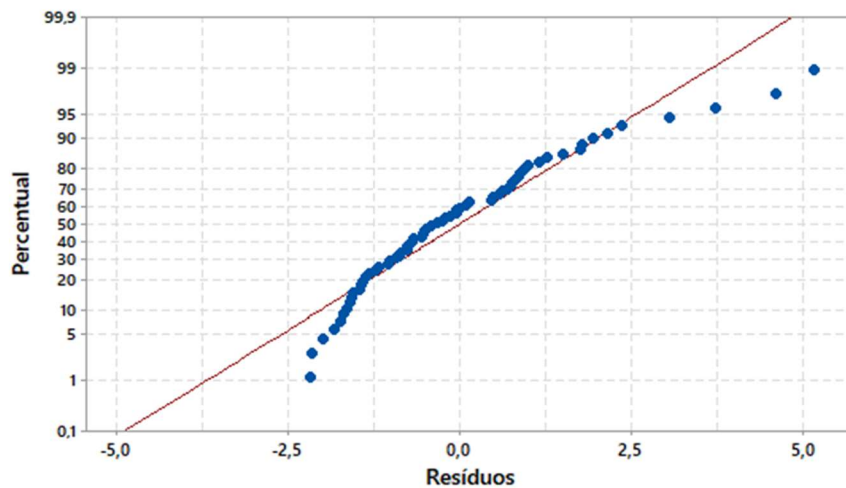


Figura 4.7 - Gráfico de Probabilidade Normal 3LD4 IRF.

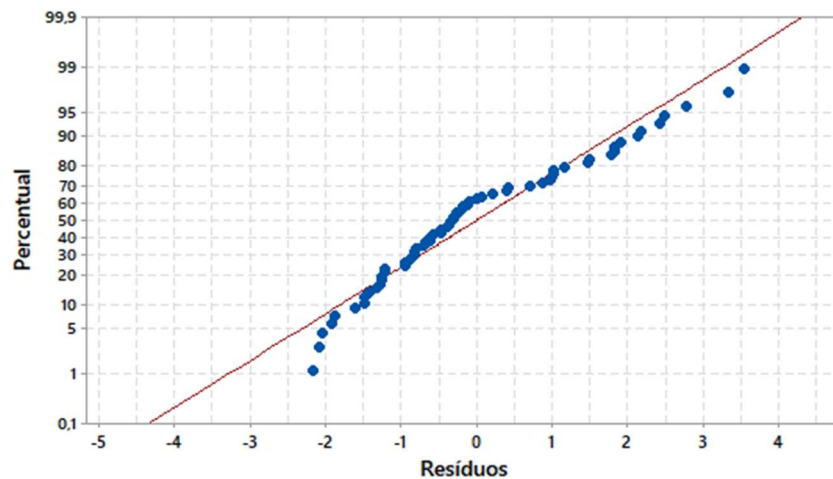


Figura 4.8 - Gráfico de Probabilidade Normal 2LD3 IRF.

Foi observado que o modelo construído via RSM apresentou uma precisão de 79,45% para o caso 2LD3 e 70,45% para o caso 3LD4. Este valor é a precisão da equação que ele criou em relação aos dados reais do banco de dados, e indica que a função obtida via RSM é capaz de acompanhar o comportamento geral dos dados reais do banco de dados. Essa aproximação é considerada bastante boa, pois indica uma correlação significativa entre os valores previstos pelo modelo MEF e os valores obtidos via RSM.

No entanto, é importante ressaltar que, mesmo com uma boa aproximação, os *softwares* estatísticos não são totalmente precisos. O *software* estatístico descreve que pode haver uma margem de erro entre os valores previstos e os valores reais, o que significa que as previsões podem não ser



exatas em todas as situações e recomenda considerar essa margem de erro ao interpretar os resultados fornecidos pelo *software*.

Em resumo, a aproximação obtida pelas curvas construídas via elementos finitos (IRF MEF) e construído via RSM (IRF RSM) é considerada boa, mas é necessário levar em conta a possibilidade de erro e considerar outras métricas de avaliação para uma análise mais abrangente. Na Figura 4.9 apresenta a comparação das curvas IRF MEF e IRF RSM para cada modelo 3LD4 e 2LD3, para os 65 dados utilizados. Conclui-se que estas figuras demonstram a precisão razoável do método RSM em comparação com MEF.

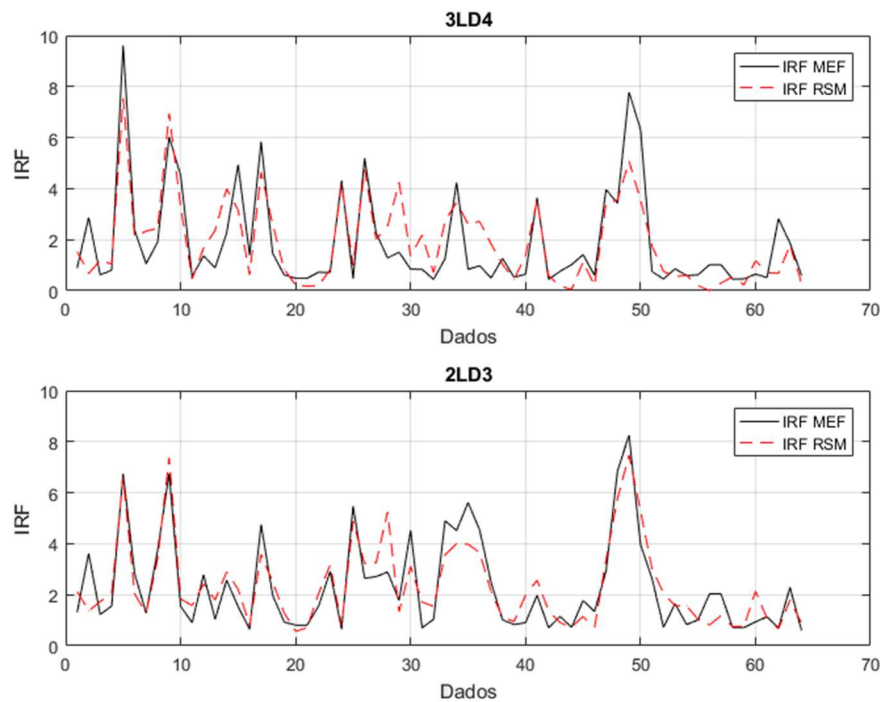


Figura 4.9 - Comparação das curvas IRF MEF e IRF RSM da equação quadrática.

A função objetivo (4.3) para o caso da otimização monobjetivo é representado por:

$$\begin{cases} \text{Minimizar } F = [f_1(O_i)] \quad i = 1, 2, 3 \\ f_1 = \text{IRF RSM (equação 4.1 e 4.2)} \\ \text{Espessura: } 12\text{mm cada laminado } O_i \\ \text{Sujeito aos limites: } 10^\circ < O_i < 90^\circ \end{cases} \quad (4.3)$$

A configuração de otimização do GA escolhida é descrita na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 - Configuração de otimização do GA.

Parâmetros	Valores
Fração de Cruzamento (%)	60
Fração de Mutação (%)	5
Tamanho da População ( $N_p$ )	40
Número de Gerações ( $N_g$ )	80
Critério de Parada IRF (*)	$\approx 0$

(\*) Critério de parada é o número de gerações e considerado para o estágio final do processo de otimização, também foi considerado elitismo. Os valores contidos nesta tabela foram adotados de literatura.

A Tabela 4.2 mostra três soluções ótimas para o problema de otimização dado para o modelo 3LD4 e na Figura 4.10 ilustra o IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ótimos.

Tabela 4.2 - Variáveis de projetos ótimas, validação GA-MEF [Modelo 3LD4].

Pontos	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	Massa (kg)	$f_1(GA)$	$f_1(MEF)$
1	30°	60°	60°	12mm	12mm	12mm	18,0	0,866	0,414
2	60°	60°	30°	12mm	12mm	12mm	18,0	0,582	0,435
3	60°	90°	30°	12mm	12mm	12mm	18,0	0,222	0,456

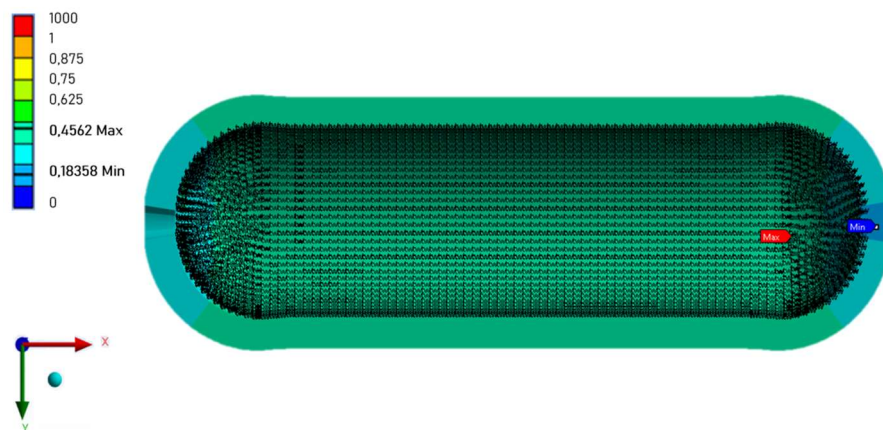


Figura 4.10 - IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ideais [Modelo 3LD4].

A Tabela 4.3 mostra três soluções ótimas para o problema de otimização dado e na Figura 4.11 ilustra o IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ótimos.

Tabela 4.3 - Variáveis de projetos ótimas, validação GA-MEF [Modelo 2LD3].

Pontos	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	Massa (kg)	$f_1(GA)$	$f_1(MEF)$
1	60°	30°	90°	12mm	12mm	12mm	18,0	0,556	0,708
2	90°	30°	30°	12mm	12mm	12mm	18,0	0,685	0,712
3	60°	90°	30°	12mm	12mm	12mm	18,0	0,609	0,708

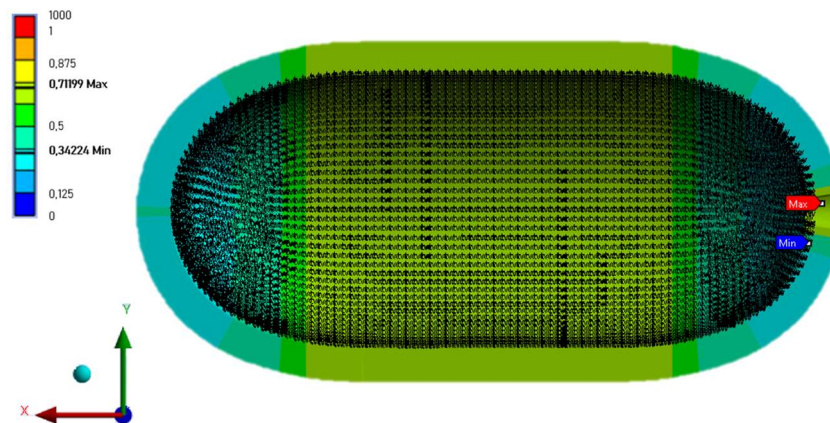


Figura 4.11 - IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ideais [Modelo 2LD3].

Em resumo, para o estudo do primeiro caso de otimização monobjetivo, aplicado aos modelos 3LD4 e 2LD3, os valores obtidos na Tabela 4.2 e 4.3 são as três soluções ótimas para o problema de otimização e considerando somente as orientações 10°, 30°, 45°, 60° e 90° e espessura constante de 12 mm para cada laminado.

## 4.2 SEGUNDO CASO - OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DO VASO DE PRESSÃO TIPO IV PARA ORIENTAÇÕES E ESPESSURAS VARIÁVEIS

Para o segundo caso foi feita a otimização monobjetivo do vaso de pressão tipo IV nas seguintes etapas: utilizado o software estatístico para obter o experimento fatorial multinível, sendo considerado os parâmetros das três orientações ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_3$ ) para diferentes níveis (30°, 60° e 90°) e espessura ( $t_1$ ,  $t_2$  e  $t_3$ ) de valores de 8, 12 e 16 mm, que resultou em setecentos e trinta (730) possibilidades de

ensaios ou configurações. Destes foram selecionados aleatoriamente sessenta (60) configurações para o estudo de cada modelo 3LD4 e 2LD3. Em seguida, foi obtido o *Inverse Reserve Factor* ( $IRF_{max}$ ) máximo a partir da ferramenta ANSYS® ACP para cada configuração e criado um banco de dados com os valores das orientações ( $O_1, O_2, O_3, t_1, t_2, t_3$ ) e  $IRF_{max}$ .

Com as informações deste banco de dados e através do uso do gráfico de probabilidade normal e de resíduos versus valores ajustados, descrito no Apêndice A.2, foi verificado que:

- Constatado que o tamanho amostral realmente afeta o poder do teste, e a opção de trabalhar com 60 combinações apresentou ser mais confiável, pois foi obtido o maior número percentis perto a distribuição e dentro da faixa de 0,5 e 3 de IRF com erro de  $\pm 5\%$ , mantendo o desvio padrão semelhante para os modelos 3LD4 e 2LD3.
- Para o gráfico de Resíduos versus Ajustes para PESO, para ambos os modelos e com 60 combinações, apresentou que os resíduos são aleatoriamente distribuídos e têm variância constante, apresentados na Figura A.9 e Figura A.12, respectivamente para os modelos 3LD4 e 2LD3.

Desta maneira, o banco de dados gerados para os modelos 3LD4 e 2LD3 com os valores das orientações ( $O_1, O_2, O_3, t_1, t_2, t_3$ ) e  $IRF_{max}$  são confiáveis para as próximas etapas deste trabalho.

#### 4.2.1 Modelagem 3LD4 via RSM

Da mesma maneira, para a modelagem 3LD4 obtido a superfície de resposta personalizado (RSM) usando como variáveis de projeto as orientações e espessuras das três camadas de um vaso de pressão Tipo IV, observamos no sumário do modelo que os preditores juntos explicam 84,30% e 100,00%, respectivamente para 3LD4 de RSM da variância do IRF e PESO. Este valor é a precisão da equação que ele criou em relação aos dados reais do banco de dados.

Desta maneira obtemos uma equação de regressão de superfície de resposta em unidades não codificadas a fórmula de PESO e IRF, que a partir das 3 orientações ( $O_1, O_2$  e  $O_3$ ) e 3 espessuras ( $t_1, t_2$  e  $t_3$ ), e após a análise de significância com a remoção dos termos que não são significantes como resposta, conforme demonstrado no Apêndice A.1, determina-se a equação quadrática:

$$\begin{aligned} \text{PESO (3LD4)} = & 0,034823 + 0,452179 t_1 + 0,451944 t_2 + 0,452213 t_3 + 0,001349 t_1^2 \\ & + 0,001355 t_2^2 + 0,001347 t_3^2 + 0,002701 t_1 t_2 + 0,002699 t_1 t_3 \\ & + 0,002703 t_2 t_3 \end{aligned} \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned} \text{IRF (3LD4)} = & 15,38 - 0,2060 O_1 - 0,1074 O_2 - 0,0646 O_3 + 0,081 t_1 - 0,678 t_2 \\ & + 0,178 t_3 + 0,000685 O_1^2 + 0,000270 O_2^2 + 0,000437 O_3^2 \\ & - 0,0039 t_1^2 + 0,0212 t_2^2 - 0,0073 t_3^2 + 0,000629 O_1 O_2 \\ & + 0,000541 O_1 O_3 \end{aligned} \quad (4.5)$$

A Figura 4.12 apresenta as curvas de comparação de IRF MEF x IRF RSM e PESO MEF x PESO RSM para o modelo 3LD4.

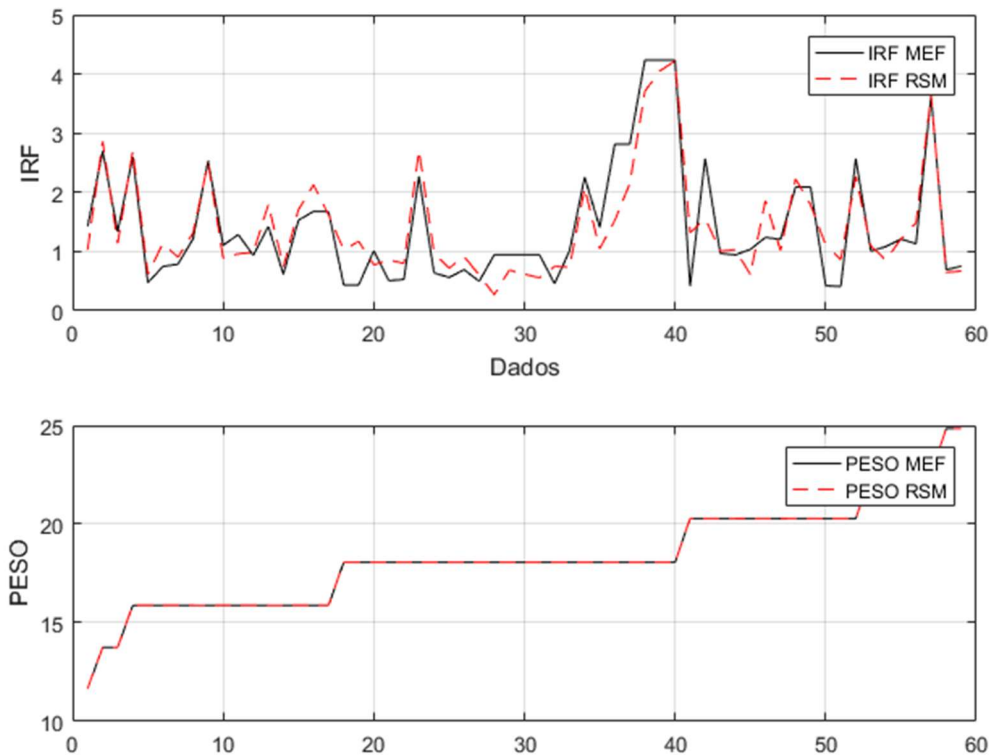


Figura 4.12 - Curvas de comparação de IRF MEF x IRF RSM e PESO MEF x PESO RSM [Modelo 3LD4].

