

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CAMPUS CACHOEIRA DO SUL
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Pedro Lucas Batista de Carvalho

**OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA DA HASTE DE UM *DRONE* UTILIZANDO
ALGORITMO GENÉTICO**

Cachoeira do Sul, RS
2023

Pedro Lucas Batista de Carvalho

OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA DA HASTE DE UM *DRONE* UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS) - Campus Cachoeira do Sul, como requisito parcial para obtenção do título de **Bacharel em Engenharia Mecânica**.

ORIENTADOR: Prof. Maikson Luiz Passaia Tonatto

COORIENTADOR: Prof. Gustavo Roberto Ramos

Cachoeira do Sul, RS
2023

Pedro Lucas Batista de Carvalho

OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA DA HASTE DE UM *DRONE* UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS) - Campus Cachoeira do Sul, como requisito parcial para obtenção do título de **Bacharel em Engenharia Mecânica**.

Aprovado em 1 de dezembro de 2023:

Maikson Luiz Passaia Tonatto, Dr. (UFSM-CS)
(Presidente/Orientador)

Gustavo Roberto Ramos, Dr. (UFSM-CS)
(Coorientador)

Ederval de Souza Lisboa, Dr. (UFSM-CS)

Gustavo Roberto Ramos, Dr. (UFSM-CS)

Cachoeira do Sul, RS
2023

RESUMO

OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA DA HASTE DE UM *DRONE* UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

AUTOR: Pedro Lucas Batista de Carvalho
ORIENTADOR: Maikson Luiz Passaia Tonatto
COORIENTADOR: Gustavo Roberto Ramos

O uso de *drones* envolve muitas áreas e aplicações, desde o monitoramento em pulverização agrícola até o envio de mercadorias. Para isso, obter seu melhor desempenho de forma geral é essencial, alcançando este por meio de projetos de otimização, especialmente nas hastes (maior parte do volume líquido estrutural). Portanto, este trabalho realiza a otimização paramétrica (OP) da haste de um *drone* sujeito aos esforços oriundos de um conjunto rotor-hélice selecionado, visando atender um escopo multiobjetivo de minimização de massa e maximização de rigidez estrutural, utilizando algoritmo genético (AG) como método otimizador. Inicialmente, a geometria complexa do modelo padrão é simplificada e desenvolve-se um *script* em Python que gera modelos de haste a serem analisados pelo método de elementos finitos (MEF). Este é desenvolvido de forma a evidenciar nove variáveis de projeto e cada alteração de seus valores promove a geração de novos modelos em elementos finitos (EF), sendo elas: largura L ; altura H_a ; espessuras das seções da treliça T_t , da borda T_e , do reforço inferior T_{rl} e superior T_{ru} ; número de repetições da “célula” de treliça N_{rep} ; e larguras dos reforços inferiores R_l e superiores R_u . Em seguida, realiza-se um estudo de sensibilidade para saber quais das variáveis selecionadas possuem maior influência na resposta mecânica da haste submetida aos carregamentos do conjunto rotor-hélice. A partir desse estudo, algumas menos influentes são eliminadas para prosseguir com a elaboração do *script* para estabelecer a comunicação entre o modelo EF e o algoritmo de otimização. Após definir o tamanho da população e geração, a OP é executada para obter os melhores valores para as variáveis de projeto dentro dos limites superiores e inferiores, e posterior seleção dos melhores e análise destes entre si. Por fim, após verificado o modelo simplificado, do estudo de sensibilidade, eliminou-se as variáveis T_{ru} e R_l pela pouca influência na resposta mecânica. Após concluída a OP, alguns modelos foram selecionados, sendo a maior minimização de massa de 28,34% e maior maximização de rigidez de 277% (em detrimentos de uma massa pouco diminuída) em modelos diferentes. Há também outro com equilíbrio entre funções, obtendo 15,30% de massa reduzida e aumento de 156% na rigidez, e finalmente, aquele que teve seu CS reduzido com relação ao padrão, diminuindo de 33 para 30, porém sendo ainda distante da falha.

Palavras-chave: Algoritmo genético, Funções objetivos. Otimização paramétrica. *Scripts*. Variáveis de projeto.

ABSTRACT

PARAMETRIC OPTIMIZATION OF A DRONE ARM USING GENETIC ALGORITHM

AUTHOR: Pedro Lucas Batista de Carvalho
ADVISOR: Maikson Luiz Passaia Tonatto
CO-ADVISOR: Gustavo Roberto Ramos

The use of drones involves many areas and applications, from monitoring agricultural spraying to shipment of goods. For this, getting the best overall performance is essential, and this is achieved through optimization projects, especially in the rods (the largest part of the structural net volume). Therefore, this work performs a parametric optimization (PO) of the arm of a drone, subjected to the efforts of a selected rotor-propeller assembly, aiming to achieve the multiobjective of minimizing mass and maximizing stiffness, using a genetic algorithm (GA) as an optimizing method. Initially, the complex geometry of the standard model is simplified and a Python script is developed that generates a rod model that can be analyzed using the finite element method (FEM). It is developed in such a way as to identify nine design variables and each change in their values leads to the generation of a new finite element (FE) models: width L ; height H_a ; thicknesses of the truss sections T_t , of the edges T_e , of the lower T_{rl} and upper T_{ru} stiffener; number of repetitions of the "cell" of the truss N_{rep} ; and widths of the lower R_l and upper R_u stiffeners. Then, a sensitivity study is carried out to find out which of the selected variables have the greatest influence on the mechanical response of the rod subjected to the loads of the rotor-propeller assembly. Based on this study, some of the less influential variables are eliminated in order to proceed with development of the script to establish communication between the EF model and the optimization algorithm. After defining the population and generation size, the PO is run to obtain the best values for the design variables inside the upper and lower limits, and then select the best ones and analyze them against each other. Finally, after checking the simplified model from the sensitivity study, the T_{ru} and R_l variables were eliminated because they had little influence on the mechanical response. After completing the OP, some models were selected, with the highest mass minimization of 28.36% and the highest stiffness maximization of 277% (to the detriment of a slightly reduced mass) in different models. There is also another with a balance between functions, obtaining a 15.31% reduction in mass and a 156% increase in stiffness, and finally, one that had its CS reduced in relation to the standard, decreasing from 33 to 30, but still being far from failure.

Keywords: Design variables. Genetic algorithm. Objective function. Parametrica optimization. Scripts.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Lâmina unidirecional como material ortotrópico.	18
Figura 2 – Comparação da deformação conforme as teorias CLPT e FSDT.	19
Figura 3 – Placa sujeita a tensões N e momento M segundo a CLPT.	20
Figura 4 – Esquema do funcionamento de um algoritmo genético.	22
Figura 5 – OP (a) utilizando redes neurais e (b) por meio de compartilhamento de dados entre <i>softwares</i>	25
Figura 6 – Fluxograma com as principais etapas da metodologia.	30
Figura 7 – (a) Haste comercial a ser otimizada e sua (b) representação de modelo de EF completo.	31
Figura 8 – (a) Modelo simplificado e suas (b) respectivas seções.	32
Figura 9 – Sistema de coordenadas locais.	33
Figura 10 – Malha configurada para o modelo simplificado.	34
Figura 11 – Variáveis de projeto escolhidas para o modelo simplificado.	35
Figura 12 – Convergência de malha.	39
Figura 13 – Verificação dos modelos.	40
Figura 14 – Deslocamento U para o modelo padrão.	41
Figura 15 – Gráficos de contorno do estudo de sensibilidade na comparação de (a) H_a e T_{rl} e (b) L e T_{ru}	43
Figura 16 – (a) Frente de Pareto e (b) imagem detalhada de parte da Frente de Pareto que atende o multiobjetivo.	45
Figura 17 – Deslocamento U para um modelo 4.	47
Figura 18 – Deslocamento U para um modelo 6.	48
Figura 19 – Computação natural e suas ramificações.	56
Figura 20 – Pseudocódigo para o funcionamento do AG.	57
Figura 21 – Parâmetros configuráveis que alteram os resultados obtidos.	58

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Exemplo da aplicação dos métodos de reprodução.....	23
Tabela 2 – Propriedades mecânicas do PLA.	32
Tabela 3 – Deslocamentos obtidos no estudo de sensibilidade.	42
Tabela 4 – Modelos otimizados e suas variáveis.....	46
Tabela 5 – Resultados obtidos dos modelos otimizados.	47

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1 – Referencial bibliográfico.	27
--	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AEF	Análise de elementos finitos
AG	Algoritmo genético
ARP	Aeronave remotamente pilotada
CAD	<i>Computer Aided Design</i>
CLPT	<i>Classical Laminate Plate Theory</i>
CS	Coeficiente de segurança
EF	Elementos finitos
FSDT	<i>First-order Shear Deformation Theory</i>
IF	Índice de falha
LHS	<i>Latin Hypercube Sampling</i>
MEF	Método dos elementos finitos
MEFI	Método de elementos finitos inverso
MRS	Método de resposta da superfície
NSGA-II	<i>Nondominated Sorting Genetic Algorithm II</i>
OP	Otimização paramétrica
OT	Otimização topológica
PLA	Poliácido láctico
RF	Força de reação
RP	Ponto de referência
VANT	Veículo aéreo não tripulado

LISTA DE SÍMBOLOS

C	Função rigidez (N/mm)
C_{ineq}	Restrições de desigualdade (-)
C	Matriz de rigidez reduzida (Pa)
E	Módulo de elasticidade (MPa)
G	Módulo de cisalhamento (MPa)
H_a	Altura da haste (mm)
L	Largura da haste (mm)
M	Momento ($N \cdot m$)
N	Carregamento (N)
N_{rep}	Número de repetições da célula de treliça (-)
\bar{Q}	Matriz de rigidez reduzida transformada (Pa)
R_l	Largura do reforço inferior (mm)
R_u	Largura do reforço superior (mm)
T_e	Espessura da seção das bordas (mm)
T_{rl}	Espessura da seção do reforço inferior (mm)
T_{ru}	Espessura da seção do reforço superior (mm)
T_t	Espessura da seção treliçada (mm)
U	Deslocamento (mm)
V	Vetor de variáveis (-)
VL	Valores dos limites superiores e inferiores (-)
X	Eixo coordenado X (-)
Y	Eixo coordenado Y (-)
Z	Eixo coordenado Z (-)
a	Comprimento (m)
h	Altura ou espessura (m)
m	Função massa (g)
p_B	Probabilidade de mutação (-)

p_C	Probabilidade de <i>crossover</i> (-)
x	Domínio de análise das variáveis (-)
γ	Deformação cisalhante (-)
ε	Deformação normal (-)
ε^0	Deformação do plano médio (-)
κ	Curvatura (m^{-1})
ν	Coefficiente de Poisson (-)
σ	Tensão normal (Pa)
τ	Tensão cisalhante (Pa)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	JUSTIFICATIVA	14
1.2	OBJETIVO GERAL	15
1.3	OBJETIVO ESPECÍFICO	15
1.4	DELIMITAÇÃO DO TEMA	15
1.5	MOTIVAÇÃO	16
1.6	ESTRUTURA DO TRABALHO	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	MECÂNICA DOS MATERIAIS LAMINADOS	17
2.1.1	Material ortotrópico	18
2.1.2	Teoria clássica dos laminados	18
2.2	MÉTODOS DOS ELEMENTOS FINITOS DIRECIONADO A LAMINADOS	20
2.3	OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA	21
2.3.1	Algoritmos genéticos	22
2.4	REVISÃO DA LITERATURA	24
2.4.1	Integração dos softwares	24
2.4.2	Trabalhos relacionados	26
3	METODOLOGIA	29
3.1	PROCEDIMENTO ADOTADO	29
3.2	MODELO DE ELEMENTOS FINITOS DA HASTE CARREGADA EM FLEXÃO	31
3.3	ESTUDO DE SENSIBILIDADE DAS VARIÁVEIS DE PROJETO	33
3.4	OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO	35
4	RESULTADOS OBTIDOS	39
4.1	CONVERGÊNCIA DE MALHA E VERIFICAÇÃO DOS MODELOS	39
4.2	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	41
4.3	ANÁLISE DA OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA	44
5	CONCLUSÃO	49
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	52
	APÊNDICE A – OUTROS FUNDAMENTOS DO ALGORITMO GENÉTICO POR GOLDBARG, GOLDBARG E LUNA (2016)	56