## 4.2.2 Modelagem 2LD3 via RSM

Utilizando o *software* estatístico para obter a superfície de resposta personalizado (RSM) usando como variáveis de projeto as orientações e espessuras das três camadas de um vaso de pressão Tipo IV, observamos no sumário do modelo que os preditores juntos explicam 95,52% e 100,00%,

respectivamente para 2LD3 de RSM da variância do IRF e PESO. Este valor é a precisão da equação que ele criou em relação aos dados reais do banco de dados.

Desta maneira obtemos uma equação de regressão de superfície de resposta em unidades não codificadas a fórmula de PESO e IRF, que a partir das 3 orientações ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_3$ ) e 3 espessuras ( $t_1$ ,  $t_2$  e  $t_3$ ), e após a análise de significância com a remoção dos termos que não são significantes como resposta, conforme demonstrado no Apêndice A.1, determina-se a equação quadrática:

$$\begin{aligned} \text{PESO (2LD3)} = & 0,03513 + 0,341946 t_1 + 0,342327 t_2 + 0,342297 t_3 + 0,001130 t_1^2 \\ & + 0,001120 t_2^2 + 0,001123 t_3^2 + 0,002230 t_1 t_2 + 0,002232 t_1 t_3 \\ & + 0,002228 t_2 t_3 \end{aligned} \quad (4.6)$$

$$\begin{aligned} \text{IRF (2LD3)} = & 6,41 - 0,1271 O_1 - 0,0531 O_2 + 0,0010 O_3 + 0,426 t_1 - 0,306 t_2 \\ & + 0,014 t_3 + 0,000529 O_1^2 - 0,000130 O_2^2 - 0,000325 O_3^2 \\ & - 0,01678 t_1^2 + 0,02092 t_2^2 - 0,00937 t_3^2 + 0,000617 O_1 O_2 \\ & + 0,000572 O_1 O_3 \end{aligned} \quad (4.7)$$

A Figura 4.13 apresenta as curvas de comparação de IRF MEF x IRF RSM e PESO MEF x PESO RSM para o modelo 2LD3.

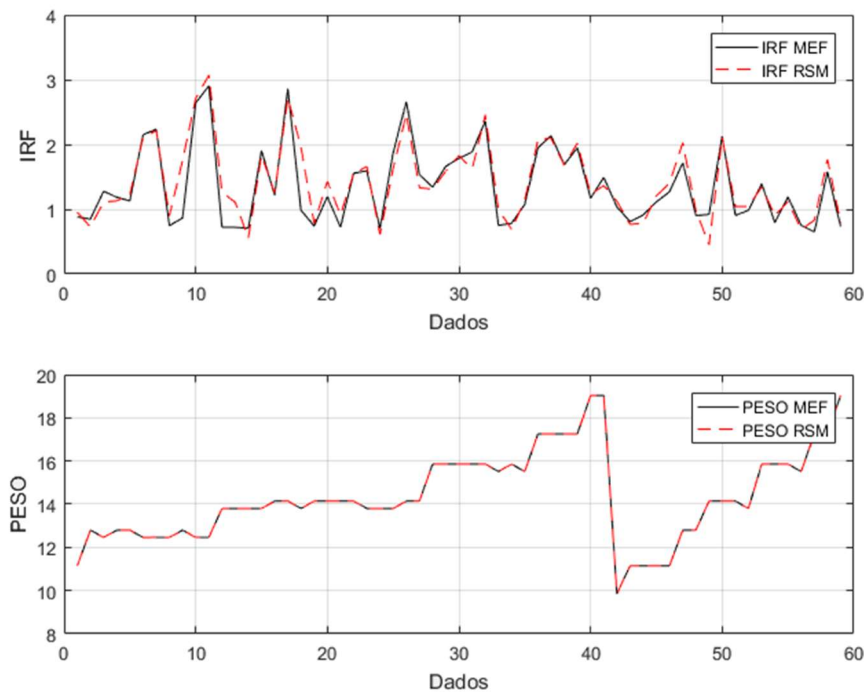


Figura 4.13 - Curvas de comparação de IRF MEF x IRF RSM e PESO MEF x PESO RSM [Modelo 2LD3].

Para a modelagem 3LD4 e 2LD3 as curvas apresentadas na Figura 4.12 e 4.13 mostram o quão preciso o RSM para estimar o comportamento do vaso de pressão a partir dos dados fornecidos pelo modelo MEF.

### 4.2.3 Otimização Multiobjetivo

As características de bom desempenho do Algoritmo Genético Multiobjetivo (MOGA) foram os motivos de ter aplicado neste trabalho. Foi desenvolvido no software MATLAB® o algoritmo gamultiobj usa um algoritmo genético elitista controlado. Um AG elitista sempre favorece indivíduos com melhor valor de aptidão (rank). Este software descreve que um AG elitista controlado também favorece indivíduos que podem ajudar a aumentar a diversidade da população mesmo que tenham um valor de aptidão menor e manter a diversidade da população é importante para convergência para uma frente de Pareto ótima. A diversidade é mantida controlando os membros da elite da população à medida que o algoritmo progride. Duas opções, ParetoFraction e DistanceFcn, controlam o elitismo. Sendo que o ParetoFraction limita o número de indivíduos na frente de Pareto (membros da elite). A função de distância, selecionada por DistanceFcn, ajuda a manter a diversidade em uma frente, favorecendo os indivíduos que estão relativamente distantes na frente. O algoritmo para se o spread, uma medida do movimento da frente de Pareto, for pequeno.

Para os modelos 3LD4 e 2LD3 a configuração de otimização do GA escolhida foi composta pelos parâmetros: fração de cruzamento  $P_c = 0,6$ , fração de mutação  $P_m = 0,05$ , tamanho da população  $N_p = 100$  e Número de Gerações  $N_g = 200$ , mas, como critério de parada  $IRF \approx 0$  é considerado para o estágio final do processo de otimização, também foi considerado elitismo.

### 4.2.4 Otimização Multiobjetivo usando Algoritmos Genéticos - Modelagem 3LD4

Este modelo funcional criado pelo método RSM é usado para tornar possível encontrar o esquema de *layout* ideal que satisfaça o IRF máximo (vaso de pressão seguro em termos da teoria de Tsai-Wu) e o peso mínimo do vaso de pressão sem a necessidade de análises de elementos finitos durante todo o processo de otimização. O Algoritmo Genético Multiobjetivo (MOGA) foi adotado para resolver o problema de otimização que é formulado na Equação 4.8.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimizar } F = [f_1(O_i, t_i), f_2(O_i, t_i)] \quad i = 1, 2, 3 \\ f_1 = IRF \text{ (Eq. 4.5)} \\ f_2 = W \text{ (Eq. 4.4)} \\ \text{Sujeito aos limites: } 30^\circ < O_i < 90^\circ \text{ e } 8\text{mm} < t_i < 16\text{mm} \end{array} \right. \quad (4.8)$$

Como dito anteriormente, o principal princípio de funcionamento de um algoritmo genético multiobjetivo (MOGA) é encontrar soluções ótimas para problemas com múltiplos objetivos conflitantes. No nosso caso, mais espessura garantirá vasos de pressão mais seguros, mas ao mesmo tempo, mais peso.

A Figura 4.14 representa a frente de Pareto resultante da otimização realizada. A Tabela 4.4 mostra três soluções ótimas para o problema de otimização dado (o mesmo apontado na Figura 4.12).

Tabela 4.4 - Variáveis de projetos ideais, validação MOGA-MEF [Modelo 3LD4].

Pontos	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	Massa (kg)	$f_1(MOGA)$	$f_1(MEF)$
1	68,4°	44,7°	51,3°	8,0mm	9,9mm	8,1mm	14,4	0,635	0,886
2	66,9°	50,9°	52,7°	8,0mm	8,8mm	8,0mm	13,9	0,747	0,959
3	67,8°	50,9°	50,4°	8,0mm	8,2mm	8,0mm	13,5	0,836	0,928

Pode-se observar na Tabela 4.4 que as soluções ótimas estão dentro da faixa de ângulos e espessuras definidas nos limites do problema de otimização. Esperava-se uma saturação do limite de espessura mínima para reduzir o peso. O IRF ótimo quando validado via MEF produziu valores semelhantes, apesar de algumas diferenças, nos três pontos escolhidos da curva pareto-dominante. Também foi verificado que o MEF validou  $IRF < 1$ . Na Figura 4.15 ilustra o IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ótimos, que representa o ponto 2.



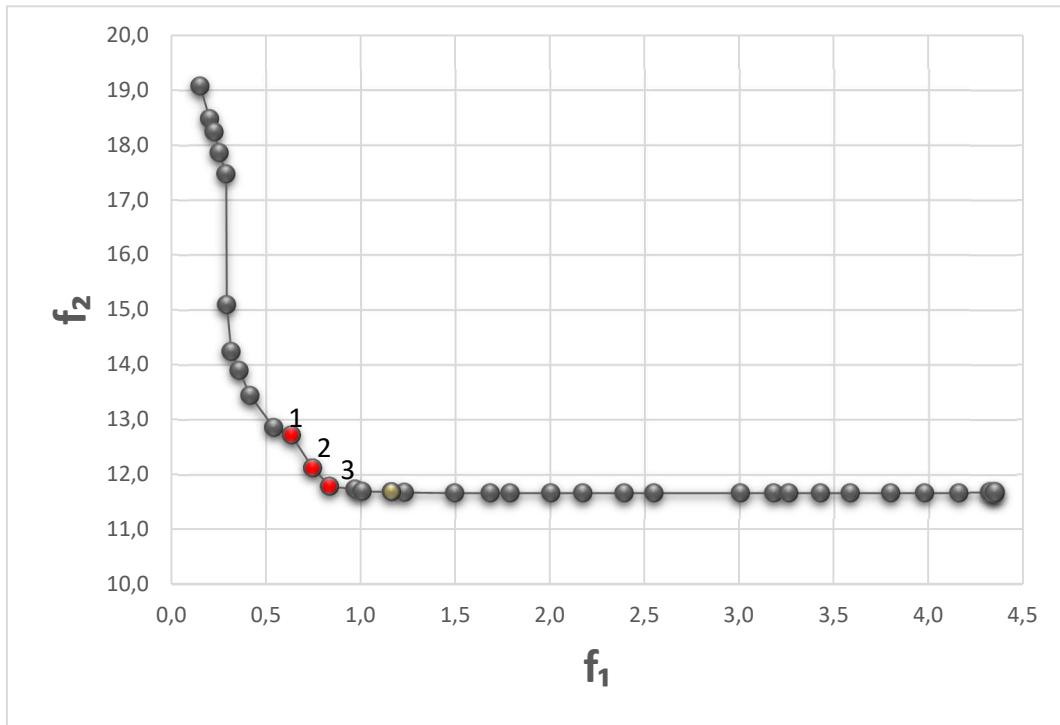


Figura 4.14 - Frente de Pareto do ponto ótimo que minimiza  $f_1$ :  $IRF$  e  $f_2$ :  $W$  em um Vaso de Pressão Tipo IV [Modelo 3LD4].

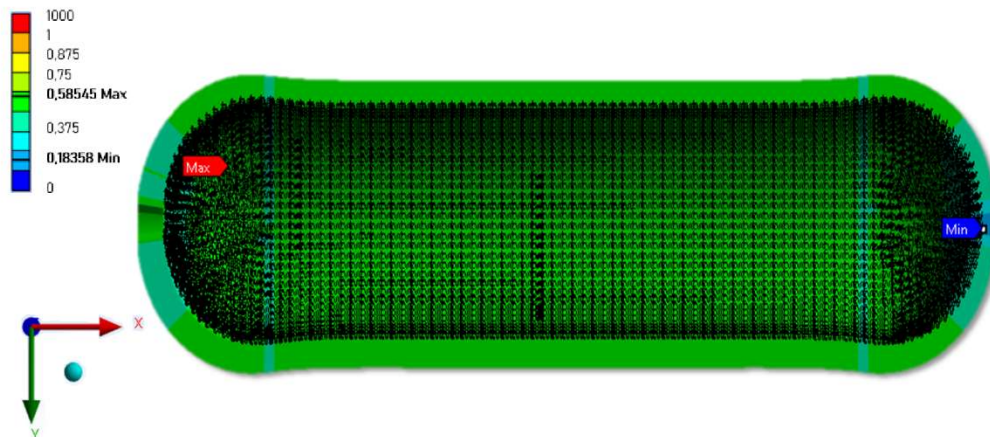


Figura 4.15 - IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ideais [Modelo 3LD4].

### 4.2.5 Otimização Multiobjetivo usando Algoritmos Genéticos - Modelagem 2LD3

Seguindo a mesma metodologia aplicada à modelagem anterior, a modelagem 2LD3 é formulado na Equação 4.9.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimizar } F = [f_1(O_i, t_i), f_2(O_i, t_i)] \quad i = 1, 2, 3 \\ f_1 = IRF \text{ (Eq. 4.7)} \\ f_2 = W \text{ (Eq. 4.6)} \\ \text{Sujeito aos limites: } 30^\circ < O_i < 90^\circ \text{ e } 8\text{mm} < t_i < 16\text{mm} \end{array} \right. \quad (4.9)$$

A Figura 4.16 representa a frente de Pareto resultante da otimização realizada. A Tabela 4.5 mostra três soluções ótimas para o problema de otimização dado (o mesmo apontado na Figura 4.14).

Tabela 4.5 - Variáveis de projetos ideais, validação MOGA-MEF [Modelo 2LD3].

Pontos	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	Massa (kg)	$f_1$ (MOGA)	$f_1$ (MEF)
1	63,5°	30,2°	88,6°	9,8mm	10,4mm	11,7mm	13,4	0,723	0,876
2	56,4°	30,6°	89,3°	9,7mm	10,8mm	10,8mm	13,1	0,797	0,778
3	61,6°	30,3°	89,8°	9,8mm	10,5mm	10,4mm	12,9	0,826	0,839

Da mesma maneira exposta no modelo anterior, pode-se observar na Tabela 4.5 que as soluções ótimas estão dentro da faixa de ângulos e espessuras definidas nos limites do problema de otimização. Também foi verificado que o MEF validou  $IRF < 1$ , e na Figura 4.17 demonstra o IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ideais, que representa o ponto 2.

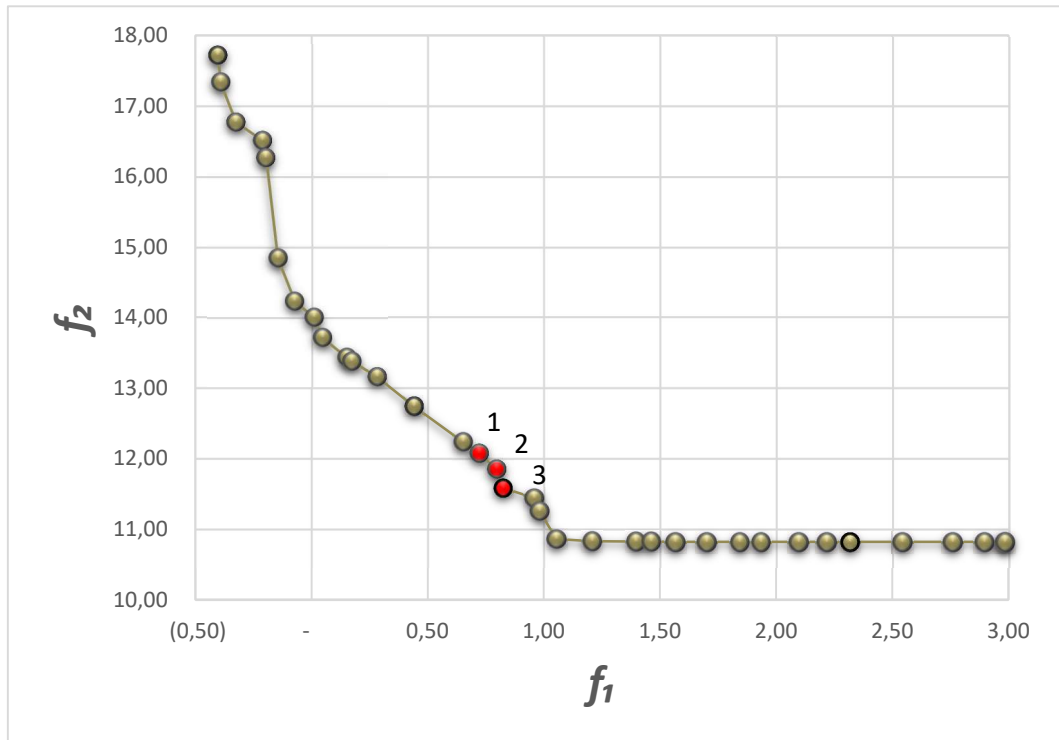


Figura 4.16 - Frente de Pareto do ponto ótimo que minimiza  $f_1$ : IRF e  $f_2$ : W em um Vaso de Pressão Tipo IV [Modelo 2LD3].