1 INTRODUÇÃO

Drone, veículo aéreo não tripulado (VANT) ou aeronave remotamente pilotada (ARP) são denominações para equipamentos de voo que exercem várias funções (NWAOGU *et al.*, 2023; GOLIZADEH *et al.*, 2019). Os modelos comerciais possuem diversas características para que seu desempenho seja destacado ao que foi designado, como, por exemplo, o monitoramento (modelo leve, com menos rotores e uma câmera com boa qualidade) ou transporte de carga (modelo com maior empuxo para maior capacidade de carga). Diante disso, o projeto de ARPs para a atribuição destinada envolve a decisão de parâmetros estruturais, como comprimento, perfil da seção, forma e/ou material da haste, sendo considerados estes as variáveis de projeto.

Ao alterar algumas variáveis, o modelo responderá de forma diferente. Assim, a definição de determinados valores para algumas destas variáveis acarretam respostas mecânicas distintas na estrutura, sendo que algumas destas desempenham alterações mais significativas em seu comportamento (com relação aos carregamentos aplicados) que outras. Portanto, a definição desses parâmetros de projeto envolve as cargas e como a mesma torna alguns desses mais críticos para a manufatura (DENG *et al.*, 2023). Esse processo denomina-se otimização.

Ainda, este método diverge em diversas opções de soluções, como a topológica (remoção de material em lugares menos solicitados), de material (mudança na sequência de empilhamento para um laminado, por exemplo) e outros. Além destes, há um em que se concentra a troca de valores dos parâmetros geométricos do modelo, influenciando no custo estrutural (MEI; WANG, 2021) e visando uma obtenção mais direta da forma a ser manufaturada, já que seus parâmetros eliminam a necessidade de retrabalho na forma otimizada. Este processo com foco na alteração de variáveis de projeto é denominado otimização paramétrica (OP).

Para uma estrutura otimizada com relação ao seu peso, maiores autonomias de voos são obtidas. Realizar diversos dimensionamentos, um a um, de forma manual, com base na tentativa e erro e sem saber qual rumo deve ser tomado posteriormente para buscar os objetivos desejados, não é a melhor alternativa. Mesmo tendo um bom embasamento de comportamento mecânico, a partir do momento que se combinam variáveis de projeto que afetam diretamente na resposta da estrutura e impõem-se restrições como redução de material e limites de deflexão, por exemplo, as possibilidades ficam limitadas e impossibilita a definição dos melhores parâmetros.

Portanto, usam-se códigos computacionais capazes de calcular a resposta do sistema para cada alteração dos valores dos parâmetros. Dentre as opções de métodos computacionais presentes na literatura, um dos mais utilizados é o algoritmo genético (AG), que deriva da teoria evolucionária darwinista (GHIASI; PASINI; LESSARD, 2009), onde os melhores indivíduos prosseguem com a espécie, sofrendo mutações e cruzamento para avançar no processo de seleção natural. Muitos destes termos envolvidos na configuração

do AG serão utilizados e definidos posteriormente, fazendo um paralelo com conceitos de engenharia. O mesmo é utilizado para que dentre as infinitas possibilidades de parâmetros disponíveis, possam ser obtidos os parâmetros ótimos globais do modelo otimizado.

1.1 JUSTIFICATIVA

Como o empuxo é o responsável por elevar o ARP com uma força vertical, espera-se uma maior deflexão na extremidade, onde está geralmente posicionado o conjunto rotor-hélice. Para diminuir essa deflexão, é necessário que parâmetros geométricos da haste sejam definidos para aumentar a sua rigidez. Faz-se presente neste mesmo ponto, um momento devido à construção do motor, oriundo de um rotor girante no sentido horário e estator no sentido reverso, por exemplo. Desta forma, é necessário considerar que os parâmetros escolhidos aprimorem a geometria de modo a reduzir os efeitos destes carregamentos, tornando o empuxo o mais vertical possível e melhorando na estabilidade durante o voo, sendo estes alcançados pelo aumento da rigidez estrutural da haste.

O peso é outro fator para se considerar quando se trata da sustentação no ar. Uma vez fixadas as capacidades dos componentes do VANT (capacidade de carga da bateria, potência dos rotores, empuxo gerado pelas hélices, entre outros), otimizar suas funcionalidades seria possível, de modo geral, através da redução do peso do ARP, sem negligenciar a integridade da estrutura do modelo. Logo, minimizar o mesmo mediante volume líquido estrutural (sem componentes) seria interessante, principalmente através da diminuição das seções transversais das partes da haste.

Para realizar a otimização, é necessário a implementação de um algoritmo. O AG foi escolhido por ser um destes que visam a busca pelo máximo global. Os métodos de obtenção dos indivíduos das gerações posteriores (“filhos”), como *crossover*, mutação, seleção, que serão mencionados e explicados posteriormente, são responsáveis por fazer com que os indivíduos dessa geração (“pais”) mantenham os melhores “genes” (parâmetros ou variáveis) para recombinações futuras. Devido à seleção “natural”, estes perpetuam de forma que os cruzamentos vão juntando esses melhores “genes” para formar o indivíduo com as melhores características, ou seja, o máximo global (JUDSON, 2008).

Apesar deste benefício, o uso de AG para otimizações envolve o compartilhamento de dados entre *softwares*, principalmente para análise pelo método dos elementos finitos. Essa integração de programas pode ocorrer de forma não tão direta, requerendo que um conjunto de códigos faça tal comunicação de dados. Porém, este processo permite um controle detalhado do funcionamento da OP por AG, o que possibilita uma configuração específica e com melhor captação das informações durante a execução de cada passo, tanto durante quanto ao fim da otimização.

1.2 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral deste trabalho consiste em realizar uma otimização paramétrica (OP) da haste de um *drone* sujeito aos esforços oriundos de um conjunto rotor-hélice selecionado, visando atender um escopo multiobjetivo de minimização da massa e maximização da rigidez estrutural, utilizando algoritmo genético (AG) como método otimizador.

1.3 OBJETIVO ESPECÍFICO

Para concluir o objetivo geral, são definidos alguns objetivos específicos, sendo eles:

- a) Gerar os modelos de elementos finitos completo e simplificado da haste e realizar a verificação para um esforço mecânico genérico;
- b) Obter os carregamentos com base na literatura;
- c) Avaliar o modelo simplificado quanto à sensibilidade das variáveis de projeto em relação à influência na resposta mecânica;
- d) Gerar o *script* de obtenção do modelo automatizado em função da leitura das variáveis de projeto;
- e) Gerar o *script* de saída para captar força, deslocamento máximo, massa e restrições impostas;
- f) Realizar a implementação da otimização paramétrica usando dos códigos gerados e da configuração do algoritmo genético.

1.4 DELIMITAÇÃO DO TEMA

O desenvolvimento das atividades a serem realizadas, em sua totalidade, abrange diversos pontos envolvidos na área da engenharia, onde o presente trabalho limita-se a alguns pela restrição de páginas e tempo hábil para realização. O primeiro deles define que seja dado enfoque na implementação da otimização, não se aprofundando em cargas dinâmicas e/ou fluidodinâmicas aplicadas. Diante disso, a análise do carregamento se concentra na força de flexão aplicada na extremidade da haste e no momento gerado pelo giro do rotor, provenientes do empuxo e forma construtiva do conjunto rotor-hélice.

Também não será realizada uma comparação entre os diversos algoritmos e métodos otimizadores presentes na literatura, mesmo que mencionados ao longo do texto para maiores esclarecimentos, onde será focado somente a aplicação do algoritmo genético. Considerando já a aplicação deste algoritmo, não será estudada a influência entre os valores dos parâmetros que configuram o AG, aplicando-se os que são usados segundo a literatura que se teve acesso.

1.5 MOTIVAÇÃO

O presente trabalho envolve o desenvolvimento de projetos mecânicos, onde este é do interesse do autor. Mas além de novos projetos, busca-se a otimização dos mesmos, para torná-los competitivos frente à concorrência. Além do desejo pessoal na atuação da área de engenharia do produto, e conseqüente desenvolvimento de projetos buscando melhorias contínuas, o tópico de otimização vem acompanhado da utilização de AG.

O mesmo é advindo de uma área não correlata à engenharia (paralelo com a “teoria evolutiva” da biologia) e permite a otimização (“evolução”) de modelos que se destacam, bem como sua permanência (“sobrevivência”) frente aos demais projetos (“indivíduos”). Essa adaptação dos termos e conteúdo que está sendo trabalhado cativa aquele que vos escreve, e sua aplicação é útil do ponto de vista mecânico e, como já mencionado, de melhoria nos projetos.

Além dos fatos já mencionados, é possível acrescentar o fato do estudo desenvolvido que compõe o presente trabalho ter sido realizado durante a vigência de uma bolsa de iniciação científica (IC) onde o autor era bolsista. Durante o andamento das atividades, que agora são etapas deste trabalho, houve a pesquisa pelo tema a ser abordado e logo, o mesmo fomentou o interesse pela área de OP. Tal escopo da bolsa de IC visava a implementação de uma metodologia e estudos sobre OP utilizando AG e foi apoiado pelo programa de PIBIC-CNPq com fundos e incentivo.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho está organizado de modo a apresentar inicialmente, no capítulo 1 uma introdução e descrição dos objetivos a serem atingidos, bem como justificativa e delimitações. Uma fundamentação teórica está exposta no capítulo 2, concisamente, os conceitos abordados neste trabalho e aplicação da literatura. O capítulo 3 contém os métodos e materiais necessários para o desenvolvimento da metodologia. O capítulo 4 descreve os resultados obtidos ao longo do presente trabalho. A conclusão é encontrada no capítulo 5 e discute os pontos principais abordados no estudo, além de propor trabalhos futuros, funcionando assim como continuação dessa pesquisa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, são abordados os principais temas necessários ao desenvolvimento do presente trabalho, dando atenção às terminologias necessárias para seu completo entendimento. Os tópicos passam por assuntos como laminados (comportamento mecânico e sua definição em *softwares*), OP, AG, além da integração destes temas e como a literatura os trata.