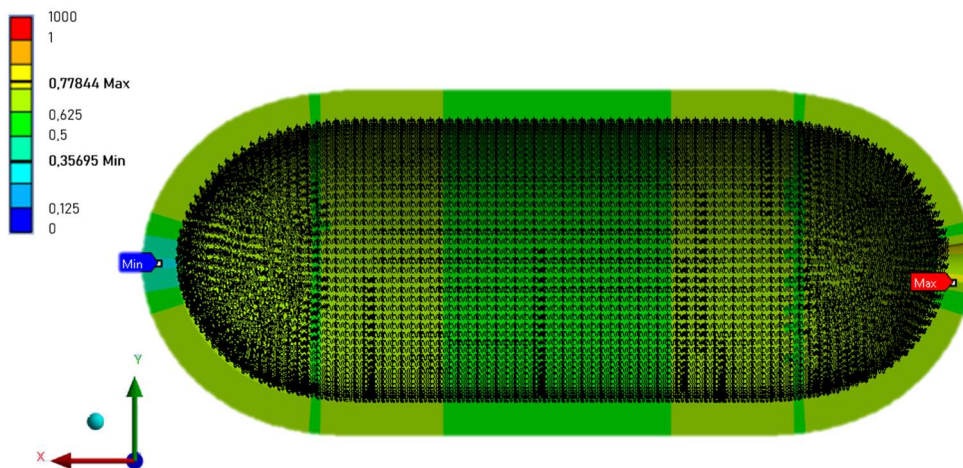


Figura 4.17 - IRF MEF do vaso de pressão para parâmetros ideais [Modelo 2LD3].

## 5. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

### 5.1 CONCLUSÕES

O estudo foi focado na identificação e o projeto de um vaso de pressão Tipo IV para armazenamento de hidrogênio com alternativas de trama de fibra de carbono de revestimento, a fim de suportar a pressão nominal interna de trabalho. A estrutura do vaso de pressão é composta de uma camada interna denominada forro (*liner*) feita de polímero de alta densidade, material de poliamida PA6, e revestido com laminado de fibra/matriz de carbono, composta por 3 camadas com orientação variável das fibras ( $O_1, O_2, O_3$ ) e espessura da camada ( $t_1, t_2, t_3$ ).

Criado o modelo de um vaso de pressão Tipo IV submetido a uma pressão de trabalho de 70 MPa fazendo uso do MEF, composta por 3 camadas com orientação variável das fibras ( $O_1, O_2, O_3$ ) e espessura da camada ( $t_1, t_2, t_3$ ) constante. Realizados simulações numéricas utilizando o MEF para determinar o valor máximo do fator de segurança (IRF). Ressaltando que se o valor de IRF estiver abaixo de 1, então a carga aplicada está abaixo da resistência última do material, o que indica que a estrutura é segura.

Posteriormente foi desenvolvido dois casos de estudo. O primeiro caso é a otimização monobjetivo para diferentes orientações de fibras e no segundo caso é tratado da otimização multiobjetivo para diferentes orientações e espessuras, ambos aplicados ao vaso de pressão Tipo IV.

Inicialmente utilizou-se o *software* estatístico para obter o experimento fatorial multinível, sendo considerado os parâmetros das três orientações ( $O_1, O_2, O_3$ ) para diferentes níveis ( $10^\circ$ ,

30°, 45°, 60° e 90°), que resultou em sessenta e cinco (65) configurações aleatórias para o estudo de cada modelo 2LD3 e 3LD4.

Para o primeiro caso foi feito as simulações numéricas utilizando o MEF para as configurações descritas anteriormente, para cada modelo 2LD3 e 3LD4, e criado um banco de dados com os valores das orientações ( $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ) e IRF máximo para cada ensaio. Com este conjunto de dados foi construído uma função objetivo do vaso de pressão de acordo com seus parâmetros usando o método de superfície de resposta, que é a função contínua de IRF, com 3 variáveis de projeto ( $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ). Pela avaliação do gráfico de probabilidade normal constatou-se que a distribuição normal apresentou resultados satisfatórios, ao comparar os resultados do modelo numéricos por elementos finitos e do modelo obtido por RSM.

Além disso, foi constatado que o modelo construído via RSM apresentou uma precisão de 79,45% para o caso 2LD3 e 70,45% para o caso 3LD4. Essa aproximação é considerada bastante boa, pois indica uma correlação significativa entre os valores previstos pelo software e os valores reais do banco de dados. Constatado também, que a influência de cada par de orientações no contorno de TW, aplicado em ambos os modelos, serviu para descartar da primeira camada laminada, com orientações inferiores a 30° para os trabalhos futuros.

No segundo caso foi tratado da otimização multiobjetivo do vaso de pressão Tipo IV para diferentes orientações e espessuras, com o intuito de reduzir o IRF e o peso usando AG. Iniciou-se com a utilização do *software* estatístico para obter o experimento fatorial multinível, sendo considerado os parâmetros das três orientações ( $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ) para diferentes níveis e diferentes espessuras ( $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ ). Foram selecionados aleatoriamente sessenta (60) configurações para o estudo de cada modelo 2LD3 e 3LD4. Em seguida, foi obtido o IRF máximo para cada configuração e criado um banco de dados com os valores das orientações ( $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ ) e IRF máximo.

Com as informações deste banco de dados e através do uso do gráfico de probabilidade normal e de resíduos versus valores ajustados, foi verificado que: (i) O tamanho amostral realmente afeta o poder do teste e a opção de trabalhar com 60 combinações apresentou ser mais confiável, pois foi obtido o maior número percentis perto a distribuição e com erro de  $\pm 5\%$ , mantendo o desvio padrão semelhante entre os modelos 2LD3 e 3LD4; e (ii) Para o gráfico de Resíduos versus Ajustes para W, para ambos os modelos e com 60 combinações, apresentou que os resíduos são aleatoriamente distribuídos e têm variância constante.

Depois foi constatado que o modelo construído via RSM apresentou uma precisão de 84,30% e 95,52%, respectivamente para a modelagem 3LD4 e 2LD3 de RSM da variância do IRF. Para o RSM da variância de Peso (W) foi de 100% em ambos os modelos. Constatado que essa aproximação é considerada bastante boa, pois indica uma correlação significativa entre os valores previstos pelo software e os valores reais do banco de dados.

O processo de otimização gerou um conjunto de soluções de frente de Pareto e alguns pontos foram validadas de volta usando MEF, obtendo bons resultados. Para aplicação apresentada neste trabalho, as melhores configurações do compósito são:

Tabela 5.1 - Melhor configuração do compósito para o modelo 3LD4.

<i>Pontos</i>	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	<i>Massa (kg)</i>	$f_1(MOGA)$	$f_1(MEF)$
3	67,8°	50,9°	50,4°	8,0mm	8,2mm	8,0mm	13,5	0,836	0,928

Tabela 5.2 - Melhor configuração do compósito para o modelo 2LD3.

<i>Pontos</i>	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	<i>Massa (kg)</i>	$f_1(MOGA)$	$f_1(MEF)$
3	61,6°	30,3°	89,8°	9,8mm	10,5mm	10,4mm	12,9	0,826	0,839

Constatou-se que a metodologia aplicada neste trabalho demonstrou ser útil para projetar vaso de pressão tipo IV para armazenamento de hidrogênio com o uso de MEF e RSM, de modo a encontrar valores ótimos das variáveis de projeto que garantam menor peso e probabilidade mínima de falha. Os resultados demonstraram a eficiência da metodologia e consistente com a realidade.

## 5.2 PERSPECTIVAS FUTURAS

Como sugestões para a continuação do desenvolvimento do tema principal desta tese, ou para novos trabalhos na área, destacam-se:

- O uso de técnicas de identificação de parâmetros (redes neurais artificiais), permitindo diminuir o tempo de simulação computacional no processo inverso de otimização;
- Analisar geometrias mais complexas com diversos carregamentos e condições de contorno variadas;
- Diversificar as orientações utilizadas para o vaso de pressão nas simulações numéricas;
- Dispor de mecanismos que consigam selecionar os valores mais significantes de critério de falha, em busca de utilizar valores que realmente influenciam nas propriedades da estrutura;
- Empregar a técnica de DOE (*Design of Experiments*) para selecionar as informações mais relevantes sobre os materiais compósitos;
- Desenvolver novas funções objetivo visando diminuir o tempo de processamento;
- Estudar outras técnicas heurísticas de otimização, como por exemplo, Colônias de Formigas e Enxame de Partículas, e comparar os resultados obtidos com os Algoritmos Genéticos;
- Sistematização da entrada de dados no *Software ANSYS®*;
- Finalmente, considera-se importante que a metodologia proposta seja implementada na prática com a realização de testes experimentais com o objetivo de avaliar os resultados obtidos neste trabalho.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALDOUMANI, N., GIANNETTI, C., ABDALLAH, Z., BELBLIDIA, F., KHODAPARAST, H.H., FRISWELL, M.I. AND SIENZ, J., 2020. **“Optimisation of the filament winding approach using a newly developed in-house uncertainty model”**. Eng, Vol. 1, No. 2, p. 8.
- ALHUYI NAZARI, M., FAHIM ALAVI, M., SALEM, M. AND ASSAD, M.E.H., 2022. **“Utilization of hydrogen in gas turbines: A comprehensive review”**. International Journal of Low-Carbon Technologies, Vol. 17, pp. 513–519. 2022.
- ALVES, M.P, GUL, W.; CIMINI JUNIOR, C.A.; HA, S.K., **A Review on Industrial Perspectives and Challenges on Material, Manufacturing, Design and Development of Compressed Hydrogen Storage Tanks for the Transportation Sector**, Energies 2022, 15, 5152, Universidade Federal de Minas Gerais, 2022.
- AMARAL, FERNANDO F.; ALMEIDA, FABRÍCIO A.; COSTA, SEBASTIÃO C.; LEME, RAFAEL C.; PAIVA, ANDERSON P., **Aplicação da Metodologia de Superfície de Resposta para Otimização do Processo de Solda a Ponto no Aço Galvanizado AISI 1006**, Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI, Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Itajubá, MG, Brasil, 2018.
- AUTAR, K.KAW, **Mechanics of composite materials** 2nd ed. Taylor & Francis Group. Boca Raton, FL EUA, 2006.
- BAHARUDDIN, N., YUSOFF, W.W., ABD AZIZ, A. AND TAHIR, N.M., 2021. **“Hydrogen fuel cells for sustainable energy: Development and progress in selected developed countries”**. In



IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, Vol. 1078, p. 012011. 2021.

BARBERO, EVER J., **Finite Element Analysis of Composite Materials**. Department of Mechanical and Aerospace Engineering, v. 15, pp. 95, 2007.

CAMPBELL, F. C., **Structural Composite /Materials**. ASM International, Novelty, 2010.

CORBO, P., MIGLIARDINI, F. AND VENERI, O., 2011. **Hydrogen fuel cells for road vehicles**. Springer Science & Business Media. 2011.

COSTA, D. I. G.; ALBUQUERQUE, E. L.; REIS, A.; PANOSSO, G.; SOLLERO, P., **Análise Numérica de Falhas em Laminados Usando um Critério Baseado em Fenômenos Físicos**. Mecânica Computacional, v. 29, pp. 5173-5187, 2010.

DANIEL, I. M.; ISHAI, O., **Engineering Mechanics of Composite Materials**, Vol. 1994. Oxford university press New York. 2006.

DÍAZ, Y.; CUNHA JUNIOR, S. S.; COIMBRA, R. F. F.; MENEZES, E. G.. **Uma Metodologia Computacional Para O Projeto De Absorvedores Dinâmicos De Vibrações Multimodais**. In: XII Congreso Internacional De Metodos Numericos En Ingenieria Y Ciencias Aplicadas, 2014, Isla De Margarita. Ingenieria Y Ciencias Aplicadas: Modelos Matemáticos y Computacionales. Caracas: Sociedad Venezolana de Metodos Numéricos en Ingeniería, 2014. v. 1. p. 43-48. 2014.

DINIZ, C. A., CUNHA, S. S., GOMES, G. F., ANCELOTTI, A. C. (2019). **Optimization of the Layers of Composite Materials from Neural Networks with Tsai–Wu Failure Criterion**. Journal of Failure Analysis and Prevention, 19(3), 709-715, 2017.

FAN, L., TU, Z. AND CHAN, S.H., 2021. “**Recent development of hydrogen and fuel cell technologies: A review**”. Energy Reports, Vol. 7, pp. 8421–8446. 2021.

FRANCISCO, M. B., PEREIRA, J.L.J., OLIVER, G.A., SILVA, F.H.S., CUNHA, S. S., GOMES, G. F. **Multiobjective design optimization of CFRP isogrid tubes using sunflower optimization based on metamodel**, Computers & Structures, Vol. 249, 2021.

- GARDINER, MONTEREY. **Energy requirements for hydrogen gas compression and liquefaction as related to vehicle storage needs** - DOE Hydrogen and Fuel Cells Program - Record #9013, 2009.
- HEIDARI-RARANI, M. AND AHMADI-JEBELI, M., 2018. “**Finite element modeling of failure in iv type composite pressure vessel using wcm plug-in in abaqus software**”. Modares Mechanical Engineering, Vol. 18, No. 4, pp. 191–200. 2018.
- IDS Products of Georgia, 2018 <<https://idsiofga.com/filament-winding>> . Acesso em 07 ago. 2023
- JIXIN LIU A , BO HE, TIANHONG YAN, FEI YU, YUE SHEN. **Study on carbon fiber composite hull for AUV based on response surface model and experiments**. Compos. Struct. 265, 1137Ocean Engineering, Volume 239, 109850. 2021.
- JONES, ROBERT M., **Mechanics of Composite Materials**, Second Edition, Taylor & Francis, Inc. Philadelphia, PA, 1999.
- JOHNSON, K.; VEENSTRA, M., GOTTHOLD, D., SIMMONS, K., **Advancements and Opportunities for On-Board 700 Bar Compressed Hydrogen Tanks in the Progression Towards the Commercialization of Fuel Cell Vehicles**. Journal Article 2017-01-1183, SAE Int. in United States. v.6, pp.201-218, 2017.
- KAYMAZ, I., MCMAHON, C.A., **A response surface method based on weighted regression for structural reliability analysis**. Probab. Eng. Mech. 20, 11–17, 2005
- KIM, S., JANG, T., OLI, T. AND PARK, C., 2023. “**Behavior of barrier wall under hydrogen storage tank explosion with simulation and TNT equivalent weight method**”. Applied Sciences, Vol. 13, No. 6, p. 3744. 2023.
- KRISHAN K. CHAWLA. **Composite Materials Science and Engineering**. Third Edition. Department of Materials Science and Engineering University of Alabama at Birmingham Birmingham, AL 35294, USA. 2011.
- KOLIOS, A. J.; PROIA, S., **Evaluation of the Reliability Performance of Failure Criteria for Composite Structures**. World Journal of Mechanics, v. 2, pp. 162-170, 2012.

- LI, MINGRAN; XIA QIN, **Enhanced in-situ electrosynthesis of hydrogen peroxide on a modified active carbon fiber prepared through response surface methodology**. Journal of Electroanalytical Chemistry, 2022.
- LEH, D., B. MAGNEVILLE, P. SAFFRÉ, P. FRANCESCATO, R. ARRIEUX, S. VILLALONGA, **Optimization of 700 bar type IV hydrogen pressure vessel considering composite damage and dome multi-sequencing**. Hydrogen Energy Publications, LLC., 2015.
- MAZUMDAR, SANJAY K. **Composites Manufacturing: Materials, Product, and Process Engineering**. CRC Press, 2001.
- MITCHELL, M., **An Introduction to Genetic Algorithms**. MIT Press, 5ed, 1999.
- MOHAMMAD HALAWA, NASER AL-HUNITI. **Optimum Design of Carbon/Epoxy Composite Pressure Vessels Including Moisture Effects**. Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, The University of Jordan, Amman 11942, Jordan. 2019.
- MOHAMMAD AZEEM, HAMDAN H. YA, MOHAMMAD A. ALAM, MUKESH KUMAR, PAWEŁ STABLA, MICHAŁ SMOLNICKI, LOKMAN GEMI, REHAN KHAN, TAUSEEF AHMED, QUANJIN MA, MD REHAN SADIQUE, AINUL AKMAR MOKHTAR, MAZLI MUSTAPHA. **Application of Filament Winding Technology in Composite Pressure Vessels and Challenges: A Review**. Department of Mechanical Engineering, Universiti Teknologi PETRONAS, Seri Iskander, 32610, Malaysia. 2022
- MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. 7th ed.: John Wiley, New York. 2008.
- M. NEBE, A. JOHMAN, C. BRAUN, J.M.J.F. van CAMPEN, **The effect of stacking sequence and circumferential ply drop locations on the mechanical response of type IV composite pressure vessels subjected to internal pressure: A numerical and experimental study**. GmbH & Co. KG, Germany. 2022.
- ÖBERG, S., ODENBERGER, M. AND JOHANSSON, F., 2022. **“Exploring the competitiveness of hydrogen-fueled gas turbines in future energy systems”**. International Journal of Hydrogen Energy, Vol. 47, No. 1, pp. 624–644. 2022.

- PAWELCZYK, E., ŁUKASIK, N., WYSOCKA, I., ROGALA, A. AND GĘBICKI, J., 2022. **“Recent progress on hydrogen storage and production using chemical hydrogen carriers”**. *Energies*, Vol. 15, No. 14, p. 4964. 2022.
- PEANTONG, S. AND TANGJITSITCHAROEN, S., **“A study of using hydrogen gas for steam boiler in chlor–alkali manufacturing”**. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, Vol. 215, p. 012018, 2017
- REDDY, J. N., PANDEY, A.K. **A First-ply failure analysis of composite laminates**, Department of Engineering Science and Mechanics, Virginia, USA, 1986.
- ROH H.S., T.Q. HUA, R.K. AHLUWALIA, **Optimization of carbon fiber usage in Type 4 hydrogen storage tanks for fuel cell automobiles**, Argonne National Laboratory, USA, 2013.
- G. ROHIT, M.S. SANTOSH, M. NARENDRA KUMAR, K. RAGHAVENDRA. **Numerical investigation on structural stability and explicit performance of high-pressure hydrogen storage cylinders**. Department of Mechanical Engineering, Karnataka, India, 2023.
- SAPRE, S., PAREEK, K. AND VYAS, M., **“Investigation of structural stability of type iv compressed hydrogen storage tank during refueling of fuel cell vehicle”**. *Energy Storage*, Vol. 2, No. 4, p. e150, 2020.
- SHARMA, P., CHUGH, P. AND NEOGI, S., 2021. **“Study to methodize the design of a safe Type-4 CNG storage vessel using finite element analysis with experimental validation”**. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, Vol. 192, p. 104425. 2021.
- SHARMA, P., AND SWATI NEOGI, 2023. **“Performance-based design and manufacturing of filament wound Type-4 cylinders for compressed gas storage”**. *Composite Structures*, Vol. 309, 116710. 2023.
- SU, Y.; LV, H.; ZHOU, W.; ZHANG, C. **Review of the Hydrogen Permeability of the Liner Material of Type IV On-Board Hydrogen Storage Tank**. *World Electr. Veh. J.* 2021
- VAFAESEFAT, A., 2011. **“Optimization of composite pressure vessels with metal liner by adaptive response surface method”**. *Journal of mechanical science and technology*, Vol. 25, pp. 2811–2816. 2011.

- VOYIADJIS, G. Z.; KATTAN, P. I., **Mechanics of composite materials with MATLAB ®**. Springer. 2005.
- ZENG, W., HU, W., LIU, H. AND TIAN, H., 2021. “**Finite element analysis of glass fiber winding molding of HDPE pressure vessel**”. In Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, Vol. 1965, p. 012050. 2021.
- YANG, X. S., **Engineering Optimization: An Introduction with Metaheuristic Applications**. John Wiley & Sons. 2010.
- TSAI, S. W.; HAHN, H. T., **Introduction to Composite Materials**. Technomic Publication Company. 1980.
- TSAI, S. W.; WU, E. A., **General Theory of Strength Test Anisotropic Materials**. Journal of Composite Materials, v. 5, pp. 58-80, 1972.
- SAE J2579-2018; **Standard for Fuel Systems in Fuel Cell and Other Hydrogen Vehicles**. SAE International in United States: Warrendale, PA, USA, 2018.
- ISO 19881:2018; **Gaseous Hydrogen—Land Vehicle Fuel Containers. International Organization for Standardization**: Geneva, Switzerland, 2018.
- The American Society of Mechanical Engineers. ASME, BPVC Section X—Fiber-Reinforced Plastic Pressure Vessels; The American Society of Mechanical Engineers: New York, NY, USA, 2019
- UN GTR 13 - United Nations. ECE/TRANS/180/Add.13 **Global Technical Regulation on Hydrogen and Fuel Cell Vehicles**; United Nations: New York, NY, USA, 2013.
- ANSYS®, Inc. License Manager 2022 R2 - ANSYS® Workbench
- MIL-HDBK-17/1F (Vol. 1 of 5), Department of Defense Handbook: composite materials handbook - polymer matrix composites guidelines for characterization.
- ASHBY, MIKE, **Material property data for engineering materials**, 5th edition, October 2021, ANSYS®, Inc., Department of Engineering, University of Cambridge, 2021.

ANSYS, ANSYS® Granta Materials Data - Unrivalled Materials Data Library. Disponível em <<https://www.ansys.com/products/materials/materials-data-library#tab1-2>>. Acesso em 07 ago. 2023.

## APÊNDICE A - ANÁLISE DAS SUPERFÍCIE DE RESPOSTA

O método de superfície de resposta (RSM - *Response Surface Methodology*) é um procedimento sequencial, o que significa que é realizado em etapas sucessivas para melhorar gradualmente a resposta desejada. O objetivo do RSM nessa fase é conduzir o experimentador de forma rápida e eficiente em direção à vizinhança geral do ótimo. Uma vez que a região ótima é identificada, é possível utilizar um modelo mais elaborado, como o modelo de segunda ordem, que leva em consideração termos quadráticos e de interação entre os fatores. Isso permite uma análise mais detalhada da superfície de resposta e a determinação de um ponto de resposta máxima (ou mínima, dependendo do objetivo). O objetivo final é encontrar o ponto ótimo que atenda às necessidades do sistema ou processo em questão.

Neste apêndice é apresentado a equação de regressão para os modelos 3LD4 e 2LD3 com modelo linear, quadrático e interação com dois (2) fatores para obter a função objetivo para PESO e IRF. Posteriormente é avaliado os seguintes tópicos: (i) Análise de Variância e Sumário do Modelo; e (ii) Gráfico de Probabilidade.

### A.1 ANÁLISE DE VARIÂNCIA E SUMÁRIO DO MODELO

Os modelos RSM resultantes para as saídas geradas por um projeto de superfície de resposta personalizada no *software* estatístico. Para a análise de variância é definido neste *software* que o nível de significância  $\alpha = 0,05$ , onde podemos descartar os termos que tenham  $-p$  superiores a 0,05, pois não são significantes. Ou seja, poderemos reduzir a equação sem influenciar o resultado, garantido pelos critérios estatísticos para descartá-los.

Pela análise de variância, ao otimizar a equação inteira para uma equação reduzida, teremos aproximadamente a mesma resposta da equação de regressão entre elas.

Para o PESO RSM foi observado que somente a espessura influenciar no resultado da equação e as orientações das camadas não afetam o resultado. Sendo estes descartados da equação de regressão.

Para o IRF RSM foi observado os seguintes termos que não afetam o resultado: interação entre as orientações e espessura, interação entre as espessuras e os quadráticos de orientações e espessura. Os demais termos influenciam no resultado da equação de regressão. Mas neste trabalho a opção foi de manter os quadráticos de orientações e espessura, e interação entre as orientações.

Para do sumário do modelo a interpretação para cada estatística são representados nas Tabelas A.1.1 e A.1.2 respectivamente para os modelos 2LD3 e 3LD4, onde obtém-se o modelo RSM para 30, 40 e 60 números de intervalos.

Tabelas A.1.1 - Sumário do modelo 3LD4 de diferentes números de intervalo.

Modelo 3LD4											
S	R2	R2(aj)	R2(pred)	S	R2	R2(aj)	R2(pred)	S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,548073	84,30%	71,05%	38,88%	0,475904	93,18%	77,83%	40,61%	0,210214	99,47%	92,33%	0,00%
Número de intervalos A: 60 pontos				Número de intervalos B: 40 pontos				Número de intervalos C: 30 pontos			

Tabelas A.1.2 - Sumário do modelo 2LD3 de diferentes números de intervalo.

Modelo 2LD3											
S	R2	R2(aj)	R2(pred)	S	R2	R2(aj)	R2(pred)	S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,706648	78,57%	60,49%	16,52%	0,371707	80,40%	36,31%	0,00%	0,0656041	99,60%	94,16%	0,00%
Número de intervalos A: 60 pontos				Número de intervalos B: 40 pontos				Número de intervalos C: 30 pontos			

Examinando as estatísticas na tabela sumário do modelo determino quão bem o modelo se ajusta aos dados, considerando os tópicos: S, R2, R2(aj.) e R2(pred).



## Tópico “S”

Utilizado para avaliar se o modelo descreve bem a resposta. S é medido nas unidades da variável de resposta e representa o quão longe os valores de dados caem da superfície de resposta verdadeira. Quanto mais baixo for o valor de S, melhor o modelo descreve a resposta. No entanto, um valor de S baixo por si só não indica que o modelo satisfaz aos pressupostos do modelo. Desta maneira teremos que verificar os gráficos de resíduos para conferir os pressupostos, que é tratado no Apêndice A.2.

## R2 da desviância

Normalmente, quanto maior o R2 de *deviance*, melhor o modelo ajusta os dados. Mas, R2 da desviância é mais útil quando for comparado a modelos do mesmo tamanho, usam o mesmo formato de dados.

Analisando as Tabelas A.1.1 e A.1.2 observa-se para ambos os casos, que R2 apresenta (C) > (B) > (A) do número de intervalo, ou seja, um melhor ajuste dos dados do meu modelo quanto maior for o valor de R2. Sendo apresentado o número de intervalo (C) mais adequado aos estudos.

Porém, a medida que diminuo o número de intervalo não obtenho nenhum valor para avaliação. A Tabela A.1.3 demonstra com um número de intervalo com 20 pontos que não temos valores do sumário do modelo.

Tabelas A.1.3 - Sumário do modelo 3LD4 e 2LD3 de número de intervalo 20.

Modelo 3LD4				Modelo 2LD3			
S	R2	R2(aj)	R2(pred)	S	R2	R2(aj)	R2(pred)
*	100,00%	*	*	*	100,00%	*	*

Número de intervalos D: 20 pontos

Desta maneira, na interpretação das estatísticas de qualidade de ajuste, as amostras pequenas não fornecem uma estimativa precisa da força da relação entre a resposta e os preditores. A proposta para este tópico, no qual preciso que R2 seja mais exato, é usar uma amostra maior de 40 ou mais.

### **R2 da desviância (aj.)**

Usar o R2 de deviance ajustado quando desejar comparar modelos que têm diferentes números de preditores. O R2 de deviance sempre aumenta quando é adicionado um preditor ao modelo. O valor de R2 de deviance ajustado incorpora o número de preditores no modelo para ajudá-lo a escolher o modelo correto.

Comparando R2(aj) apresentada nas Tabelas A.1.1 e A.1.2, apesar de cada modelo possuir uma porcentagem diferente, os modelos não têm diferentes números de preditores. Ou seja, não será utilizado este tópico para obter alguma informação relevante.

### **R2 (pred)**

O R2 predito determinar o quão bem seu modelo prediz as respostas para novas observações. Nos modelos que têm valores de R2 predito mais elevado têm melhor capacidade preditiva.

Comparando R2(pred) apresentada nas Tabelas A.1.1 e A.1.2, para o modelo 3LD4 temos o número de intervalo (A)  $\approx$  (B)  $>$  (C), ou seja, os modelos que têm valores de R2 predito mais elevado têm melhor capacidade preditiva. Para o modelo 2LD3 somente o número de intervalo (A) apresentou valores significativo.

Observado também que o nosso modelo não possui excesso de ajuste, verificado pelo fato do R2 predito ser muito menor que o R2.

Por fim, após a avaliação das estatísticas na tabela sumário do modelo determino quão bem o modelo se ajusta aos dados, considerando os tópicos: S, R2, R2(aj.) e R2(pred), para este trabalho o modelo RSM desenvolvido é o que contém 60 números de intervalos.

### A.1.1 Dados coletados PESO (3LD4): Peso vs O<sub>1</sub>; O<sub>2</sub>; O<sub>3</sub>; t<sub>1</sub>; t<sub>2</sub>; t<sub>3</sub>.

Tabelas A.1.4 - Análise de Variância: PESO (3LD4).

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Modelo	27	434,97	16,11	7,42x10 <sup>8</sup>	0,000
Linear	6	342,46	57,08	2,63x10 <sup>9</sup>	0,000
O <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	3,22	0,082
O <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,69	0,412
O <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	7,21	0,011
t <sub>1</sub>	1	104,35	104,35	4,80x10 <sup>9</sup>	0,000
t <sub>2</sub>	1	66,42	66,42	3,06x10 <sup>9</sup>	0,000
t <sub>3</sub>	1	124,77	124,77	5,74x10 <sup>9</sup>	0,000
Quadrado	6	0,022	0,004	1,69x10 <sup>5</sup>	0,000
O <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,000	0,000	0,07	0,796
O <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,000	0,000	3,48	0,071
O <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,000	0,000	0,23	0,636
t <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,004	0,004	1,84 x10 <sup>5</sup>	0,000
t <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,004	0,004	1,98 x10 <sup>5</sup>	0,000
t <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,003	0,003	1,36 x10 <sup>5</sup>	0,000
Interação com 2 Fatores	15	0,112	0,007	3,42 x10 <sup>5</sup>	0,000
O <sub>1</sub> O <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	2,89	0,099
O <sub>1</sub> O <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	2,03	0,164
O <sub>1</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	1,02	0,320
O <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,02	0,877
O <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,03	0,860
O <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	1,34	0,255
O <sub>2</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	0,01	0,925
O <sub>2</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,43	0,519
O <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,73	0,399
O <sub>3</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	0,01	0,936
O <sub>3</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,66	0,424
O <sub>3</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,99	0,327
t <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,021	0,021	9,64 x10 <sup>5</sup>	0,000
t <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,029	0,029	1,31 x10 <sup>5</sup>	0,000
t <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,026	0,026	1,20 x10 <sup>5</sup>	0,000
Erro	32	0,000	0,000		
Total	59	434,97			

Tabelas A.1.5 - Sumário do Modelo: PESO (3LD4).

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,0001474	100,00%	100,00%	100,00%

Equação de Regressão em Unidades Não codificadas:

$$\begin{aligned}
 \text{PESO (3LD4)} = & 0,034823 + 0,000004 O_1 + 0,000014 O_2 + 0,000009 O_3 \\
 & + 0,452179 t_1 + 0,451944 t_2 + 0,452213 t_3 - 0,000000 O_1^2 \\
 & - 0,000000 O_2^2 - 0,000000 O_3^2 + 0,001349 t_1^2 + 0,001355 t_2^2 \\
 & + 0,001347 t_3^2 - 0,000000 O_1O_2 - 0,000000 O_1O_3 \\
 & + 0,000000 O_1t_1 + 0,000000 O_1t_2 - 0,000000 O_1t_3 - 0,000000 O_2O_3 \\
 & + 0,000000 O_2t_1 + 0,000000 O_2t_2 + 0,000000 O_2t_3 - 0,000000 O_3t_1 \\
 & + 0,000000 O_3t_2 - 0,000000 O_3t_3 + 0,002701 t_1t_2 + 0,002699 t_1t_3 \\
 & + 0,002703 t_2t_3
 \end{aligned} \tag{A.1}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Equação reduzida} & 0,034823 + 0,452179 t_1 + 0,451944 t_2 + 0,452213 t_3 + 0,001349 t_1^2 \\
 & + 0,001355 t_2^2 + 0,001347 t_3^2 + 0,002701 t_1t_2 + 0,002699 t_1t_3 \\
 \text{PESO (3LD4)} = & + 0,002703 t_2t_3
 \end{aligned} \tag{A.2}$$

### A.1.2 Dados coletados IRF (3LD4): IRF vs O<sub>1</sub>; O<sub>2</sub>; O<sub>3</sub>; t<sub>1</sub>; t<sub>2</sub>; t<sub>3</sub>.

Tabelas A.1.6 - Análise de Variância: IRF (3LD4).