2.1 MECÂNICA DOS MATERIAIS LAMINADOS

A confecção de hastes de *drones* pode ser realizada através da impressão 3D, onde este processo denominado manufatura aditiva consiste na deposição de material em várias finas camadas, cada uma com sua direção segundo a direção da fibra (PATEL *et al.*, 2022). Neste método de obtenção de geometrias físicas, o comportamento mecânico é influenciado pelas constantes de engenharia e direções da fibra nas camadas, que se relacionam com os eixos ortogonalizados e planos.

Para um dado material com comportamento linear elástico, as relações de tensão-deformação seguem as relações constitutivas da lei de Hooke (KALIAKIN, 2017; KRAJCINOVIC, 1996). Desta forma, a Equação 2.1 apresenta como as tensões se relacionam com as deformações para análise no plano:

$$\begin{bmatrix} \sigma_1 \\ \sigma_2 \\ \sigma_3 \\ \tau_{23} \\ \tau_{31} \\ \tau_{12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} & C_{16} \\ & C_{22} & C_{23} & C_{24} & C_{25} & C_{26} \\ & & C_{33} & C_{34} & C_{35} & C_{36} \\ & & & C_{44} & C_{45} & C_{46} \\ & & & & C_{55} & C_{56} \\ & & & & & C_{66} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \gamma_{23} \\ \gamma_{31} \\ \gamma_{12} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

sim.

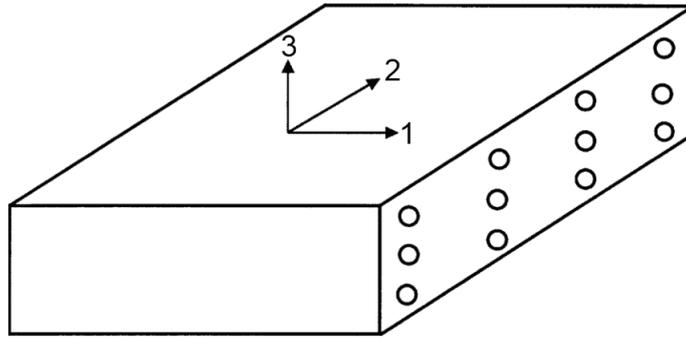
onde σ_1 , σ_2 e σ_3 são as tensões normais nas direções 1, 2 e 3, respectivamente, τ_{23} , τ_{31} e τ_{12} são as tensões cisalhantes nos planos 2-3, 3-1 e 1-2, ε_1 , ε_2 e ε_3 são as deformações normais nas direções 1, 2 e 3, γ_{23} , γ_{31} e γ_{12} são as deformações cisalhantes nos planos 2-3, 3-1 e 1-2 e C é a matriz de rigidez para o estado plano 3D (KAW, 2006). Tal matriz é inicialmente definida com 81 componentes, porém se reduz para 36 uma vez que $\sigma_{ij} = \sigma_{ji}$ e $\varepsilon_{ij} = \varepsilon_{ji}$ (HAUSSÜHL, 2003). Considerando a simetria de C , reduz-se então para 21 componentes.

A Equação 2.1 define a lei de Hooke para materiais anisotrópicos, porém outras considerações podem ser implementadas para as definições dos demais materiais, relacionando seus comportamentos em planos com simetria e/ou isotropia, como os monoclinicos, ortotrópicos, transversalmente isotrópicos e isotrópicos, por exemplo.

2.1.1 Material ortotrópico

Para um material que tenha, simultaneamente, três planos de simetria, o mesmo é denominado ortotrópico. Isso pode ser exemplificado na Figura 1, onde os eixos de coordenadas locais 1, 2 e 3 definem, dois a dois, os planos de simetria.

Figura 1 – Lâmina unidirecional como material ortotrópico.



Fonte: (KAW, 2006).

A matriz de flexibilidade S para este material, considerando que $S = C^{-1}$, assume algumas simplificações (KAW, 2006) em suas componentes e substituindo as constantes de engenharia, torna-se a matriz presente na Equação 2.2:

$$S = \begin{bmatrix} 1/E_1 & -\nu_{12}/E_1 & -\nu_{13}/E_1 & 0 & 0 & 0 \\ & 1/E_2 & -\nu_{23}/E_2 & 0 & 0 & 0 \\ & & 1/E_3 & 0 & 0 & 0 \\ & & & 1/G_{23} & 0 & 0 \\ & & & & 1/G_{31} & 0 \\ sim. & & & & & 1/G_{12} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

onde, E_1 , E_2 e E_3 são os módulos de elasticidade nas direções 1, 2 e 3, respectivamente, ν_{12} , ν_{13} e ν_{23} são os coeficientes de Poisson nos planos 1-2, 1-3 e 2-3, e G_{23} , G_{31} e G_{12} são os módulos de elasticidade nos planos 2-3, 3-1 e 1-2, resultando em apenas 9 constantes de engenharia para definir o material.

2.1.2 Teoria clássica dos laminados

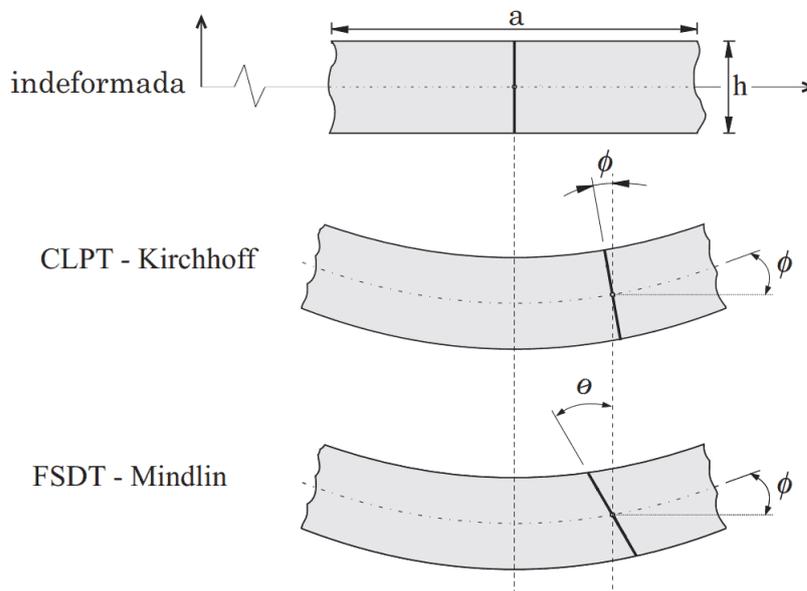
Uma lâmina difere de um laminado, pois este é uma sequência de empilhamento de lâminas unidas face a face com diferentes angulações entre a fibra e o eixo X do sistema de coordenadas cartesianas global. Ainda, considerações para caracterizar o laminado precisam ser feitas, além de assumir uma teoria cinemática de cascas para o caso 2D (BARBERO, 2013). Dentre as teorias apresentadas por Reddy (2003), destacam-se a Teoria Clássica de Placas Laminadas (do inglês, *Kirchhoff's Classical Laminate Plate Theory*

ou CLPT) e a Teoria de Primeira Ordem de Mindlin (do inglês, *First-order Shear Deformation Theory* ou FSDT).

A CLPT, sendo esta uma adaptação e/ou extensão da teoria clássica de Kirchhoff, considera que seções normais transversais à linha neutra de um corpo permanecem normais e transversais após a deformação (ϕ em relação aos dois eixos, na Figura 2) e, portanto, desconsideram as componentes cisalhantes ao longo da espessura (FAGUNDES, 2002), que podem causar delaminação. Além disso, algumas considerações para o modelo de placas são assumidas, como material linear e elástico para as lâminas (com estas estando perfeitamente ligadas entre si), há três planos de simetria (ortotrópico) e as espessuras das placas são uniformes, entre outras.

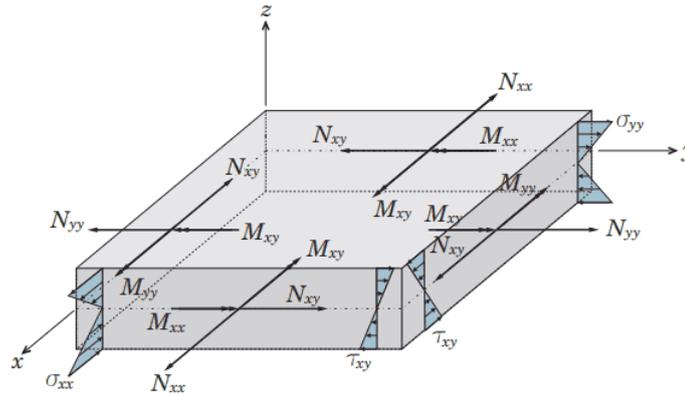
Já na FSDT, as seções normais transversais não se mantêm desta forma após a deformação (incluindo as componentes de cisalhamento e possível delaminação), diferindo das hipóteses de Kirchhoff, conseqüentemente da CLPT, apresentados na Figura 2, onde $\phi \neq \theta$. Para laminados espessos e semi-espessos (relação de comprimento a por espessura h de $a/h < 20$ e $20 \leq a/h < 50$, respectivamente (REDDY, 2003)) em ambas teorias, encontra-se resultados satisfatórios, com menores custos computacionais se comparado a outras teorias de ordem superior (BELO, 2006).

Figura 2 – Comparação da deformação conforme as teorias CLPT e FSDT.



Fonte: Adaptado de Belo (2006).

Com a CLPT como teoria base para os equacionamentos, uma placa plana sob carregamentos axiais N_{xx} e N_{yy} e cisalhantes N_{xy} e N_{yx} e momentos fletores M_{xx} e M_{yy} e torsores M_{xy} e M_{yx} está indicada na Figura 3. Para a relação linear entre deformação de um laminado, deformação no plano médio ε^0 , curvatura κ , um ponto ao longo da espessura z (coordenada no eixo Z) e a relação tensão-deformação com a matriz de rigidez reduzida transformada \bar{Q}_{ij} , por integração de N e M , encontram-se as Equações 2.3 e 2.4:

Figura 3 – Placa sujeita a tensões N e momento M segundo a CLPT.

Fonte: (BELO, 2006).

$$\begin{bmatrix} N \\ - \\ M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & | & B \\ - & - & - \\ B & | & D \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \varepsilon^0 \\ - \\ \kappa \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$\begin{aligned} A_{ij} &= \sum_{k=1}^n [(\bar{Q}_{ij})_k] (h_k - h_{k-1}), \quad i = 1, 2, 6; \quad j = 1, 2, 6, \\ B_{ij} &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n [(\bar{Q}_{ij})_k] (h_k^2 - h_{k-1}^2), \quad i = 1, 2, 6; \quad j = 1, 2, 6, \\ D_{ij} &= \frac{1}{3} \sum_{k=1}^n [(\bar{Q}_{ij})_k] (h_k^3 - h_{k-1}^3), \quad i = 1, 2, 6; \quad j = 1, 2, 6 \end{aligned} \quad (2.4)$$

onde, A , B e D são as matrizes de rigidez extensiva, de acoplamento extensão-flexão e de rigidez à flexão, respectivamente, definidas por \bar{Q}_{ij} e as coordenadas das camadas h ou z (KAW, 2006; BARBERO, 2013; REDDY, 2003; BELO, 2006; JONES, 1998). Esta teoria, segundo Rodríguez, Thomas e Renaud (2003) e Kulkarni e Dutta (1999), permite descrever as geometrias impressas tridimensionalmente com comportamento mecânico dos laminados.