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Modelo	27	51,6137	1,91162	6,36	0,000
Linear	6	4,7649	0,79415	2,64	0,034
O <sub>1</sub>	1	0,9248	0,92475	3,08	0,089
O <sub>2</sub>	1	0,8875	0,88754	2,95	0,095
O <sub>3</sub>	1	1,2245	1,22452	4,08	0,052
t <sub>1</sub>	1	0,0352	0,03524	0,12	0,734
t <sub>2</sub>	1	0,0640	0,06397	0,21	0,648
t <sub>3</sub>	1	0,6550	0,65498	2,18	0,150
Quadrado	6	9,6468	1,60780	5,35	0,001
O <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	2,5256	2,52560	8,41	0,007
O <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,3894	0,38943	1,30	0,263
O <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	1,0767	1,07670	3,58	0,067
t <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,0337	0,03370	0,11	0,740
t <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	1,0529	1,05294	3,51	0,070
t <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,0858	0,08576	0,29	0,597
Interação com 2 Fatores	15	13,2078	0,88052	2,93	0,005
O <sub>1</sub> O <sub>2</sub>	1	2,8553	2,85535	9,51	0,004
O <sub>1</sub> O <sub>3</sub>	1	2,5349	2,53491	8,44	0,007
O <sub>1</sub> t <sub>1</sub>	1	0,1760	0,17599	0,59	0,450
O <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,6122	0,61218	2,04	0,163
O <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0075	0,00748	0,02	0,876
O <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1	2,5801	2,58011	8,59	0,006
O <sub>2</sub> t <sub>1</sub>	1	0,0830	0,08303	0,28	0,603
O <sub>2</sub> t <sub>2</sub>	1	0,0776	0,07758	0,26	0,615
O <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0016	0,00158	0,01	0,943
O <sub>3</sub> t <sub>1</sub>	1	0,0539	0,05394	0,18	0,675
O <sub>3</sub> t <sub>2</sub>	1	1,0657	1,06573	3,55	0,069
O <sub>3</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0573	0,05730	0,19	0,665
t <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,2484	0,24844	0,83	0,370
t <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,1542	0,15416	0,51	0,479
t <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0719	0,07186	0,24	0,628
Erro	32	9,6123	0,30038		
Total	59	61,2260			

Tabelas A.1.7 - Sumário do Modelo: IRF (3LD4).

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,548073	84,30%	71,05%	38,88%

Equação de Regressão em Unidades Não codificadas:

$$\begin{aligned}
 \text{IRF (3LD4)} = & 15,38 - 0,2060 O_1 - 0,1074 O_2 - 0,0646 O_3 + 0,081 t_1 - 0,678 t_2 \\
 & + 0,178 t_3 + 0,000685 O_1^2 + 0,000270 O_2^2 + 0,000437 O_3^2 \\
 & - 0,0039 t_1^2 + 0,0212 t_2^2 - 0,0073 t_3^2 + 0,000629 O_1O_2 \\
 & + 0,000541 O_1O_3 + 0,00122 O_1t_1 + 0,00239 O_1t_2 + 0,00020 O_1t_3 \\
 & + 0,000479 O_2O_3 - 0,00079 O_2t_1 + 0,00076 O_2t_2 + 0,00010 O_2t_3 \\
 & - 0,00064 O_3t_1 - 0,00338 O_3t_2 - 0,00067 O_3t_3 + 0,0093 t_1t_2 \\
 & - 0,00627 t_1t_3 + 0,00448 t_2t_3
 \end{aligned} \tag{A.3}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Equação reduzida} & 15,38 - 0,2060 O_1 - 0,1074 O_2 - 0,0646 O_3 + 0,081 t_1 - 0,678 t_2 \\
 & + 0,178 t_3 + 0,000685 O_1^2 + 0,000270 O_2^2 + 0,000437 O_3^2 \\
 \text{IRF (3LD4)} = & - 0,0039 t_1^2 + 0,0212 t_2^2 - 0,0073 t_3^2 + 0,000629 O_1O_2 \\
 & + 0,000541 O_1O_3
 \end{aligned} \tag{A.4}$$

### A.1.3 Dados coletados PESO (2LD3): Peso vs O<sub>1</sub>; O<sub>2</sub>; O<sub>3</sub>; t<sub>1</sub>; t<sub>2</sub>; t<sub>3</sub>.

Tabelas A.1.8 - Análise de Variância: PESO (2LD3).

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Modelo	27	259,490	9,6107	2,67x10 <sup>8</sup>	0,000
Linear	6	99,660	16,6100	4,62x10 <sup>8</sup>	0,000
O <sub>1</sub>	1	0,000	0,0000	6,66	0,016
O <sub>2</sub>	1	0,000	0,0000	2,59	0,120
O <sub>3</sub>	1	0,000	0,0000	0,77	0,389
t <sub>1</sub>	1	33,175	33,1746	9,22x10 <sup>8</sup>	0,000
t <sub>2</sub>	1	28,193	28,1929	7,84x10 <sup>8</sup>	0,000
t <sub>3</sub>	1	20,726	20,7259	5,76x10 <sup>8</sup>	0,000
Quadrado	6	0,008	0,0013	3,55x10 <sup>4</sup>	0,000
O <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,000	0,0000	1,91	0,179
O <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,000	0,0000	0,01	0,938
O <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,000	0,0000	0,10	0,749
t <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,001	0,0014	3,78x10 <sup>4</sup>	0,000
t <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,002	0,0016	4,33x10 <sup>4</sup>	0,000
t <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,001	0,0012	3,35x10 <sup>4</sup>	0,000
Interação com 2 Fatores	15	0,053	0,0035	9,84x10 <sup>4</sup>	0,000
O <sub>1</sub> O <sub>2</sub>	1	0,000	0,0000	0,16	0,689
O <sub>1</sub> O <sub>3</sub>	1	0,000	0,0000	0,71	0,406
O <sub>1</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,0000	1,09	0,306
O <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,0000	3,02	0,094
O <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,0000	10,66	0,003
O <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1	0,000	0,0000	0,00	0,946
O <sub>2</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,0000	1,89	0,182
O <sub>2</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,0000	1,95	0,175
O <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,0000	0,61	0,444
O <sub>3</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,0000	1,59	0,219
O <sub>3</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,0000	6,18	0,020
O <sub>3</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,0000	7,04	0,014
t <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,012	0,0118	3,29x10 <sup>5</sup>	0,000
t <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,014	0,0137	3,81x10 <sup>5</sup>	0,000
t <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,013	0,0135	3,75x10 <sup>5</sup>	0,000
Erro	25	0,000	0,0000		
Total	52	259,490			

Tabelas A.1.9 - Sumário do Modelo: PESO (2LD3).

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,0001896	100,00%	100,00%	100,00%

Equação de Regressão em Unidades Não codificadas

$$\begin{aligned}
 \text{PESO (2LD3)} = & 0,03513 + 0,000072 O_1 + 0,000032 O_2 + 0,000045 O_3 \\
 & + 0,341946 t_1 + 0,342327 t_2 + 0,342297 t_3 - 0,000000 O_1^2 \\
 & + 0,000000 O_2^2 - 0,000000 O_3^2 + 0,001130 t_1^2 + 0,001120 t_2^2 \\
 & + 0,001123 t_3^2 - 0,000000 O_1O_2 + 0,000000 O_1O_3 - 0,000001 O_1t_1 \\
 & - 0,000001 O_1t_2 - 0,000002 O_1t_3 + 0,000000 O_2O_3 \\
 & - 0,000001 O_2t_1 - 0,000001 O_2t_2 - 0,000001 O_2t_3 - 0,000001 O_3t_1 \\
 & - 0,000001 O_3t_2 - 0,000002 O_3t_3 + 0,002230 t_1t_2 + 0,002232 t_1t_3 \\
 & + 0,002228 t_2t_3 \quad (\text{A.5})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Equação reduzida} & 0,03513 + 0,341946 t_1 + 0,342327 t_2 + 0,342297 t_3 + 0,001130 t_1^2 \\
 & + 0,001120 t_2^2 + 0,001123 t_3^2 + 0,002230 t_1t_2 + 0,002232 t_1t_3 \\
 \text{PESO (2LD3)} = & + 0,002228 t_2t_3 \quad (\text{A.6})
 \end{aligned}$$



### A.1.4 Dados coletados IRF (2LD3): IRF vs O<sub>1</sub>; O<sub>2</sub>; O<sub>3</sub>; t<sub>1</sub>; t<sub>2</sub>; t<sub>3</sub>.

Tabelas A.1.10 - Análise de Variância: IRF (2LD3).

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Modelo	27	18,5378	0,68658	19,75	0,000
Linear	6	2,1912	0,36520	10,51	0,000
O <sub>1</sub>	1	0,0416	0,04160	1,20	0,284
O <sub>2</sub>	1	0,6900	0,69001	19,85	0,000
O <sub>3</sub>	1	0,5741	0,57407	16,51	0,000
t <sub>1</sub>	1	0,0234	0,02339	0,67	0,420
t <sub>2</sub>	1	0,0000	0,00002	0,00	0,980
t <sub>3</sub>	1	1,0765	1,07650	30,97	0,000
Quadrado	6	1,8591	0,30984	8,91	0,000
O <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,8824	0,88242	25,38	0,000
O <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,0597	0,05966	1,72	0,202
O <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,4730	0,47298	13,61	0,001
t <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,2997	0,29967	8,62	0,007
t <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,5431	0,54312	15,62	0,001
t <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,0840	0,08400	2,42	0,133
Interação com 2 Fatores	15	4,4361	0,29574	8,51	0,000
O <sub>1</sub> O <sub>2</sub>	1	0,8979	0,89788	25,83	0,000
O <sub>1</sub> O <sub>3</sub>	1	1,1070	1,10704	31,85	0,000
O <sub>1</sub> t <sub>1</sub>	1	0,0026	0,00261	0,08	0,786
O <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,1984	0,19840	5,71	0,025
O <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0198	0,01982	0,57	0,457
O <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1	2,1040	2,10399	60,52	0,000
O <sub>2</sub> t <sub>1</sub>	1	0,0168	0,01682	0,48	0,493
O <sub>2</sub> t <sub>2</sub>	1	0,0483	0,04832	1,39	0,249
O <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0449	0,04494	1,29	0,266
O <sub>3</sub> t <sub>1</sub>	1	0,0503	0,05028	1,45	0,240
O <sub>3</sub> t <sub>2</sub>	1	0,3325	0,33250	9,56	0,005
O <sub>3</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0014	0,00138	0,04	0,844
t <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,0038	0,00383	0,11	0,743
t <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0014	0,00140	0,04	0,842
t <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,0211	0,02114	0,61	0,443
Erro	25	0,8691	0,03476		
Total	52	19,4068			

Tabelas A.1.11 - Sumário do Modelo: IRF (2LD3).

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,186449	95,52%	90,69%	69,88%

Equação de Regressão em Unidades Não codificadas:

$$\begin{aligned}
 \text{IRF (2LD3)} = & 6,41 - 0,1271 O_1 - 0,0531 O_2 + 0,0010 O_3 + 0,426 t_1 - 0,306 t_2 \\
 & + 0,014 t_3 + 0,000529 O_1^2 - 0,000130 O_2^2 - 0,000325 O_3^2 \\
 & - 0,01678 t_1^2 + 0,02092 t_2^2 - 0,00937 t_3^2 + 0,000617 O_1O_2 \\
 & + 0,000572 O_1O_3 + 0,000193 O_1t_1 - 0,001590 O_1t_2 \\
 & + 0,000508 O_1t_3 + 0,000740 O_2O_3 - 0,000404 O_2t_1 \\
 & - 0,000697 O_2t_2 + 0,000838 O_2t_3 - 0,000756 O_3t_1 - 0,001782 O_3t_2 \\
 & - 0,000133 O_3t_3 + 0,00127 t_1t_2 + 0,00071 t_1t_3 \\
 & + 0,00279 t_2t_3
 \end{aligned} \tag{A.7}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Equação reduzida} & 6,41 - 0,1271 O_1 - 0,0531 O_2 + 0,0010 O_3 + 0,426 t_1 - 0,306 t_2 \\
 & + 0,014 t_3 + 0,000529 O_1^2 - 0,000130 O_2^2 - 0,000325 O_3^2 \\
 \text{IRF (2LD3)} = & - 0,01678 t_1^2 + 0,02092 t_2^2 - 0,00937 t_3^2 + 0,000617 O_1O_2 \\
 & + 0,000572 O_1O_3
 \end{aligned} \tag{A.8}$$

## A.2 GRÁFICO DE PROBABILIDADE E RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS

Nesta etapa é avaliado o gráfico de probabilidade nos seguintes pontos:

- O tamanho amostral afeta o poder do teste. Amostras extremamente pequenas podem ter poder inadequado para detectar desvios significativos da distribuição. Amostras extremamente grandes podem ter poder excessivo para detectar pequenos desvios inconsequentes da distribuição.
- Examinando o gráfico de probabilidade e avaliando o quão próximo os pontos de dados seguem a linha de distribuição ajustada. Se a distribuição teórica especificada é um bom ajuste, os pontos no gráfico de probabilidade normal seguem bem a linha ajustada. A distribuição normal parece ser um bom ajuste para os dados.

- A linha de distribuição ajustada é a linha reta do meio no meio do gráfico. As linhas contínuas externas no gráfico são intervalos de confiança para os percentis individuais, não para a distribuição como um todo, e não devem ser utilizadas para avaliar o ajuste da distribuição. Os percentis estimados da população são precisos somente se os dados seguirem de perto a distribuição.
- Se todos os pontos estão dentro do desvio padrão, quer dizer que a distribuição dos dados é uma distribuição normal. Distribuição normal é o que o *software* está assumindo das informações do  $-p$ . Se os dados estão dentro da faixa, os valores  $-p$  apresentado na tabela são confiáveis, ou seja, a fórmula é confiável.

### A.2.1 Gráfico de Probabilidade - Primeiro Caso - Otimização Monobjetivo

Analisando o gráfico de probabilidade normal de resíduos foi verificado que os resíduos são distribuídos normalmente.

- Figura A.1 - Probabilidade Normal 3LD4 IRF: erro de  $\pm 5\%$ ;
- Figura A.2 - Probabilidade Normal 2LD3 IRF: erro de  $\pm 5\%$ .

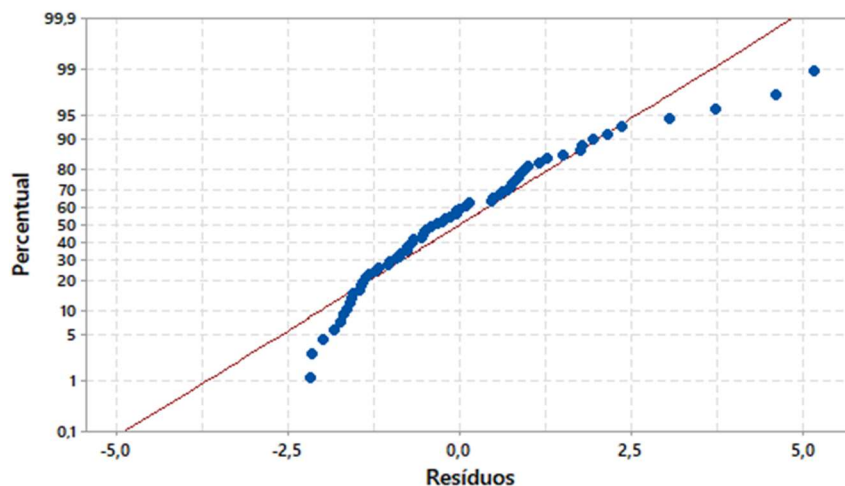


Figura A.1 - Gráfico de Probabilidade Normal 3LD4 IRF.

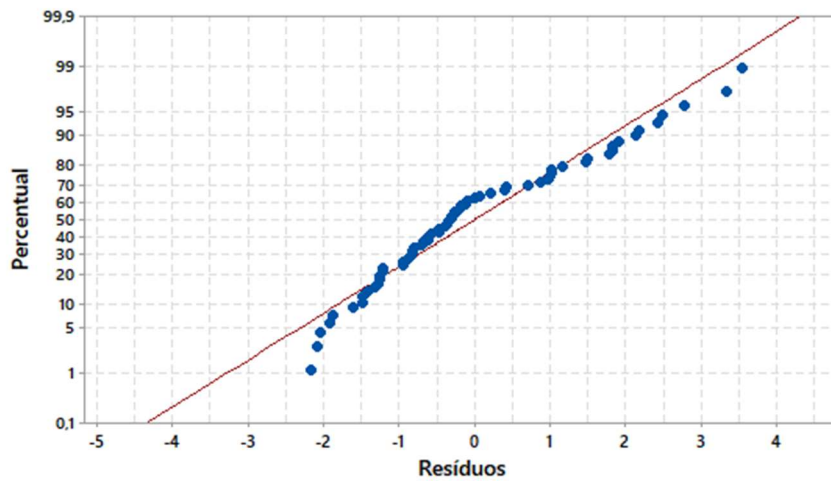


Figura A.2 - Gráfico de Probabilidade Normal 2LD3 IRF.

### A.2.2 Gráfico de Probabilidade - Segundo Caso - Otimização Multiobjetivo

Segue abaixo os gráficos de probabilidade que representam a equação de regressão para os modelos 3LD4 e 2LD3 para PESO e IRF considerando 30, 40 e 60 números de intervalos.