2.2 MÉTODOS DOS ELEMENTOS FINITOS DIRECIONADO A LAMINADOS

Com respostas imediatas e resultados adequados para os problemas atuais, o método dos elementos finitos (MEF) divide um corpo contínuo em elementos menores, ou elementos finitos (EF), onde um deslocamento é passado aos elementos circundantes pelas conexões dos nós em uma rede denominada malha (ZIENKIEWICZ, 1989 *apud* FAGUNDES, 2002). No *software* de análise de elementos finitos, os laminados podem ser interpretados como elementos de placas e cascas, para diminuir o custo computacional e permitir resultados semelhantes aos modelos com uma espessura visivelmente definida.

Considerando o desenvolvido na Seção 2.1.2, é possível definir alguns tipos de ele-

mentos. Tem-se o *Conventional Shell Elements* que trata de superfícies planas ou curvas de cascas (2D) no espaço 3D e assume CLPT, bem como as restrições e considerações de sua teoria. Por outro lado, o *Continuum Shell Elements* necessita de uma espessura explicitamente definida na construção do modelo, assim como qualquer geometria com três dimensões (BARBERO, 2013), porém esta espessura com o tamanho consideravelmente menor que as demais dimensões. Ao contrário do *Conventional*, o *Continuum* impõe as restrições da teoria FSDT.

Concluindo as teorias explicitadas por Barbero (2013), é possível destacar também o *General-purpose Shell Elements*, que considera a FSDT, porém pode ser usado tanto em *Conventional* quanto *Continuum*, e por fim, o *3D Solid Elements*, que seria um método de construção de geometria que não considera nenhuma teoria de cascas para construção, e, portanto, trata-se de um modelo com considerações construtivas mais gerais.

Graus de liberdade estão intrinsecamente associados às definições efetuadas para os elementos. Barbero (2013) declara que cada nó possui seis destes, sendo três translações e três rotações, na direção de um eixo ou em torno deste. A rotação em torno do eixo Z é usada para modelar placas dobradas, onde, se não for o caso, somente os outros cinco graus de liberdade são necessários para interpretar o comportamento dos nós. Uma condição de contorno bastante usada é a simetria, que envolve a restrição de deslocamento fora do plano e de rotação com relação aos eixos que compõem o plano de simetria.

2.3 OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA

A otimização de estruturas é, de forma direta, uma técnica para buscar um “ótimo” de um projeto (BEGHINI *et al.*, 2013). Uma vez que a construção do modelo envolve um conjunto de tópicos passíveis de melhora, como resposta de estrutura, custo, estética e conformação mecânica, o objetivo é, geralmente, aprimorar um deles definindo variáveis de projeto e alterando o valor destas. Dentre as principais técnicas usadas na literatura, destacam-se as otimizações paramétrica, topológica, de forma, de material, entre outros (SIGMUND, 2000; MEI; WANG, 2021).

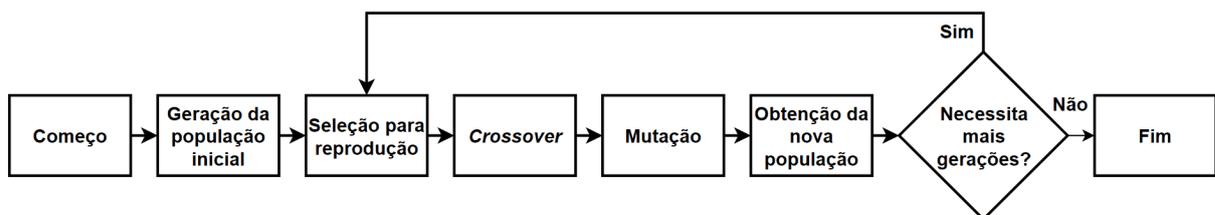
Os métodos utilizados para a otimização promovem tal variabilidade, onde na literatura, destacam-se os determinísticos (em sua grande maioria, analíticos), onde os dados de entrada são conhecidos; e os estocásticos (simulações numéricas convencionais, AG, entre outros), onde as variáveis futuras são incertas e não se sabe quais parâmetros serão obtidos (HEIN, 1994; BUTYN, 2017). No caso do AG, por meio dessa busca estocástica com viés (busca guiada) (GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA, 2016), define-se também como meta-heurística, por envolver diversas heurísticas básicas subordinadas com o intuito de encontrar uma solução aceitável no espaço de soluções, balanceando exploração (diversificação) e exploração (intensificação) (BLUM; ROLI, 2003; OSMAN; LAPORTE, 1996).

A OP melhora um ou mais aspectos do caso em análise, podendo ser comercial, como peso ou valor, ou de engenharia, como rigidez ou considerações dinâmicas (ABOUHAMZE; SHAKERI, 2007). Dessa forma, uma solução ótima se destaca dentre outros modelos otimizados por meio das modificações nas variáveis de projeto estabelecidas (RIBEIRO FILHO *et al.*, 2022). As técnicas aplicadas com tal objetivo são as mais diversas: envolvendo a derivação de funções em uma determinada direção, como os métodos de gradiente (STANIMIROVIĆ *et al.*, 2020), ou com soluções oriundas de estudos naturais, como a teoria da evolução de Darwin que inspirou na criação do AG (ŠEŠOK; BELEVIČIUS, 2007)), por exemplo, sendo este último escolhido para aplicação no desenvolvimento do presente trabalho.

2.3.1 Algoritmos genéticos

Adaptados de outros métodos computacionais anteriores, os algoritmos genéticos se enquadram em uma categoria de algoritmos advindo da evolução biológica (MITCHELL, 1998), permitindo aplicações em diversas áreas da mecânica, especialmente em materiais compósitos. Este algoritmo possui alguns passos de funcionamento, apresentados na Figura 4, que possibilitam entender suas aplicações, com destaque para o frequente uso na determinação de sequência de empilhamento na área de compósitos (ABOUHAMZE; SHAKERI, 2007; GHIASI; PASINI; LESSARD, 2009), com o benefício extra de diminuir o custo computacional (YONG; FALZON; IANNUCCI, 2008).

Figura 4 – Esquema do funcionamento de um algoritmo genético.



Fonte: Adaptado e traduzido de Šešok e Belevičius (2007).

Na Figura 4 são observados termos específicos, aqui explicitados segundo Mitchell (1998), Goldberg (1989) e MathWorks® (2023a). Porém, há um vasto estudo sobre outros termos e definições que caberiam somente para essa área, sendo que abordá-los fugiria do escopo definido para este trabalho. Mas ainda, o Apêndice A expõe alguns pontos mais específicos sobre AG, focado na literatura de Goldberg, Goldberg e Luna (2016).

No segundo bloco do fluxograma, a expressão população é apresentada e define um conjunto de valores com suas posições em uma cadeia de bits. Pode ser livremente interpretado como um conjunto de variáveis que possuem suas posições em um vetor, sendo este levado adiante para a etapa posterior.

A seleção é a distinção dos indivíduos para gerarem os descendentes, sendo esta

a primeira de três etapas da reprodução. Nesta, ocorre a verificação dos valores da função objetivo, também chamada de função de aptidão ou *fitness* (GOLDBERG; DEB, 1991), onde os maiores possuem maior probabilidade de contribuir com a geração de novas populações. Esta observação da aptidão para geração de novas populações é a seleção natural computacional da sobrevivência darwinista (ŠEŠOK; BELEVIČIUS, 2007).

Após a qualificação dos indivíduos por aptidão, dois métodos de reprodução são efetuados: o cruzamento ou *crossover* e a mutação. Ambos dependem de dois genitores selecionados para serem os “pais” de dois descendentes posteriores, com base nos valores *fitness* normalizados, utilizando um método de seleção, como genitor, roda de roleta, seleção de torneio, entre outros (GOLDBERG; DEB, 1991).

Ainda, a aleatoriedade se faz presente, como exposto na Tabela 1, sobre o processo de *crossover* e mutação, atuando na geração de modelos.

Tabela 1 – Exemplo da aplicação dos métodos de reprodução.

ID	Indivíduos pré seleção	Posição do <i>crossover</i>	Resultado após <i>crossover</i>	Posição da mutação	Resultado após mutação
1	A B C D	2 = A B C D	A B G H	1 = J	J B G H
2	E F G H	2 = E F G H	E F C D	2 = K	E K C D
3	P Q R S	3 = P Q R S	P Q R Z	4 = L	P Q R L
4	W X Y Z	3 = W X Y Z	W X Y S	1 = M	M X Y S

Fonte: Autor (2023).

Na primeira coluna da Tabela 1, o ID é uma identificação para melhor entendimento e a coluna seguinte são os genitores gerados conforme descrito anteriormente. A posição do *crossover* (|) envolve aleatoriedade, onde o “corte” do vetor de variáveis não depende de nenhuma configuração específica, mas segundo Goldberg (1989) e Šešok e Belevičius (2007), de funções randômicas computacionais e parâmetros inseridos pelo usuário. Desta forma, para uma probabilidade de *crossover* p_C (porcentagem para reprodução) dos escolhidos, pares devem ser separados com os mesmos valores de posição para que dois novos descendentes sejam gerados para a nova população. Logo, observa-se que os IDs 1 e 2 geraram *ABGH* e *EFCD* e os 3 e 4 geraram *PQRZ* e *WXYZ* após o *crossover*.

Na quinta coluna, é tratada a aplicação da mutação. A mutação é a terceira etapa da reprodução e simplesmente troca, de forma aleatória, um valor do indivíduo ou o valor de uma variável do vetor (PHAM; HONG, 2022). Ocorrendo a uma probabilidade p_B pequena, somente uma parte desses valores serão alterados, pois este é um processo secundário da reprodução (ŠEŠOK; BELEVIČIUS, 2007; GOLDBERG, 1989). Da Tabela 1, são observadas as posições aleatórias de mutação 1, 2, 4 e 1 para os indivíduos 1, 2, 3 e 4 pós-*crossover*, respectivamente e nestas, houve alterações por *J*, *K*, *L*, *M*, apresentando a nova população *JBGH*, *EKCD*, *PQRL* e *MXYS*.

2.4 REVISÃO DA LITERATURA

Esta seção trata de alguns pontos observados na literatura que agregam para a contextualização e completo entendimento dos tópicos abordados neste trabalho, dividindo-se em integração dos softwares e trabalhos relacionados.

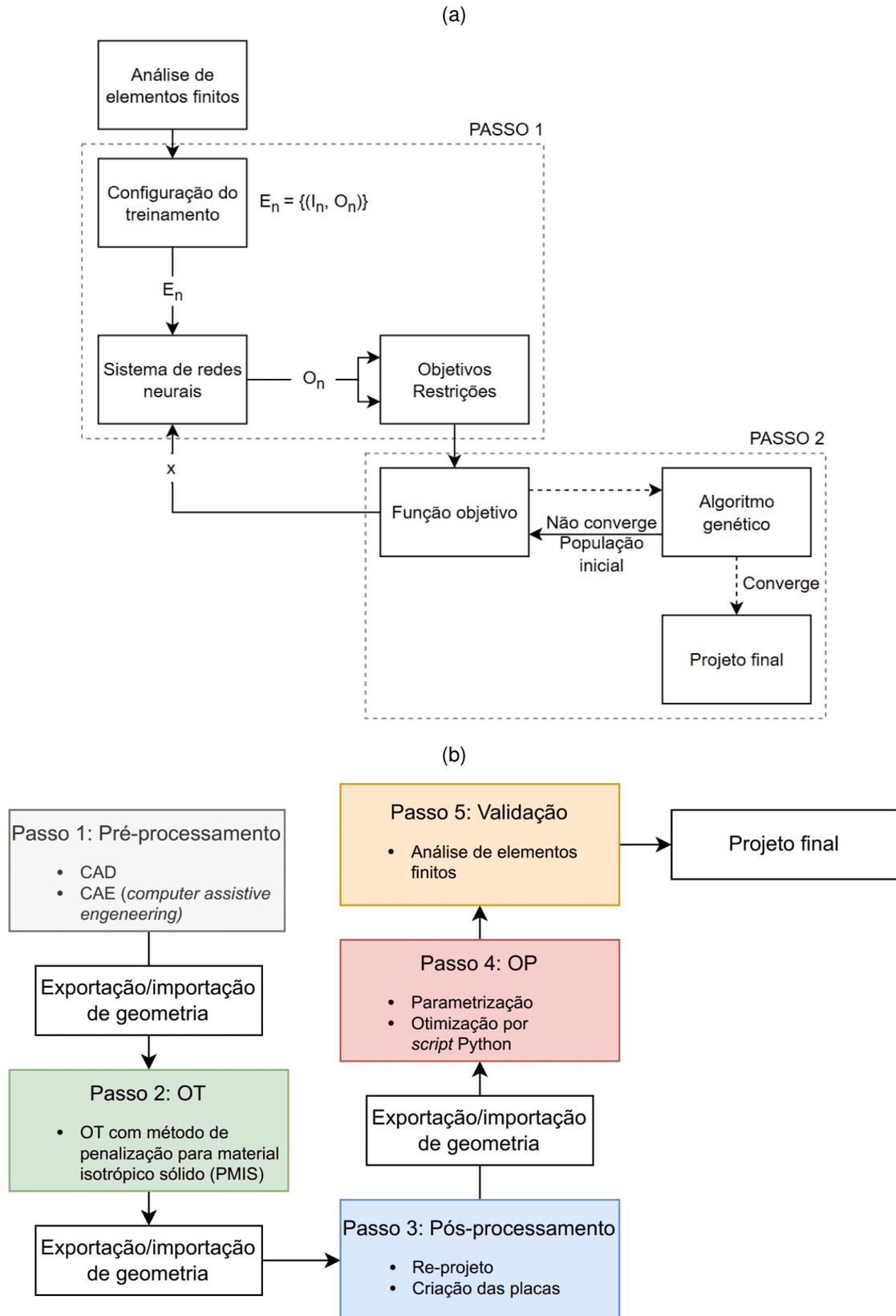
2.4.1 Integração dos *softwares*

Com o AG definido na Subseção 2.3.1, parte-se para o funcionamento da OP completa. Porém, esta não segue um padrão na literatura, uma vez que são utilizados diversos meios para a resolução do problema de otimização. Com o *software* modeFRONTIER, por exemplo, é possível importar um modelo CAD, implementar parâmetros definidos por um intervalo pré-determinado, redefinir malha, executar a simulação e extrair os resultados (STRANDBERG; MAKKONEN; LEINVUO, 2009). Ou seja, proporciona uma ligação entre todos os passos necessários para as etapas da OP em uma só tela: projeto, simulação e análise dos resultados (NARDIN *et al.*, 2009).

Assim, diferentes formas de interação são utilizadas para haver uma comunicação de dados entre os meios necessários para a realização da OP. Neste sentido, Marín *et al.* (2012) apresentam a otimização de um painel reforçado sujeito a carregamentos mecânicos e térmicos (Figura 5a). Esta aplicação inicia com a análise de EF para servir como base de dados para o treinamento de uma rede neural artificial capaz de reproduzir soluções semelhantes. A mesma possui toda sua arquitetura e configuração efetuada no *software* MATLAB, junto de uma variante do algoritmo *Nondominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II). Sete sub-problemas são realizados para o treinamento no *software* de EF Abaqus através de um código em linguagem de programação Python para geração paramétrica automática dos painéis dos problemas.

Outra integração está ilustrada na Figura 5b, onde Tyflopoulos *et al.* (2021) apresentam uma metodologia que combina otimizações de laminados com os *softwares* SolidWorks, Abaqus, Tosca e Isight. Inicialmente, é gerado um modelo 3D no SolidWorks para uma aplicação específica definida, e em seguida o mesmo é transferido para o Abaqus para realizar a simulação pelo MEF e obtenção de respostas mecânicas. A otimização topológica (OT) foi efetuada em seguida usando o Tosca para os mesmos contornos e carregamento que no Abaqus. O resultado foi exportado novamente para o SolidWorks para re-projeto da estrutura otimizada topologicamente e criação das lâminas do laminado. Posteriormente retorna para o Abaqus, sendo aqui realizado a OP junto de um modelo otimizador desenvolvido no Isight, com auxílio de um *script* Python, onde a otimização se dá na configuração de sequência de empilhamento do laminado. A metodologia de Tyflopoulos *et al.* (2021) utiliza principalmente de exportação/importação (de forma manual) de arquivos para a integração entre modelagem 3D para criação das geometrias, simulação pelo MEF e OP+OT.

Figura 5 – OP (a) utilizando redes neurais e (b) por meio de compartilhamento de dados entre *softwares*.



Fonte: Adaptados de (a) (MARÍN *et al.*, 2012) e (b) (TYFLOPOULOS *et al.*, 2021).

Já Müller e Van der Klashorst (2017) optam por um estudo inteiramente por meio de comandos numéricos. Eles incluíram o AG no *multiobjective evolutionary algorithms* (MOEA) *framework* (que se trata de uma linguagem de programação Java), sendo este *open source*. O código, além de implementar o AG, possui também os modelos a serem otimizados. Visando minimizar a massa estrutural de treliças (2D e 3D), o modelo é inserido na linguagem através das coordenadas dos nós da treliça, bem como materiais, cargas, condições de contorno e restrições de projeto. Dado como foi realizado o trabalho, eles não necessitaram integrar *softwares*, bastando a busca da variável desejada no código.

2.4.2 Trabalhos relacionados

Nesta subseção, são apresentados artigos relacionados com este trabalho. Apesar de uma vasta literatura contribuir para a compreensão deste, destacam-se os mencionados no Quadro 2.1, onde somente alguns são aprofundados, para não afetar na fluidez do texto.

No trabalho de Ribeiro Filho *et al.* (2022), foi realizada a otimização de um painel sanduíche constituído por placas de alumínio nas extremidades e núcleo de espuma 100% PET reciclado. Neste, um modelo de EF foi desenvolvido e validado segundo um ensaio experimental, permitindo uma OP. Com o *computer aided design* (CAD) definido, estipulou-se as variáveis de projeto, sendo estas, o diâmetro dos furos no núcleo, espaçamento entre estes furos e espessuras das placas de alumínio e do núcleo. Com base no CAD gerado, observou-se com cuidado na execução do presente trabalho as escolhas dos parâmetros e restrições geométricas. Essas duas definições são particulares a cada caso e fazendo suas escolhas corretamente, evitam-se sobreposições no modelo, impedindo conflitos de informações, sendo este, por exemplo, a presença e ausência de material no mesmo local, ou seja, quando dois furos são definidos completamente por seus perímetros e a presença de material em todos seus entornos, porém dois perímetros se sobrepõem.

Já Albanesi *et al.* (2018), otimiza a pá de uma turbina eólica de eixo horizontal. Desta forma, um laminado constitui a pá e há quebra de camadas ao longo de dez seções onde a mesma foi dividida. As variáveis de projeto escolhidas foram o material em cada lâmina, número de camadas e, conseqüentemente, onde haverá a quebra da camada. Nesta OP, foi usada uma associação de AG com MEF inverso (MEFI), onde o modelo é naturalmente deformado segundo seu eixo e após a aplicação de forças e cargas aerodinâmicas, o corpo deformado está alinhado em um de seus eixos. Deste trabalho foram consideradas as aplicações de AG + MEFI e a função objetivo sobre o material da placa. Para este caso, o material poderia ser definido entre quatro opções, sendo uma delas denominada “vazio”. Isso consideraria a inexistência de material naquela seção e a consideração de quebra de camada daquela seção em diante. Com esta definição, a amostra produzida apresentou menor massa, o que estaria associado à de minimização de massa. A restrição de deslocamento máximo na ponta da pá também foi observada, uma vez que uma deflexão em limites aceitáveis em estruturas engastadas seria útil.

Quadro 2.1 – Referencial bibliográfico.

Autor/Título	Otimização	Algoritmo	Função objetivo	Restrições de projeto	Variáveis de projeto
Ribeiro Filho <i>et al.</i> (2022)	Painel sanduíche com núcleo com furos	AG + MEF	<ul style="list-style-type: none"> • Minimizar massa • Maximizar energia total absorvida 	<ul style="list-style-type: none"> • Distanciamento mínimo dos furos • Deslocamento máximo 	<ul style="list-style-type: none"> • Diâmetro do furo • Espaçamento entre furos • Espessura do núcleo • Espessura da chapa
Albanesi <i>et al.</i> (2018)	Pá de turbina eólica de eixo horizontal	AG + MEFI	<ul style="list-style-type: none"> • Minimizar massa 	<ul style="list-style-type: none"> • Ao menos três camadas • Deflexão e tensão • Frequência natural • Camadas iguais consecutivas 	<ul style="list-style-type: none"> • Material • Número de camadas • <i>Drop</i> da camada
Cazacu e Grama (2014)	Treliças diversas de aço	AG + MEF	<ul style="list-style-type: none"> • Minimizar massa 	<ul style="list-style-type: none"> • Deslocamentos e tensões 	<ul style="list-style-type: none"> • Seção transversal
Tyflopoulos e Steinert (2020)	Formas específicas (inclusive uma viga)	MRS	<ul style="list-style-type: none"> • Minimizar massa e tensões máximas 	<ul style="list-style-type: none"> • Geométricas 	<ul style="list-style-type: none"> • Comprimento, largura e espessura • Alcance de aplicação da força
An, Chen e Huang (2018)	Painel com reforços em forma de T	AG + <i>Ground structure concept</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Minimizar massa • Maximizar frequência natural 	<ul style="list-style-type: none"> • Orientações das fibras • Limite de camadas de mesma orientação • Deslocamento máximo 	<ul style="list-style-type: none"> • Sequência de empilhamento da placa e reforços • Posições e números dos reforços
Mortazavi e Toğan (2016)	Estruturas treliçadas diversas	Enxame particulado integrado	<ul style="list-style-type: none"> • Minimizar massa 	<ul style="list-style-type: none"> • Tensões e deformações 	<ul style="list-style-type: none"> • Tamanho e seção da barra

Fonte: Autor (2023).