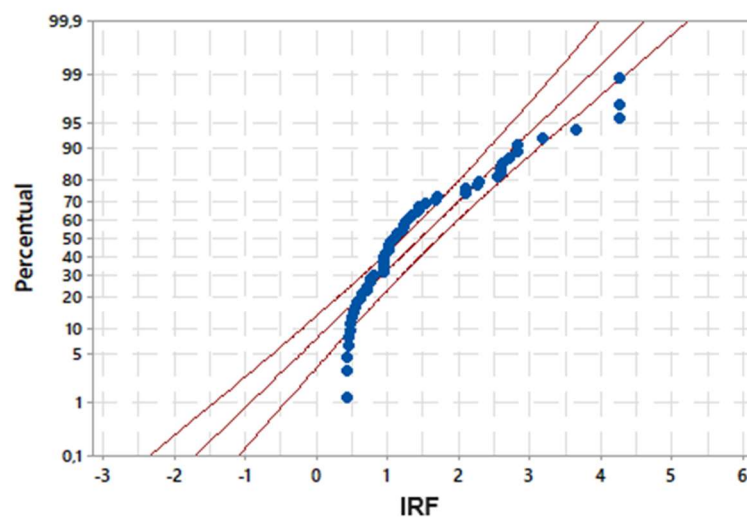


Figura A.3 - Gráfico de Probabilidade para IRF (Média: 1,459 / Desviada: 1,019)

Modelo 3LD4 com 60 números de intervalos

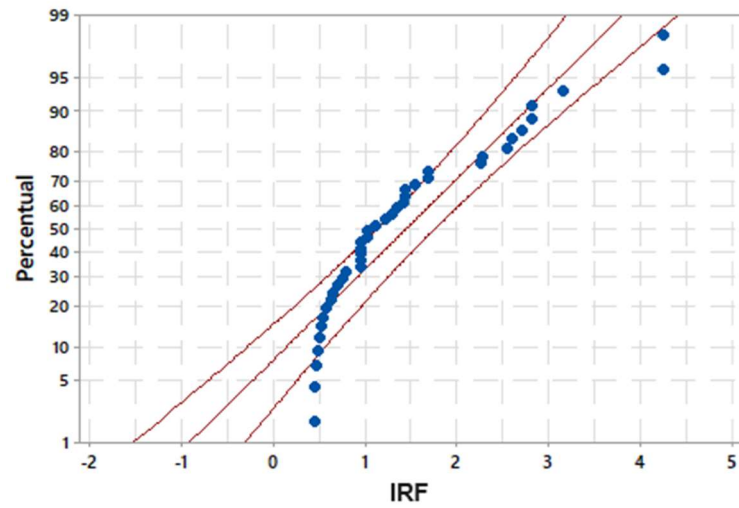


Figura A.4 - Gráfico de Probabilidade para IRF (Média: 1,445 / Desviada: 1,011)

Modelo 3LD4 com 40 números de intervalos

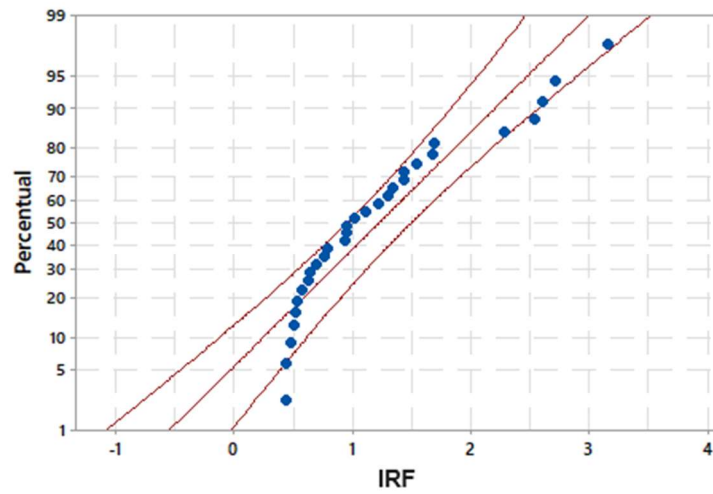


Figura A.5 - Gráfico de Probabilidade para IRF (Média: 1,223 / Desviada: 0,759)

Modelo 3LD4 com 30 números de intervalos

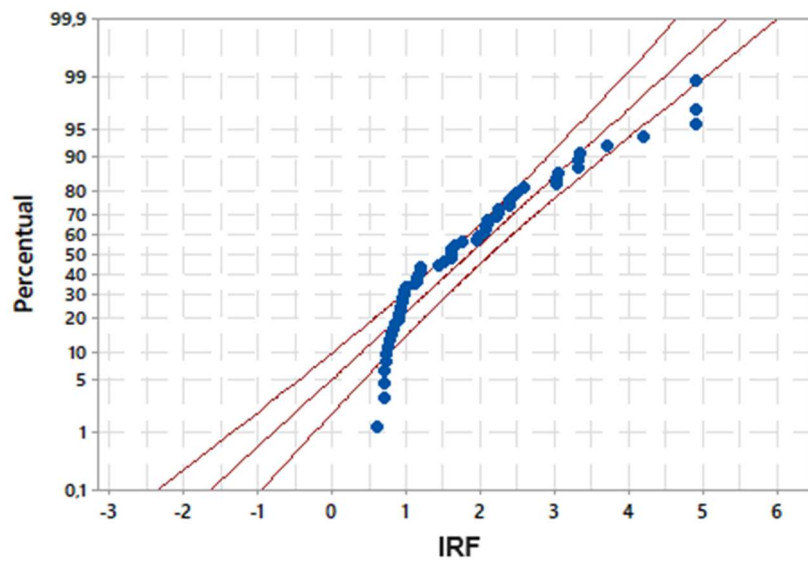


Figura A.6 - Gráfico de Probabilidade para IRF (Média: 1,847 / Desviada: 1,124)  
Modelo 2LD3 com 60 números de intervalos

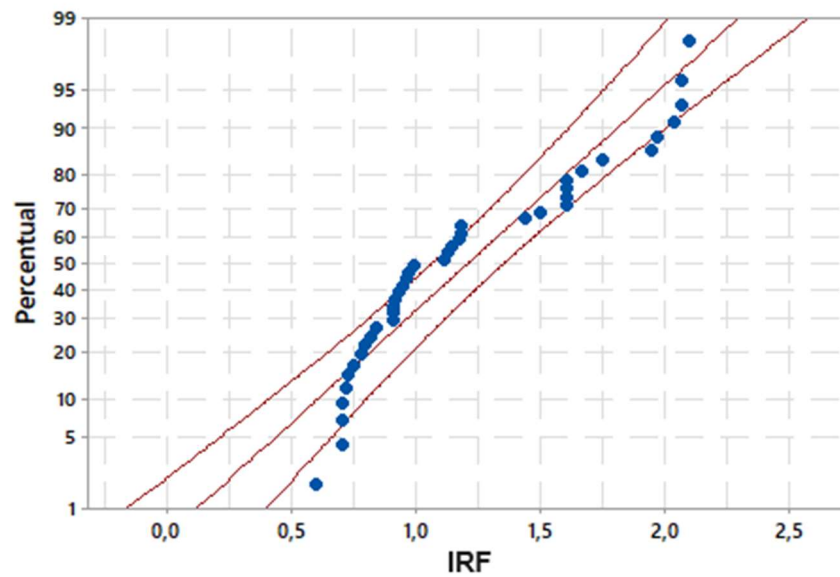


Figura A.7 - Gráfico de Probabilidade para IRF (Média: 1,206 / Desviada: 0,466)  
Modelo 2LD3 com 40 números de intervalos

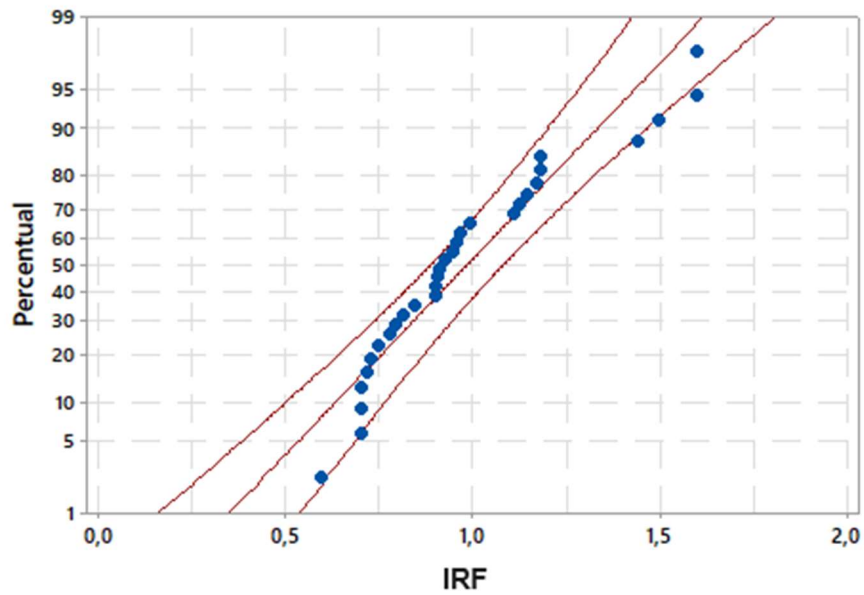


Figura A.8 - Gráfico de Probabilidade para IRF (Média: 0,984 / Desviada: 0,271)  
Modelo 2LD3 com 30 números de intervalos

Nesta etapa é avaliado o gráfico de resíduos versus ajustes nos seguintes pontos:

- O gráfico de resíduos versus ajustes representa graficamente os resíduos no eixo Y e os valores ajustados no eixo X.
- O gráfico de resíduos versus ajustes é utilizado para verificar a pressuposição de que os resíduos são aleatoriamente distribuídos e têm variância constante. De maneira ideal, os pontos devem cair aleatoriamente em ambos os lados de 0, sem padrões reconhecíveis nos pontos.

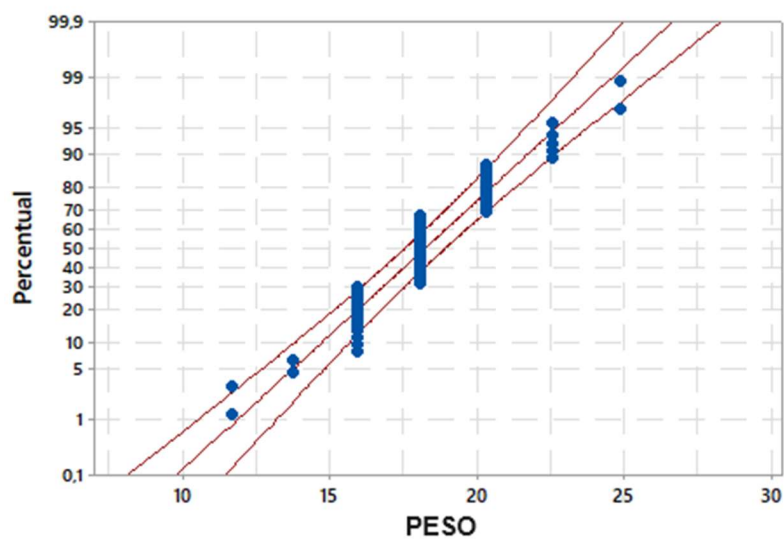


Figura A.9 - Gráfico de Resíduos versus Ajustes para PESO

(Média: 18,24 / DesvPad: 2,715)

Modelo 3LD4 com 60 números de intervalos

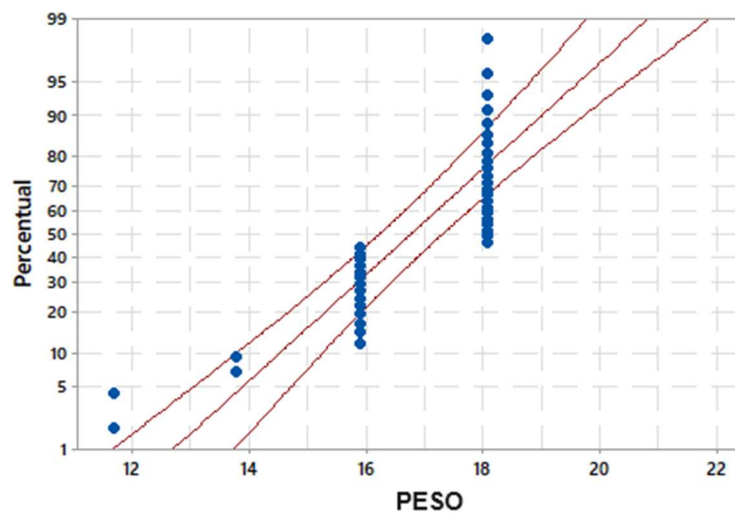


Figura A.10 - Gráfico de Resíduos versus Ajustes para PESO

(Média: 16,77 / DesvPad: 1,739)

Modelo 3LD4 com 40 números de intervalos



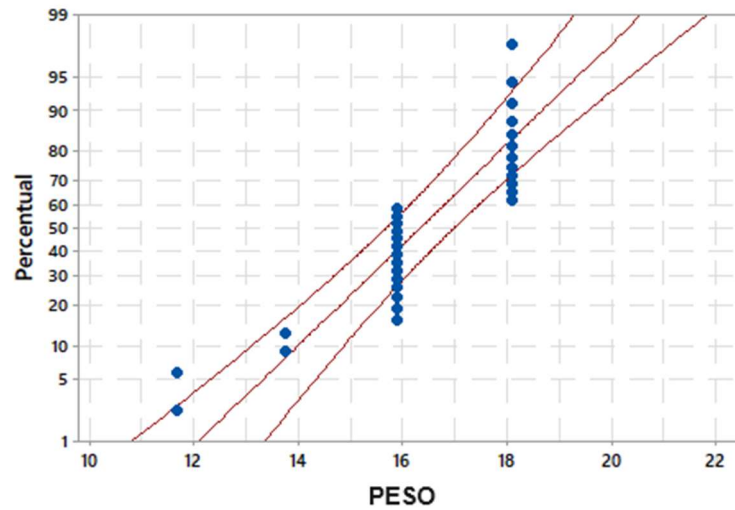


Figura A.11 - Gráfico de Resíduos versus Ajustes para PESO  
 (Média: 16,33 / DesvPad: 1,815)  
 Modelo 3LD4 com 30 números de intervalos

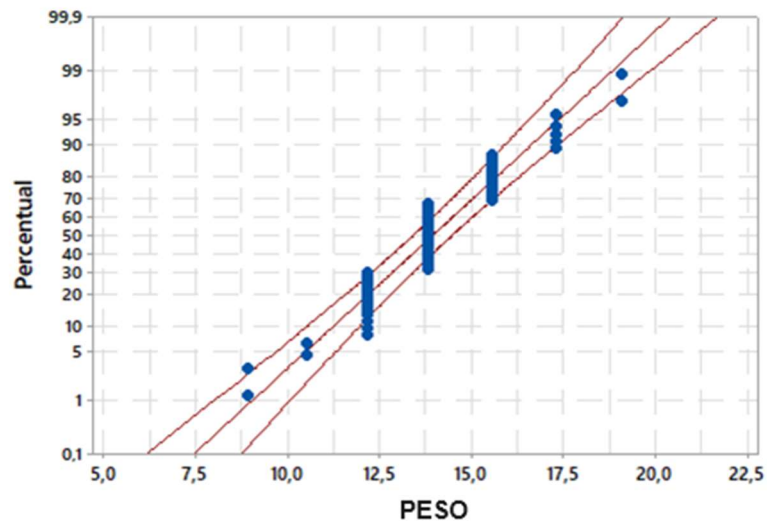


Figura A.12 - Gráfico de Resíduos versus Ajustes para PESO  
 (Média: 13,94 / DesvPad: 2,089)  
 Modelo 2LD3 com 60 números de intervalos

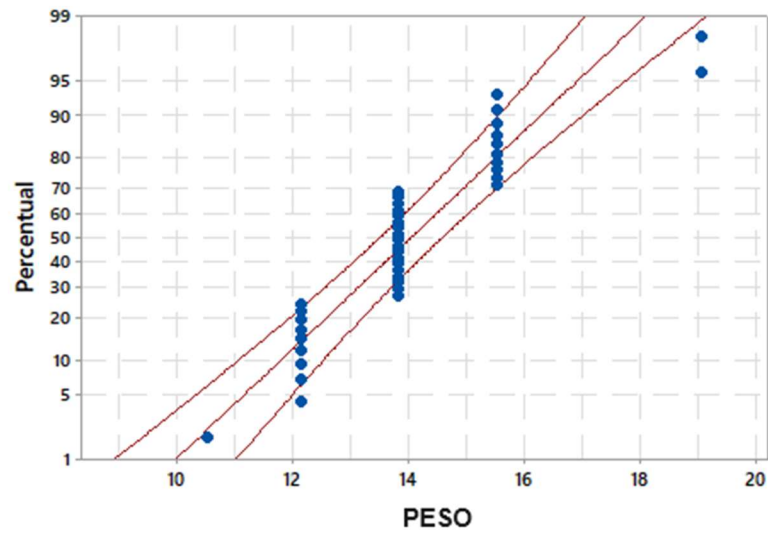


Figura A.13 - Gráfico de Resíduos versus Ajustes para PESO  
(Média: 14,03 / DesvPad: 1,739)  
Modelo 2LD3 com 40 números de intervalos

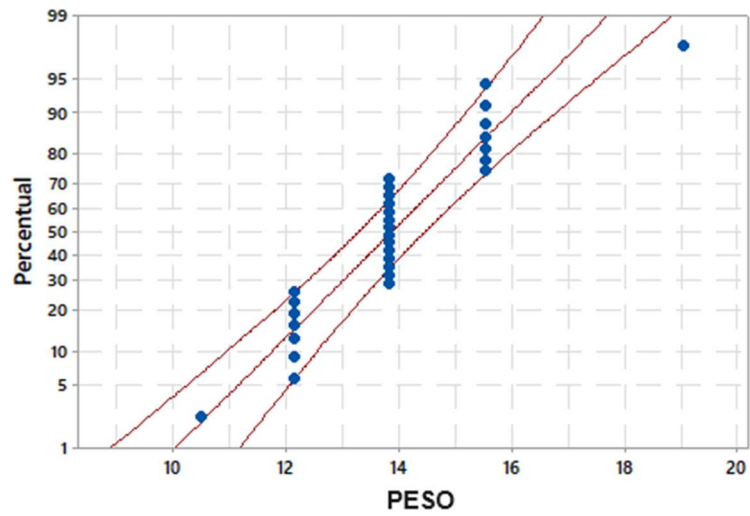


Figura A.14 - Gráfico de Resíduos versus Ajustes para PESO  
(Média: 13,88 / DesvPad: 1,641)  
Modelo 2LD3 com 30 números de intervalos

Pelo exposto acima e examinando os gráficos de probabilidade e os gráficos de resíduos versus ajustes verificamos o melhor resultado para cada modelo são:

- No Gráfico de Resíduos versus Ajustes, para ambos modelos 3LD4 e 2LD3, o RSM W com 60 números de intervalos apresentou os resíduos aleatoriamente distribuídos e com variância constante.
- No Gráfico de Probabilidade para o modelo 3LD4, o RSM TW com 40 números de intervalos alcançou a melhor avaliação do quão próximo os pontos de dados seguem a linha de distribuição ajustada e dentro do intervalos de confiança. Mas para o modelo 2LD3, o RSM TW obteve o melhor resultado com 60 números de intervalos

Verificado que o tamanho amostral realmente afeta o poder do teste e comparando os modelos 30, 40 e 60 pontos coletados a opção de trabalhar com 60 pontos parece ser mais confiável, pois temos o maior numero percentis perto a distribuição e dentro da faixa de 0,5 e 3 de TW, mantendo o desvio padrão semelhante entre os modelos.