Buscando analisar aplicações em OP, Tyflopoulos e Steinert (2020) realizaram a mesma em conjunto com otimização topológica (OT) e casos com re-projeto ou não, usando o método de resposta da superfície (MRS) como algoritmo otimizador. A OT remove o material de partes não solicitadas da estrutura de acordo com porcentagem de massa a ser reduzida. O re-projeto funciona como retrabalho da geometria otimizada em superfícies mais comuns, passíveis de serem executadas em processos de conformação, usinagem ou manufatura aditiva convencionais. Após o re-projeto, a OP poderia ser efetuada com os parâmetros definidos. Neste trabalho, o autor usou de restrições em torno de inequações, o que permitiu uma otimização com redução de 99,1% da massa da estrutura. Esse valor foi alcançado a partir de OP e OT desempenhadas simultaneamente, seguida por um re-projeto e uma última OP ao fim. Tyflopoulos e Steinert (2020) também observaram o aumento da tensão máxima conforme os processos de OP e OT iam se combinando, sendo este um fator limitante para as otimizações.

Da literatura e do Quadro 2.1, observa-se que a maioria dos artigos apresenta o uso de AG como algoritmo de processamento da população, variando somente o método de obtenção das respostas mecânicas. Como pode ser também observado no mesmo quadro e nos trabalhos já mencionados, há corriqueiramente o uso de AG com MEF, porém este processo não é comumente explicitado. Šešok e Belevičius (2007), Ribeiro Filho *et al.* (2022), entre outros, apresentam fluxogramas que permitem uma melhor compreensão de como implementar a integração do AG e EF utilizando códigos computacionais (em C++ e Python, respectivamente). Já Muc e Gurba (2001) e Yong, Falzon e Iannucci (2008) apenas definem o uso deste sem mencionar como a troca de dados ocorre.

Outro tópico que vale ser mencionado é a presença de minimização da função objetivo para grande maioria dos trabalhos, onde esta é a principal característica do AG para uma determinada função aptidão de otimização. Desta forma, um modo de contornar essa situação no caso em que se deseja maximizar um objetivo é agregar um sinal negativo à função objetivo, onde, desta forma, será buscado matematicamente o maior valor negativo que, na prática, está relacionado ao maior valor positivo para a função (desde que a configuração da otimização use o módulo do valor). Tal método é utilizado por Ribeiro Filho *et al.* (2022) para maximizar a energia de absorção.

3 METODOLOGIA

A fim de otimizar parametricamente a haste de um *drone* através do uso de algoritmo genético, as etapas presentes na metodologia descrevem um dos métodos da literatura para atingir o objetivo definido. Tal método foi escolhido por diversos fatores, como, por exemplo, a permissão de uma configuração mais detalhada, desde os parâmetros do AG no MATLAB à geração dos *scripts* de entrada e saída no modelo de EF no *software*.

No presente capítulo, o método para a realização do trabalho é apresentado. Além dos materiais necessários para a efetuação das etapas, os procedimentos são também explicitados, contando com um fluxograma para melhor elucidar os estágios a serem seguidos, bem como a comunicação de dados entre os *softwares*. Algumas terminologias mais específicas para o desenvolvimento podem ser necessárias, sendo o uso geral dos conceitos descrito na seção anterior.

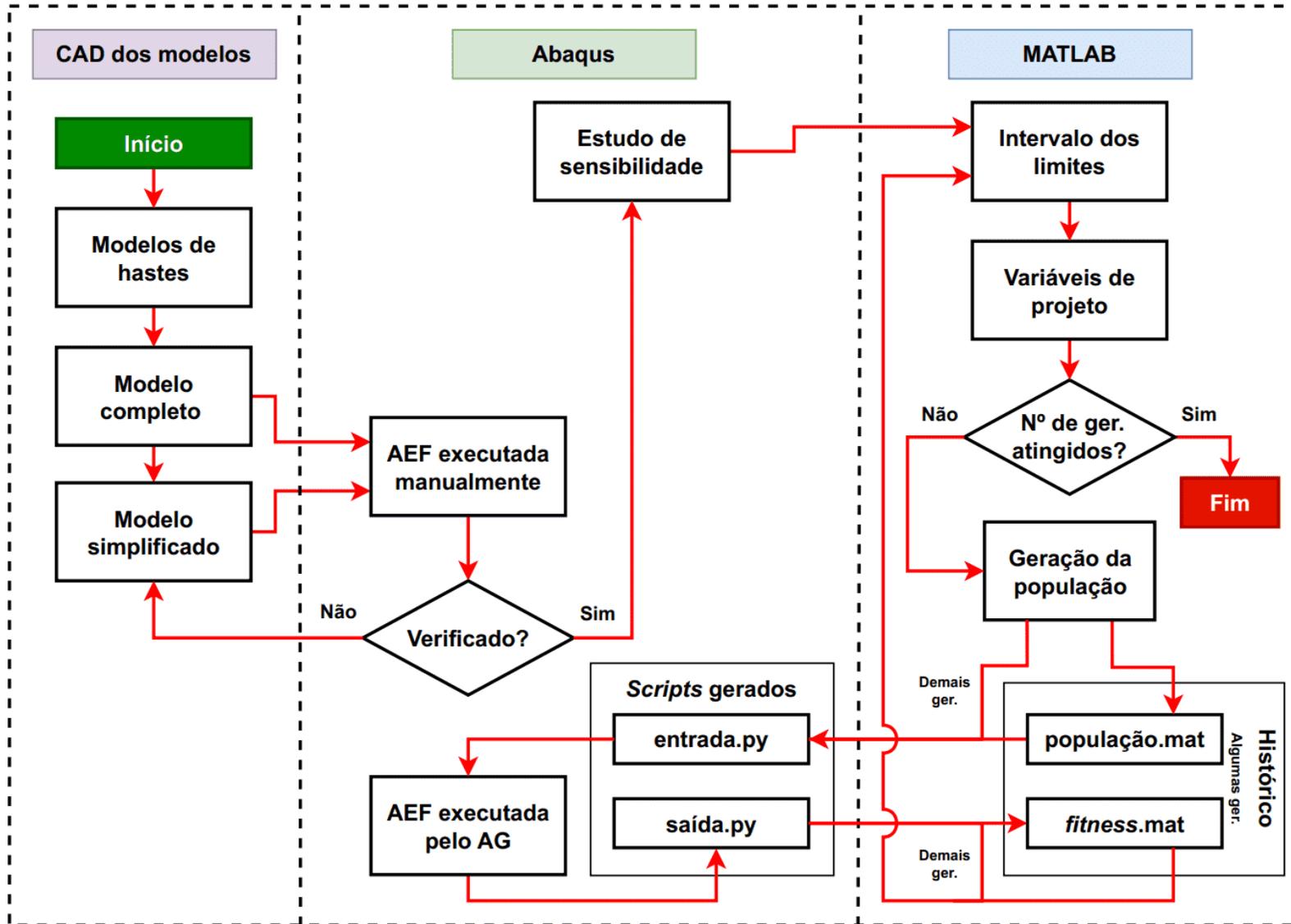
3.1 PROCEDIMENTO ADOTADO

Os materiais utilizados e os métodos desenvolvidos que permitem a realização da otimização da haste recorrendo ao algoritmo genético são desenvolvidos computacionalmente. Tais procedimentos, baseado no trabalho de Ribeiro Filho *et al.* (2022), são divididos em três conjuntos, usando desde *softwares* de modelagem 3D e simulação numérica até que efetuam cálculos numéricos por meio de códigos em linguagem de programação, como exposto na Figura 6. A metodologia em questão é realizada em um notebook com sistema operacional Windows 10, processador *Intel® Core™* i5 de sétima geração, com 2,5-2,7 GHz de frequência e 8 GB de memória RAM.

Como pode ser observado na Figura 6, os principais procedimentos da metodologia se iniciam com a modelagem CAD 3D das geometrias, seguidos por análises iniciais de EF e validações no *software* SIMULIA Abaqus™ Standard da empresa Dassault Systèmes S.A. Na próxima etapa, um estudo de sensibilidade com relação às variáveis de projeto é realizado para, então, dar-se início à otimização da haste propriamente dita.

Com a pré-definição dos limites para as variáveis de projeto, na metade direita da Figura 6, as populações são geradas por *Latin Hypercube Sampling* (LHS) (mencionado posteriormente) na primeira geração ou AG para todos os indivíduos das demais. Algumas populações são armazenadas em um arquivo *.mat* para consultas futuras (uma vez que cada uma já possui vários indivíduos, além do custo computacional necessário para tal), e comparação entre os resultados obtidos. Entretanto, todas prosseguem para o *script* de entrada com a geração do modelo de EF para posterior AEF automatizada pelo AG. Ao fim da simulação, a extração dos valores das funções objetivos é efetuada, armazenada em outro arquivo *.mat* (somente para algumas gerações, pelos mesmos motivos do *.mat* de populações) e avaliada. Em seguida, inicia-se um novo *loop* onde se escolherá novas variáveis de projeto e o processo se repete até atingir o número de gerações definidos.

Figura 6 – Fluxograma com as principais etapas da metodologia.



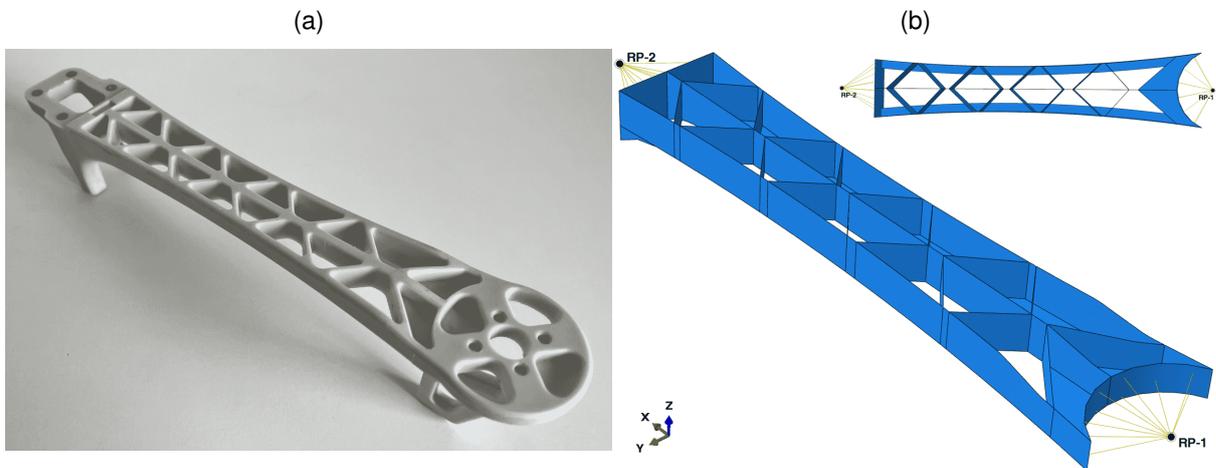
Fonte: Autor (2023).

3.2 MODELO DE ELEMENTOS FINITOS DA HASTE CARREGADA EM FLEXÃO

Os modelos de hastes dos *drones* comerciais são geometricamente diferentes, porém a condição mecânica de contorno é geralmente de uma viga engastada. Além disso, com o conjunto rotor-hélice posicionado na extremidade da mesma, há a aplicação de uma força vertical devido ao empuxo e um momento devido às condições construtivas e de acoplamento deste conjunto à haste.