### A.3 BANCO DE DADOS

As Tabelas A.1.12 e A.1.13 apresentam o banco de dados com  $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ , Peso e IFR [ $f_1$  (MEF) e  $f_1$  (MOGA)] para o modelo 2LD3 e 3LD4.

Tabela A.1.12 - Banco de Dados para o modelo 3LD4.

$O_1(^{\circ})$	$O_2(^{\circ})$	$O_3(^{\circ})$	$t_1(\text{mm})$	$t_2(\text{mm})$	$t_3(\text{mm})$	Espessura Total (mm)	Peso (Kg)	$f_1$ (MEF)	$f_1$ (MOGA)
30	30	60	8	8	8	24	11,7	3,16	3,39
60	60	60	8	8	8	24	11,7	1,43	1,03
30	60	30	12	8	8	28	13,8	2,70	2,86
60	60	30	8	8	12	28	13,8	1,33	1,14
30	30	90	8	8	16	32	15,9	2,60	2,70
90	90	30	8	8	16	32	15,9	0,47	0,61
90	90	30	12	12	8	32	15,9	0,75	1,14
90	90	30	16	8	8	32	15,9	0,79	0,90
90	60	30	8	16	8	32	15,9	1,21	1,31
30	60	30	12	12	8	32	15,9	2,53	2,50
60	90	60	12	8	12	32	15,9	1,10	0,89
90	60	60	12	12	8	32	15,9	1,29	0,96
60	60	30	8	12	12	32	15,9	0,94	0,98
60	30	30	8	12	12	32	15,9	1,42	1,79

60	30	60	8	16	8	32	15,9	0,62	0,74
90	60	90	12	12	8	32	15,9	1,53	1,70
90	60	90	12	8	12	32	15,9	1,68	2,13
90	90	60	16	8	8	32	15,9	1,67	1,62
60	30	60	12	12	12	36	18,1	0,44	1,03
60	60	30	12	12	12	36	18,1	0,44	1,17
60	30	90	12	12	12	36	18,1	1,01	0,78
30	90	60	12	12	12	36	18,1	0,51	0,86
30	90	60	8	12	16	36	18,1	0,53	0,80
30	60	30	8	16	12	36	18,1	2,27	2,71
30	90	90	12	12	12	36	18,1	0,64	0,98
90	30	60	12	8	16	36	18,1	0,56	0,72
30	90	90	8	12	16	36	18,1	0,69	0,92
90	90	30	12	8	16	36	18,1	0,50	0,60
60	60	60	8	12	16	36	18,1	0,94	0,27
60	60	60	16	12	8	36	18,1	0,94	0,69
60	60	60	12	8	16	36	18,1	0,94	0,62
60	60	60	12	12	12	36	18,1	0,94	0,56
60	90	30	12	12	12	36	18,1	0,46	0,75
60	60	90	12	12	12	36	18,1	1,01	0,73
60	30	30	12	12	12	36	18,1	2,26	2,07
60	90	90	8	16	12	36	18,1	1,41	1,05
30	90	30	12	12	12	36	18,1	2,82	1,52
90	30	30	12	16	8	36	18,1	2,82	2,15
30	30	30	8	12	16	36	18,1	4,24	3,71
30	30	30	12	8	16	36	18,1	4,24	4,05
30	30	30	16	8	12	36	18,1	4,24	4,22
30	60	60	16	8	16	40	20,3	0,41	1,32
30	30	90	16	12	12	40	20,3	2,57	1,56
90	60	60	8	16	16	40	20,3	0,97	1,01
60	90	60	16	16	8	40	20,3	0,94	1,03
90	60	60	16	8	16	40	20,3	1,04	0,61
60	30	30	12	12	16	40	20,3	1,24	1,86
90	90	60	16	8	16	40	20,3	1,20	1,02
60	30	30	16	12	12	40	20,3	2,09	2,23
60	30	30	16	8	16	40	20,3	2,09	1,79
60	30	60	16	12	12	40	20,3	0,42	1,11
60	30	90	16	16	8	40	20,3	0,41	0,86
90	30	30	12	16	12	40	20,3	2,57	2,27
60	90	90	16	16	12	44	22,5	1,00	1,09
60	90	90	12	16	16	44	22,5	1,08	0,85
90	60	90	16	12	16	44	22,5	1,21	1,22
90	60	90	12	16	16	44	22,5	1,13	1,49
30	30	30	16	12	16	44	22,5	3,63	3,65
60	60	60	16	16	16	48	24,8	0,69	0,65
60	90	60	16	16	16	48	24,8	0,75	0,67

Tabela A.1.13 - Banco de Dados para o modelo 2LD3.

O1(°)	O2(°)	O3(°)	t <sub>1</sub> (mm)	t <sub>2</sub> (mm)	t <sub>3</sub> (mm)	Espessura Total (mm)	Peso (Kg)	f <sub>1</sub> (MEF)	f <sub>1</sub> (MOGA)
60	90	30	16	16	12	44	17,3	0,65	0,83
60	30	90	12	12	12	36	13,8	0,71	0,56
60	90	30	12	12	12	36	13,8	0,71	0,61
90	90	30	12	8,8	16	36,8	14,1	0,72	0,91
60	30	60	12	12	12	36	13,8	0,72	1,25
60	60	30	12	12	12	36	13,8	0,72	1,11
90	90	30	16	16	16	48	19,0	0,73	0,79
90	30	60	12	8,8	16	36,8	14,1	0,74	0,77
60	60	30	8,8	12	12	32,8	12,5	0,75	0,90
60	30	60	16	12	12	40	15,5	0,75	0,99
90	90	30	12	12	16	40	15,5	0,75	0,68
60	30	90	16	16	8,8	40,8	15,9	0,78	0,69
60	90	30	16	16	8,8	40,8	15,9	0,79	0,90
60	30	90	8,8	12	8,8	29,6	11,1	0,81	0,76
90	90	30	8,8	8,8	16	33,6	12,8	0,85	0,72
60	30	60	8,8	16	8,8	33,6	12,8	0,87	1,75
60	60	30	8,8	8,8	12	29,6	11,1	0,88	0,95
60	90	30	8,8	16	8,8	33,6	12,8	0,90	0,98
90	90	30	16	8,8	12	36,8	14,1	0,91	1,03
60	30	90	8,8	8,8	12	29,6	11,1	0,91	0,78
60	90	30	16	12	8,8	36,8	14,1	0,92	0,45
90	90	30	12	12	12	36	13,8	0,98	1,04
30	90	90	12	12	12	36	13,8	0,98	1,96
60	30	90	8,8	8,8	8,8	26,4	9,9	1,04	1,12
90	30	30	12	16	12	40	15,5	1,07	1,13
60	30	90	12	8,8	8,8	29,6	11,1	1,11	1,21
90	60	30	8,8	16	8,8	33,6	12,8	1,13	1,22
60	60	60	16	16	16	48	19,0	1,17	1,22
90	90	30	16	8,8	8,8	33,6	12,8	1,18	1,12
90	90	30	16	16	8,8	40,8	15,9	1,19	1,11
30	90	90	8,8	12	16	36,8	14,1	1,19	1,43
30	90	60	8,8	12	16	36,8	14,1	1,22	1,25
90	90	30	12	8,8	8,8	29,6	11,1	1,27	1,40
90	90	30	12	12	8,8	32,8	12,5	1,28	1,11
30	60	60	16	8,8	16	40,8	15,9	1,34	1,31
60	60	60	8,8	16	16	40,8	15,9	1,39	1,34
60	90	60	16	16	16	48	19,0	1,49	1,36
90	30	30	12	16	8,8	36,8	14,1	1,54	1,32
60	60	60	16	12	8,8	36,8	14,1	1,56	1,55
90	60	60	12	16	16	44	17,3	1,58	1,76
60	60	60	12	12	12	36	13,8	1,59	1,66
90	60	60	8,8	16	16	40,8	15,9	1,66	1,58

90	60	90	16	12	16	44	17,3	1,69	1,67
60	60	60	8,8	16	8,8	33,6	12,8	1,71	2,03
60	90	60	16	16	8,8	40,8	15,9	1,79	1,83
60	60	90	12	12	12	36	13,8	1,87	1,63
90	60	60	16	8,8	16	40,8	15,9	1,88	1,61
30	90	60	12	12	12	36	13,8	1,91	1,84
60	90	90	16	16	12	44	17,3	1,95	2,07
90	60	90	12	16	16	44	17,3	1,95	2,02
90	60	60	16	8,8	12	36,8	14,1	2,13	2,10
60	90	90	12	16	16	44	17,3	2,14	2,10
60	90	60	12	8,8	12	32,8	12,5	2,15	2,11
60	60	60	8,8	8,8	8,8	26,4	9,9	2,20	1,99
90	60	60	12	12	8,8	32,8	12,5	2,24	2,21
90	90	60	16	8,8	16	40,8	15,9	2,36	2,45
90	60	90	12	12	8,8	32,8	12,5	2,64	2,70
60	90	90	8,8	16	12	36,8	14,1	2,66	2,46
30	60	30	8,8	16	12	36,8	14,1	2,86	2,72
90	60	90	12	8,8	12	32,8	12,5	2,90	3,06
90	90	60	16	8,8	8,8	33,6	12,8	3,11	2,95
60	30	30	12	12	16	40	15,5	3,17	0,75
60	30	30	16	8,8	16	40,8	15,9	3,23	0,51
60	30	30	16	12	12	40	15,5	3,29	1,19
60	30	30	12	12	12	36	13,8	3,57	1,37
60	30	30	8,8	12	12	32,8	12,5	3,67	1,12
30	60	30	12	12	8,8	32,8	12,5	3,71	2,43
30	90	30	12	12	12	36	13,8	4,34	1,13
30	60	30	12	8,8	8,8	29,6	11,1	4,60	2,35
30	30	30	16	12	16	44	17,3	5,74	2,14

#### A.4 PERSPECTIVAS FUTURAS - NORMALIZAÇÃO DE VARIÁVEIS

As variáveis apresentadas neste trabalho possuem unidades distintas, as orientações apresentadas em graus ( $^{\circ}$ ) e a espessura em milímetro (mm). Um dos caminhos para o desenvolvimento dos cálculos é por meio da normalização de variáveis. Este refere-se ao processo de ajustar os valores das variáveis para que eles estejam em uma escala similar e assumindo que a variável máxima de 1.

A representação de um cubo é dada por:

$$lb = [30, 30, 30, 8, 8, 8] \text{ e } ub = [90, 90, 90, 16, 16, 16]$$

A esfera é representada por alfa ( $\alpha$ ), onde:

$$\alpha = (2^k)^{1/4} \quad (\text{A.9})$$

sendo k o número de variáveis

k = 6 ( $O_1, O_2, O_3, t_1, t_2, t_3$ ). Ou seja,  $\alpha = 2,83$ .

$$x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + x_4^2 + x_5^2 + x_6^2 \leq 2,83 \quad (\text{A.10})$$

No caso de normalização de variáveis a equação A.10 é da esfera que limita as orientações e espessura para obter o vaso de pressão otimizado.

O modelo desenvolvido neste trabalho, sem considerar o cálculo da esfera, é um ajuste alto, ou seja, o modelo construído via RSM apresentou uma precisão de 95,52% (Tabelas A.1.11) para a modelagem 2LD3 de RSM da variância do IRF, onde o modelo está super ajustado “overfitting”.

As informações descritas abaixo são os dados coletado de Peso e IFR descritos respectivamente no Apêndice A.4.1 e A.4.2 para o modelo 2LD3, apresentam o banco de dados com  $O_1, O_2, O_3, t_1, t_2, t_3$ , Peso e IFR [ $f_1$  (MEF) e  $f_1$  (MOGA)], sem considerar a normalização de variáveis.

#### A.4.1 Dados coletados PESO (2LD3): Peso vs $O_1; O_2; O_3; t_1; t_2; t_3$ .

Tabela A.1.14 - Análise de Variância: PESO (2LD3).

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F		Valor-P	
Modelo	27	218,511	8,093	25,20		0,000	
Linear			6	111,96	18,66	58,10	0,000
$O_1$			1	0,000	0,000	0,00	1,000
$O_2$			1	0,000	0,000	0,00	1,000
$O_3$			1	0,000	0,000	0,00	1,000
$t_1$			1	32,044	32,044	99,78	0,000
$t_2$			1	32,044	32,044	99,78	0,000
$t_3$			1	32,044	32,044	99,78	0,000
Quadrado			6	9,858	1,643	5,12	0,002
$O_1^2$			1	0,050	0,050	0,16	0,697
$O_2^2$			1	0,050	0,050	0,16	0,697

O <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,050	0,050	0,16	0,697
t <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,077	0,077	0,24	0,629
t <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,077	0,077	0,24	0,629
t <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,077	0,077	0,24	0,629
Interação com 2 Fatores	15	3,043	0,203	0,63	0,822
O <sub>1</sub> O <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>1</sub> O <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>1</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>2</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>2</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>3</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>3</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
O <sub>3</sub> t <sub>3</sub>	1	0,000	0,000	0,00	1,000
t <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	1,013	1,013	3,15	0,088
t <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	1,013	1,013	3,15	0,088
t <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	1,013	1,013	3,15	0,088
Erro	25	8,029	0,321		
Total	52	226,539			

Tabela A.1.15 - Sumário do Modelo: PESO (2LD3).

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,566695	96,46%	92,63%	67,06%

Equação de Regressão em Unidades Não codificadas

$$\begin{aligned}
 \text{PESO (2LD3)} = & 14,44 - 0,0193O_1 - 0,0193O_2 - 0,0193O_3 - 0,305t_1 - 0,305t_2 \\
 & - 0,305t_3 + 0,000161O_1^2 + 0,000161O_2^2 + 0,000161O_3^2 \\
 & + 0,0140 t_1^2 + 0,0140 t_2^2 + 0,0140 t_3^2 - 0,000000 O_1O_2 \\
 & - 0,000000 O_1O_3 - 0,000000 O_1t_1 - 0,000000 O_1t_2 - 0,000000 O_1t_3 \quad (\text{A.11}) \\
 & - 0,000000 O_2O_3 + 0,000000 O_2t_1 - 0,000000 O_2t_2 \\
 & - 0,000000 O_2t_3 + 0,000000 O_3t_1 + 0,000000 O_3t_2 - 0,000000 O_3t_3 \\
 & + 0,01372 t_1t_2 + 0,01372 t_1t_3 + 0,01372 t_2t_3
 \end{aligned}$$



### A.4.2 Dados coletados IRF (2LD3): IRF vs O<sub>1</sub>; O<sub>2</sub>; O<sub>3</sub>; t<sub>1</sub>; t<sub>2</sub>; t<sub>3</sub>.

Tabela A.1.16 - Análise de Variância: IRF (2LD3).