Para isso, é realizada a modelagem da haste da Figura 7a para simulação por EF. A haste é composta por três partes principais: frontal (onde está o ponto de referência (RP) 1 ou $RP - 1$) com geometria para fixação do conjunto rotor-hélice; traseira (onde está localizado o $RP - 2$) com furações para prendê-la à estrutura; e parte central, com característica treliçada, como apresentada na Figura 7b, onde se dará a OP. RP 's são pontos de referência criados com auxílio das coordenadas globais para definição de sua posição. Este funciona como qualquer nó pertencente ao modelo, desde que seja ligado ao mesmo. A ligação acontece de diversas formas, de modo a restringir os graus de liberdade durante na análise (diferente das restrições do modelo que são para a posição inicial do caso). A restrição em ambos os casos é definido no Abaqus por “*coupling*”, onde uma superfície está restrita ao movimento de um nó (RP).

Figura 7 – (a) Haste comercial a ser otimizada e sua (b) representação de modelo de EF completo.



Fonte: Autor (2023).

Neste modelo de EF, denominado completo, utiliza-se construção do tipo casca (com face construtiva intermediária às faces da espessura), uma vez que há redução do custo computacional e permite resultados coerentes, ambos em relação à análise de EF com elemento 3D (BARBERO, 2013). Também definem-se as seções do modelo para essas superfícies.

É aplicado um engaste em $RP-2$, acoplado à respectiva face da extremidade, como na Figura 7b. Tal acoplamento ocorre também em $RP - 1$, onde uma força de 11,77 N e um momento de 1391,47 N · mm são alocados, oriundos do conjunto composto pelo rotor

Hypetrain Blaster 2207 e da hélice *KingKong 6040*, selecionados segundo Tyto Robotics (2021), sendo estes necessários para levantar um ARP considerando seu peso estrutural e componentes. A malha é definida como S4R, onde os elementos são quadriláteros lineares definidos pelo Abaqus como “*conventional shell*” de 4 nós (5 graus de liberdade por nó). O tamanho do elemento será obtido por um estudo de convergência de malha.

O material utilizado é o PLA (ácido polilático), pela facilidade de trabalho do mesmo em impressões 3D, definindo-se assim como material ortotrópico pelas constantes de engenharia presentes na Tabela 2. Além destes parâmetros de materiais, também são apresentados as resistências mecânicas longitudinais e transversais (direção 1 e 2, respectivamente), a tração e compressão. Estes são responsáveis por permitir que sejam calculados e captados os índices de falha de Hashin, que será melhor mencionado posteriormente.

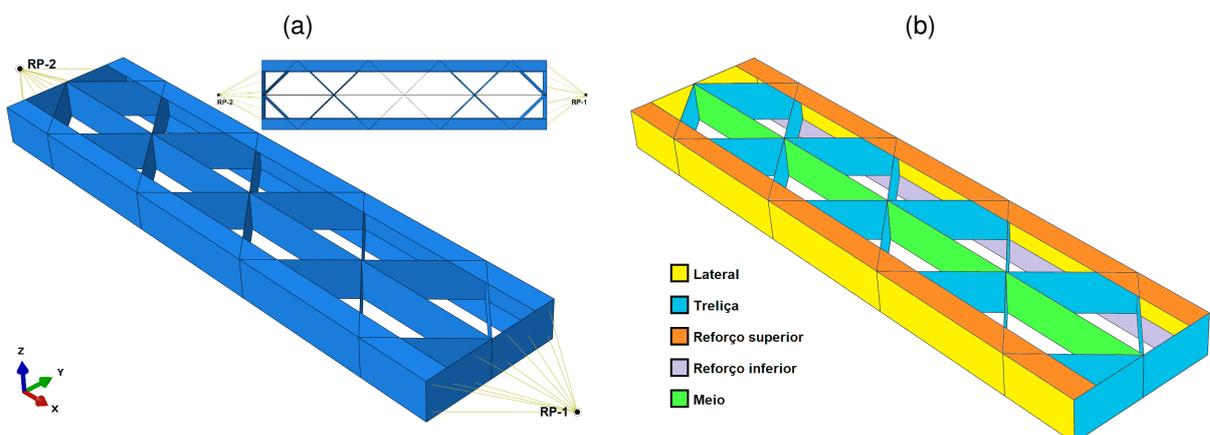
Tabela 2 – Propriedades mecânicas do PLA.

Módulo de elasticidade⁽¹⁾		Coefficiente de Poisson⁽¹⁾		Módulo de cisalhamento⁽¹⁾	
Direção	Valor (MPa)	Plano	Valor (-)	Plano	Valor (MPa)
1	2719,4	12	0,35	12	945,0
2	2454,0	13	0,35	13	964,0
3	2523,9	23	0,32	23	937,9
Resistência na direção 1⁽²⁾		Resistência na direção 2⁽²⁾		Resistência no plano⁽²⁾	
Carga	Valor (MPa)	Carga	Valor (MPa)	Plano	Valor (MPa)
Tração	48,9	Tração	26,2	12	37,7
Compressão	81,6	Compressão	55,9		

Fonte: (1) (CUNHA *et al.*, 2022) e (2) Autor (2023).

O modelo simplificado, ilustrado na Figura 8a, é idealizado e projetado para simplificar as características geométricas fiéis do modelo completo, como curvas, rebaiços e a ausência de padrões repetitivos. Nesta, superfícies retangulares retas, largura uniforme e células repetitivas na parte treliçada simplificam a forma, visando a futura geração do *script* de entrada.

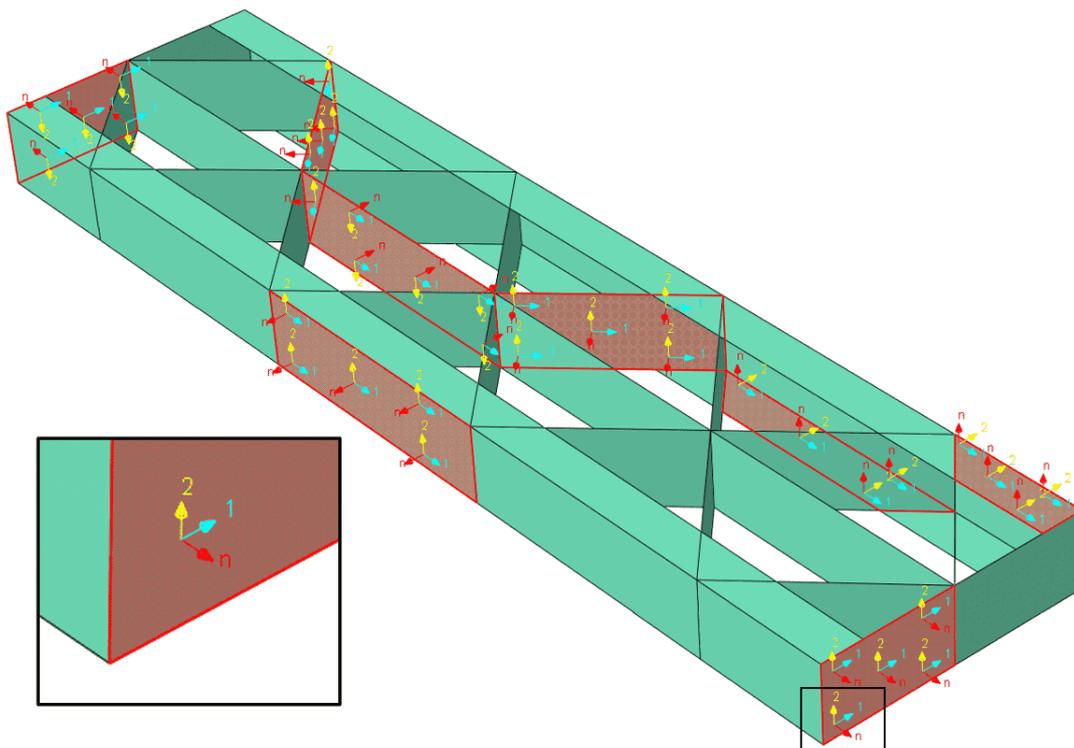
Figura 8 – (a) Modelo simplificado e suas (b) respectivas seções.



Fonte: Autor (2023).

Para um laminado, como se caracteriza a haste impressa, considerou-se a direção da fibra para cada face, escolhendo essa direção, bem como a transversal e a normal ao plano (1, 2 e n , respectivamente) no sistema de coordenadas locais, como exposto na Figura 9. Apesar também das propriedades presentes na Tabela 2 serem próximas nas três direções, foi escolhido a definição para o material ortotrópico, pois, além de não utilizar fibras longas, faz parte da metodologia implementar a aplicação deste material. As demais configurações, como material, seções do tipo casca (Figura 8b e faces correspondentes na geometria completa), condições de contorno, carregamento e malha (Figura 10) são, no modelo simplificado, os mesmos configurados para o completo, ainda sendo necessário definir o tamanho dos elementos pela convergência de malha.

Figura 9 – Sistema de coordenadas locais.

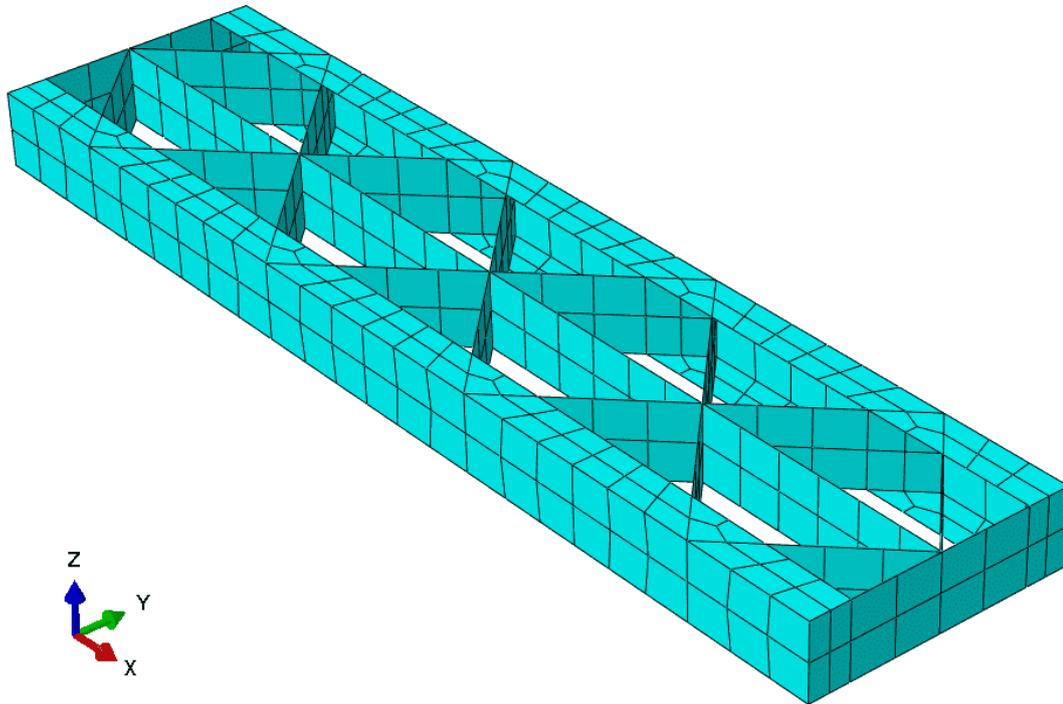


Fonte: Autor (2023).