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Modelo	27	69,431	2,572	7,03	0,000
Linear	6	20,725	3,454	9,44	0,000
O <sub>1</sub>	1	0,017	0,017	0,05	0,831
O <sub>2</sub>	1	0,008	0,008	0,02	0,885
O <sub>3</sub>	1	15,597	15,597	42,62	0,000
t <sub>1</sub>	1	1,410	1,410	3,85	0,061
t <sub>2</sub>	1	1,543	1,543	4,22	0,051
t <sub>3</sub>	1	1,429	1,429	3,91	0,059
Quadrado	6	13,541	2,257	6,17	0,000
O <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,017	0,017	0,05	0,829
O <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,001	0,001	0,00	0,950
O <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,001	0,0010	0,00	0,971
t <sub>1</sub> <sup>2</sup>	1	0,267	0,267	0,73	0,401
t <sub>2</sub> <sup>2</sup>	1	0,269	0,269	0,74	0,399
t <sub>3</sub> <sup>2</sup>	1	0,267	0,267	0,73	0,401
Interação com 2 Fatores	15	37,285	2,486	6,79	0,000
O <sub>1</sub> O <sub>2</sub>	1	4,771	4,771	13,04	0,001
O <sub>1</sub> O <sub>3</sub>	1	15,396	15,396	42,08	0,000
O <sub>1</sub> t <sub>1</sub>	1	0,000	0,000	0,00	0,985
O <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,029	0,029	0,08	0,781
O <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,199	0,199	0,54	0,468
O <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1	16,056	16,056	43,88	0,000
O <sub>2</sub> t <sub>1</sub>	1	0,028	0,028	0,08	0,786
O <sub>2</sub> t <sub>2</sub>	1	0,000	0,000	0,00	0,989
O <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,284	0,284	0,77	0,387
O <sub>3</sub> t <sub>1</sub>	1	0,144	0,144	0,39	0,536
O <sub>3</sub> t <sub>2</sub>	1	0,088	0,088	0,24	0,629
O <sub>3</sub> t <sub>3</sub>	1	0,060	0,060	0,16	0,690
t <sub>1</sub> t <sub>2</sub>	1	0,189	0,189	0,52	0,479
t <sub>1</sub> t <sub>3</sub>	1	0,033	0,033	0,09	0,767
t <sub>2</sub> t <sub>3</sub>	1	0,010	0,010	0,03	0,873
Erro	25	9,148	0,366		
Total	27	69,431	2,572	7,03	0,000

Tabela A.1.17 - Sumário do Modelo: IRF (2LD3).

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,604910	88,36%	75,79%	29,21%

Equação de Regressão em Unidades Não codificadas:

$$\begin{aligned}
 \text{IRF (2LD3)} = & 25,56 - 0,0893 O_1 - 0,0838 O_2 - 0,1268 O_3 - 0,682 t_1 - 0,666 t_2 \\
 & - 0,822 t_3 + 0,000095 O_1^2 + 0,000027 O_2^2 + 0,000016 O_3^2 \\
 & + 0,0261 t_1^2 + 0,0263 t_2^2 + 0,0262 t_3^2 + 0,000429 O_1O_2 \\
 & + 0,000771 O_1O_3 - 0,000019 O_1t_1 - 0,000278 O_1t_2 \\
 & + 0,000729 O_1t_3 + 0,000787 O_2O_3 - 0,000272 O_2t_1 \\
 & - 0,000013 O_2t_2 + 0,000871 O_2t_3 + 0,000621 O_3t_1 \\
 & + 0,000484 O_3t_2 - 0,000400 O_3t_3 - 0,00593 t_1t_2 + 0,00247 t_1t_3 \\
 & + 0,00133 t_2t_3
 \end{aligned} \tag{A.12}$$

A Tabela A.1.18 apresenta o banco de dados com  $O_1$ ,  $O_2$ ,  $O_3$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ , Peso e IFR [ $f_1$  (MOGA)] para o modelo 2LD3.

Tabela A.1.18 - Banco de Dados para o modelo 2LD3.

$O_1(^{\circ})$	$O_2(^{\circ})$	$O_3(^{\circ})$	$t_1(\text{mm})$	$t_2(\text{mm})$	$t_3(\text{mm})$	Espessura Total (mm)	Peso (Kg)	$f_1(\text{MOGA})$
53,8	41,1	66,7	8,8	8,9	8,9	26,6	9,9	2,73
54,2	41,2	67,9	8,9	8,8	8,9	26,6	9,9	2,67
50,7	40,8	77,2	8,9	8,8	9,0	26,7	10,0	2,23
41,2	38,2	85,3	12,1	12,7	13,1	37,8	14,6	0,17
48,0	38,7	81,9	8,9	9,0	9,3	27,1	10,1	1,87
45,1	39,5	83,4	9,3	9,3	9,4	28,0	10,5	1,60
41,0	38,2	85,4	13,1	13,3	13,7	40,1	15,6	0,11
43,1	38,4	85,0	10,1	9,7	10,5	30,3	11,4	1,03
44,0	40,2	84,5	9,3	9,0	9,8	28,1	10,5	1,49
41,5	38,2	85,4	10,3	10,9	10,7	31,9	12,1	0,77
43,1	38,5	84,8	11,0	10,9	11,2	33,0	12,5	0,64
51,8	41,1	78,6	9,0	8,9	8,9	26,7	10,0	2,16
41,5	38,2	85,2	11,6	12,0	12,5	36,2	13,9	0,28
42,5	38,9	84,7	10,0	9,8	10,0	29,7	11,2	1,18
42,0	38,7	85,4	9,9	9,7	9,5	29,1	10,9	1,26
41,8	38,6	85,3	12,1	12,2	13,2	37,5	14,4	0,19

41,9	38,7	85,2	9,6	9,4	9,5	28,6	10,7	1,37
40,7	38,1	85,6	13,5	13,3	14,1	40,9	15,9	0,09
41,3	38,2	85,2	11,7	12,3	12,6	36,6	14,1	0,25
41,1	38,2	85,2	11,4	10,2	11,7	33,3	12,7	0,58
41,8	40,0	85,2	9,8	10,2	11,4	31,4	11,9	0,84
48,6	40,5	82,0	8,9	8,9	9,0	26,8	10,0	1,97
52,8	40,9	76,6	8,8	8,8	8,9	26,5	9,9	2,30
53,1	40,9	71,7	8,8	8,8	8,9	26,5	9,9	2,52
41,1	38,2	85,4	12,6	12,8	13,9	39,2	15,2	0,12
42,8	38,9	84,5	10,3	9,7	11,0	31,0	11,7	0,95
41,4	38,5	85,2	11,7	11,8	12,2	35,7	13,7	0,33
46,7	38,8	81,9	9,0	9,0	9,4	27,4	10,3	1,80
41,8	38,7	85,1	10,7	10,9	10,9	32,4	12,3	0,71
44,7	39,7	83,9	9,0	9,0	10,1	28,0	10,5	1,54
52,1	40,2	79,9	8,8	8,9	9,0	26,8	10,0	2,08
43,1	39,9	82,4	9,2	9,0	9,5	27,7	10,4	1,71
42,2	39,5	84,6	9,6	9,2	9,6	28,4	10,7	1,44
53,1	40,9	71,7	8,8	8,8	8,9	26,6	9,9	2,52
48,6	40,5	82,0	8,9	8,9	9,0	26,8	10,0	1,97
53,8	41,1	66,7	8,8	8,9	8,9	26,6	9,9	2,73
54,2	41,2	67,9	8,9	8,8	8,9	26,6	9,9	2,67
50,7	40,8	77,2	8,9	8,8	9,0	26,7	10,0	2,23
41,2	38,2	85,3	12,1	12,7	13,1	37,8	14,6	0,17
48,0	38,7	81,9	8,9	9,0	9,3	27,1	10,1	1,87
45,1	39,5	83,4	9,3	9,3	9,4	28,0	10,5	1,60
41,0	38,2	85,4	13,1	13,3	13,7	40,1	15,6	0,11
43,1	38,4	85,0	10,1	9,7	10,5	30,3	11,4	1,03
44,0	40,2	84,5	9,3	9,0	9,8	28,1	10,5	1,49
41,5	38,2	85,4	10,3	10,9	10,7	31,9	12,1	0,77
43,1	38,5	84,8	11,0	10,9	11,2	33,0	12,5	0,64
51,8	41,1	78,6	9,0	8,9	8,9	26,7	10,0	2,16
41,5	38,2	85,2	11,6	12,0	12,5	36,2	13,9	0,28
42,5	38,9	84,7	10,0	9,8	10,0	29,7	11,2	1,18
42,0	38,7	85,4	9,9	9,7	9,5	29,1	10,9	1,26
41,8	38,6	85,3	12,1	12,2	13,2	37,5	14,4	0,19
41,9	38,7	85,2	9,6	9,4	9,5	28,6	10,7	1,37
40,7	38,1	85,6	13,5	13,3	14,1	40,9	15,9	0,09
41,3	38,2	85,2	11,7	12,3	12,6	36,6	14,1	0,25
41,1	38,2	85,2	11,4	10,2	11,7	33,3	12,7	0,58
41,8	40,0	85,2	9,8	10,2	11,4	31,4	11,9	0,84
48,6	40,5	82,0	8,9	8,9	9,0	26,8	10,0	1,97
52,8	40,9	76,6	8,8	8,8	8,9	26,5	9,9	2,30
53,1	40,9	71,7	8,8	8,8	8,9	26,5	9,9	2,52
41,1	38,2	85,4	12,6	12,8	13,9	39,2	15,2	0,12
42,8	38,9	84,5	10,3	9,7	11,0	31,0	11,7	0,95
41,4	38,5	85,2	11,7	11,8	12,2	35,7	13,7	0,33

46,7	38,8	81,9	9,0	9,0	9,4	27,4	10,3	1,80
41,8	38,7	85,1	10,7	10,9	10,9	32,4	12,3	0,71
44,7	39,7	83,9	9,0	9,0	10,1	28,0	10,5	1,54
52,1	40,2	79,9	8,8	8,9	9,0	26,8	10,0	2,08
43,1	39,9	82,4	9,2	9,0	9,5	27,7	10,4	1,71
42,2	39,5	84,6	9,6	9,2	9,6	28,4	10,7	1,44
53,1	40,9	71,7	8,8	8,8	8,9	26,6	9,9	2,52
48,6	40,5	82,0	8,9	8,9	9,0	26,8	10,0	1,97

### A.4.3 Otimização Multiobjetivo usando Algoritmos Genéticos - Modelagem 2LD3

A Figura A.15 representa a frente de Pareto resultante da otimização realizada. A Tabela A.1.19 mostra três soluções ótimas para o problema de otimização dado.

Tabela A.1.19 - Variáveis de projetos ideais, validação MOGA-MEF [Modelo 2LD3].

Pontos	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$t_1$	$t_2$	$t_3$	Massa (kg)	$f_1(MOGA)$	$f_1(MEF)$
1	41,1°	38,2°	85,2°	11,4mm	10,2mm	11,7mm	12,7	0,576	0,664
2	43,1°	38,5°	84,8°	11,0mm	10,9mm	11,2mm	12,5	0,644	0,709
3	41,8°	38,7°	85,1°	10,7mm	10,9mm	10,9mm	12,3	0,706	0,735

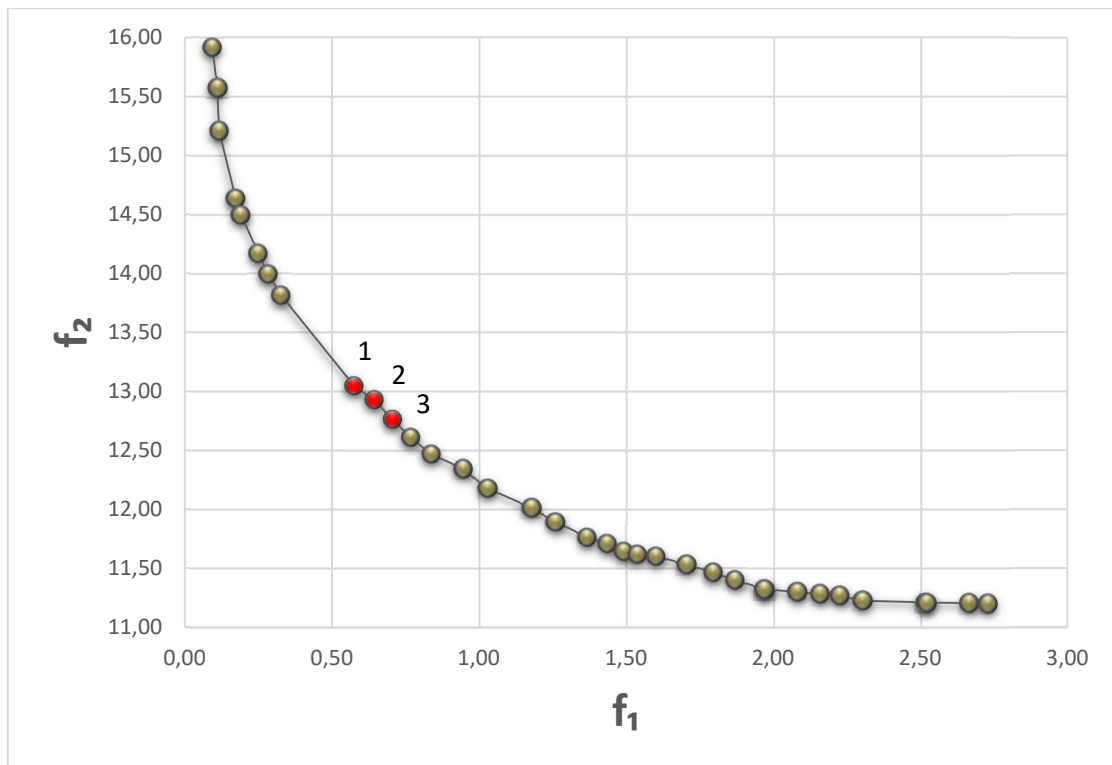


Figura A.15 - Frente de Pareto do ponto ótimo que minimiza  $f_1$ : IRF e  $f_2$ : W em um Vaso de Pressão Tipo IV [Modelo 2LD3].

Neste trabalho não é um caso de normalização de variáveis, e para os cálculos da Otimização Multiobjetivo, o valor de alfa é aproximadamente,  $\alpha = 11.000$ , sendo representado pela equação:

### %Multi-Objective Optimization

```

Fitnessfcn = @(x) [25.56- 0.0893*x(1) -0.0838*x(2) -0.1268*x(3) -0.682*x(4) -0.666*x(5) - 0.822*x(6)
+0.000095*(x(1)^2) +0.000027*(x(2)^2) +0.000016*(x(3)^2) +0.0261*(x(4)^2) +0.0263*(x(5)^2)
+0.0262*(x(6)^2) +0.000429*(x(1)*x(2)) +0.000771*(x(1)*x(3)) -0.000019*(x(1)*x(4)) -
0.000278*(x(1)*x(5)) +0.000729*(x(1)*x(6)) +0.000787*(x(2)*x(3)) -0.000272*(x(2)*x(4)) -
0.000013*(x(2)*x(5)) +0.000871*(x(2)*x(6)) +0.000621*(x(3)*x(4)) +0.000484*(x(3)*x(5)) -
0.000400*(x(3)*x(6)) -0.00593*(x(4)*x(5)) +0.00247*(x(4)*x(6)) +0.00133*(x(5)*x(6)),
14.44 -0.0193*x(1) -0.0193*x(2) -0.0193*x(3) -0.305*x(4) -0.305*x(5) -0.305*x(6) +0.000161*(x(1)^2)
+0.000161*(x(2)^2) +0.000161*(x(3)^2) +0.0140*(x(4)^2) +0.0140*(x(5)^2) +0.0140*(x(6)^2) -
0.000000*(x(1)*x(2)) -0.000000*(x(1)*x(3)) -0.000000*(x(1)*x(4)) -0.000000*(x(1)*x(5)) -
0.000000*(x(1)*x(6)) -0.000000*(x(2)*x(3)) +0.000000*(x(2)*x(4)) -0.000000*(x(2)*x(5)) -
0.000000*(x(2)*x(6)) +0.000000*(x(3)*x(4)) +0.000000*(x(3)*x(5)) -0.000000*(x(3)*x(6))
+0.01372*(x(4)*x(5)) +0.01372*(x(4)*x(6)) +0.01372*(x(5)*x(6))];

nvars = 6;
lb = [30, 30, 30, 8.8, 8.8, 8.8];
ub = [90, 90, 90, 16, 16, 16];
A = [];
b = [];
Aeq = [];
beq = [];

nonlcon = @simple_constraint;

options = optimoptions('gamultiobj','PlotFcn',@gaplotpareto,'PopulationSize',100);

[X,FVAL] = gamultiobj(fitnessfcn,nvars,A,b,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon,options);

function [c, ceq] = simple_constraint(x)
    c=[x(1)^2+x(2)^2+x(3)^2+x(4)^2+x(5)^2+x(6)^2-11000];
    ceq=[];
end

```

O modelo desenvolvido neste trabalho, sem considerar o cálculo da esfera, é um ajuste alto, ou seja, o modelo construído via RSM apresentou uma precisão de 95,52% (Tabela A.1.11) para a modelagem 2LD3 de RSM da variância do IRF, onde o modelo está super ajustado “overfitting”. Utilizando a modelagem 2LD3 e considerando o cálculo da esfera, sem a normalização de variáveis os valores, o modelo construído via RSM apresentou uma precisão de 88,36% (Tabela A.1.17) da variância do IRF, e os valores obtidos (Tabela A.1.19) foram muito semelhantes aos valores obtidos na Tabela 4.5, ou seja, não apresentou resultados melhores que o desenvolvido neste trabalho.