3.3 ESTUDO DE SENSIBILIDADE DAS VARIÁVEIS DE PROJETO

Os modelos gerados (completo e simplificado) são obtidos com o intuito de representar computacionalmente amostras físicas. Enquanto o completo é mais fiel em termos geométricos, o simplificado, como o próprio nome diz, tem formas simples, simétricas, com padrões de repetições e medidas uniformes. Dadas tais diferenças, é necessário verificar se as respostas mecânicas de ambos são similares para prosseguir com a OP. Aqui, se dá a geração do *script* para tornar os modelos simplificados modificáveis em função da leitura dos valores das variáveis de projeto já mencionadas.

Figura 10 – Malha configurada para o modelo simplificado.



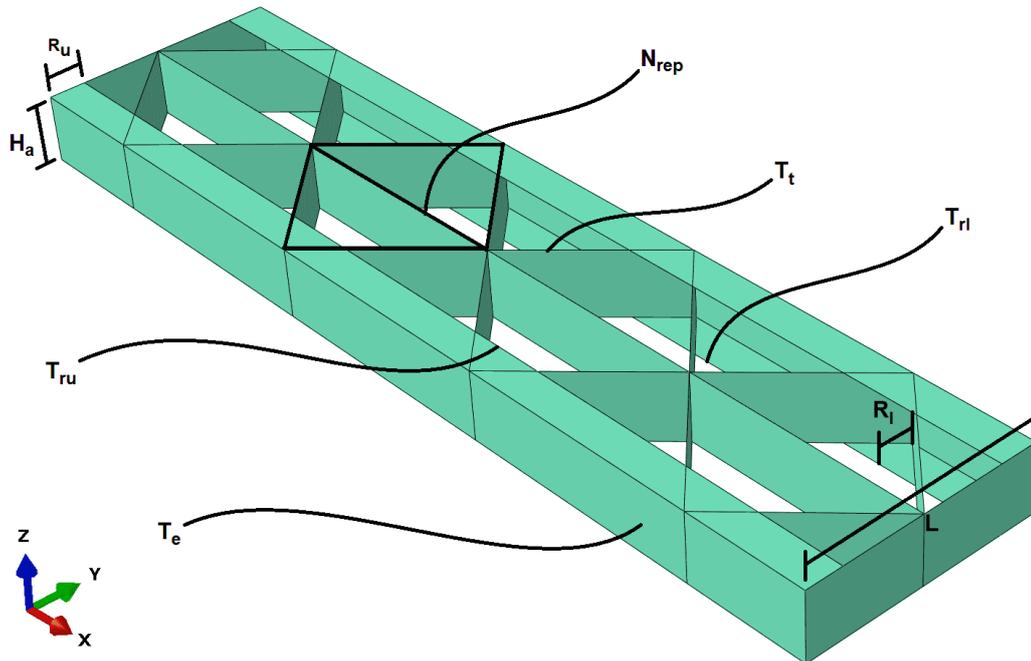
Fonte: Autor (2023).

Uma vez realizada a comparação, um estudo de sensibilidade foi conduzido para que fosse possível ter uma ideia da ordem de influência dos parâmetros de projeto e suas respectivas importâncias com relação à obtenção dos valores ideais das funções objetivos. Além disso, buscou-se descobrir as variáveis que resultavam na menor faixa no valor do deslocamento dos modelos, e assim, poderiam causar menores opções nas otimizações.

Para isso, inicialmente, definem-se nove variáveis de projeto (Figura 11) e suas grandezas para o modelo padrão, correspondente a haste não otimizada. Dessa forma, as mesmas são: altura H_a e largura L da haste, espessuras das seções transversais treliçada T_t , da borda T_e , dos reforços inferiores T_{rl} e superiores T_{ru} , larguras dos reforços inferiores R_l e superiores R_u e o número de repetições de uma “célula” de treliça N_{rep} , sendo esta composta pelos banzos inferiores e superiores, montantes e diagonal. Em relação a esta última, vale destacar que o tamanho da célula é variável, ou seja, caberão três ou sete células, por exemplo, dentro do mesmo comprimento total da haste.

Conhecendo as dimensões padrões, escolhe-se alterar os mesmos em máximo, mínimo e intermediários nos limites superiores e inferiores. Os parâmetros são comparados dois a dois, verificando-se a influência das novas grandezas sobre o valor do deslocamento (U) do novo modelo. As duas variáveis selecionadas e U são apresentados simultaneamente em gráficos de contorno ternários, pois neste é possível verificar de forma direta qual a amplitude de deslocamento e se há influência de uma variável sobre a outra no valor de U obtido.

Figura 11 – Variáveis de projeto escolhidas para o modelo simplificado.



Fonte: Autor (2023).

Além das diferenças ao longo da realização do estudo, é possível observar as variáveis que estão presentes quando a amplitude (diferença entre máximo e mínimo) de deslocamentos é baixa, sendo assim, capazes de gerarem poucas variações de modelos otimizáveis. Desta forma, optou-se por eliminar as duas que menos afetam no U , de modo a permanecer com as mais influentes. Esse processo também melhora a OP do ponto de vista computacional, uma vez que diminui o número de variáveis de nove para sete e permanece com as que permitem maior variedade de modelos otimizados.

3.4 OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

O estudo de sensibilidade é essencial para se ter uma noção de quais variáveis de projeto alteram significativamente ou não o valor da força de reação (RF), e a partir deste, poder eliminar aquelas que pouco afetam no resultado de U . Entretanto, o mesmo não define um valor específico para os parâmetros, muito menos os valores que permitem determinar se um modelo tornou-se otimizado para o critério multiobjetivo de maior rigidez e menor massa. Para isso, é feito o uso da otimização paramétrica por meio de um algoritmo genético.

Desta forma, o AG se dá aplicando os códigos necessários, sendo eles, três arquivos do tipo *.m* lidos pelo MATLAB e dois arquivos do tipo *.py*, com linguagem de programação Python, lidos pelo Abaqus. Um arquivo denominado *Main_CODE.m* é o principal, por ser o único código que necessita do “Run” do usuário, chama internamente os demais programas e é onde os parâmetros do AG são inseridos. Dentre estes parâmetros, destaca-se

o número de variáveis e seus limites superiores e inferiores, tamanho da população, número de gerações, entre outros.

O *Main_CODE.m* também é o responsável por gerar a população inicial, obtida por LHS. Neste método, a geração é aleatória e divide o número inteiro 1 em N parcelas (com N igual ao tamanho da população), ou seja, $[0, 1/N]$, $[1/N, 2/N]$, ..., $[(N-1)/N, 1]$ (McKAY; BECKMAN; CONOVER, 1979; MATHWORKS®, 2023b). Logo, se $N = 8$, seria obtido $[0; 0, 125]$, $[0, 125; 0, 25]$, ..., $[0.875, 1]$, para, então, ser associado aos limites superiores e inferiores das variáveis e apresentar os valores destas no intervalo determinado por esses limites. Nas demais gerações, o AG segue o mencionado na Seção 2.3.1.

Algumas das populações geradas (primeira ou demais) são armazenadas para consultas posteriores (sem necessidade de carregar todas as gerações e seus indivíduos, e economizando memória RAM de processamento) e comparação entre os resultados obtidos, em um arquivo de histórico de dados *.mat*, sendo este uma matriz de 3 dimensões com o tamanho de $N \times 2 \times Ger$: N indivíduos, 2 valores das funções objetivos, e o número de gerações (Ger). Porém, todas são passadas (primeiro a um arquivo *runobjconstr.m* e depois para *computeall.m*), e então para o *script* de entrada no *software* de EF. Tal roteiro envolve cálculos numéricos computacionais que representam os comandos selecionados no *software* (geração de modelo, definição do material, e outros). Esses comandos são transformados em códigos pela gravação de macros no Abaqus (mescla de Python com uma linguagem própria interna do *software*), sendo os mesmos adaptados para funcionarem em função das variáveis de projeto, independente dos valores lidos, uma vez que esse é o principal objetivo do *script*.

O roteiro de entrada executa as simulações pelo MEF para obter os resultados, captados pelo *script* de saída, com os valores de rigidez e massa para aquele vetor de variáveis do modelo, definidas no começo da geração. O valor da rigidez é calculado pela divisão da força de reação RF pelo deslocamento máximo U obtido do ponto de aplicação da força e momento em cada caso, e a massa é obtida por um único comando no roteiro, e estes dois valores de cada modelo são as funções objetivos. Vale ressaltar que a conclusão do problema de OP só ocorre quando as análises são executadas e o número de gerações é atingido, sendo este o critério de parada.

Além de RF , U e a massa, o *script* também capta os índices de falha (IF) para o critério de Hashin, como modo de fazer com que modelos com valores de variáveis desfavoráveis mecanicamente sejam sequer aprovados ou salvos no arquivo histórico *.mat* de população. Assim, os valores de IF (CS^{-1} , com CS sendo igual ao coeficiente de segurança) são captados e para aqueles modelos em que o IF sejam maiores ou igual a 1, estes são excluídos da atual população. Logo, a Equação 3.1 define as restrições de

desigualdade C_{ineq} :

$$C_{eq} = \begin{cases} CS_{FC} \geq 1 \\ CS_{FT} \geq 1 \\ CS_{MC} \geq 1 \\ CS_{MT} \geq 1 \end{cases} \quad (3.1)$$

onde CS é o coeficiente de segurança e os subíndices são FC para a falha na fibra por compressão, FT é a falha na fibra por tração, MC é a falha na matriz por compressão e MT é a falha na matriz por tração.

Neste trabalho, alguns parâmetros são definidos: 9 variáveis de projeto (considerando as excluídas no estudo de sensibilidade), população N de 100 indivíduos e 51 gerações (a primeira gerada por LHS e as 50 demais pelo AG). O modelo padrão apresenta as seguintes variáveis: $L=34$ mm, $H_a=9,7$ mm, $T_t=1,8$ mm, $N_{rep}=4$, $T_e=2,8$ mm, $T_{rl}=1,68$ mm, $R_l=5,3$ mm, $T_{ru}=1,68$ mm e $R_u=5,3$ mm. Além disso, são inseridos os limites superiores e inferiores que complementam a OP por meio de AG, que pode ser definida pelas Equações 3.2a, 3.2b e 3.2c:

$$\min_{V \in x} \{m(V), -C(V)\} \quad (3.2a)$$

$$V = \{L, H_a, T_t, N_{rep}, T_e, T_{rl}, R_l, T_{ru}, R_u\} \quad (3.2b)$$

$$VL = \begin{cases} 17 \text{ mm} \leq L \leq 51 \text{ mm} \\ 9,7 \text{ mm} \leq H_a \leq 28,3 \text{ mm} \\ 1 \text{ mm} \leq T_t \leq 5 \text{ mm} \\ 1 \leq N_{rep} \leq 10 \\ 1 \text{ mm} \leq T_e \leq 2,8 \text{ mm} \\ 1 \text{ mm} \leq T_{rl} \leq 1,68 \text{ mm} \\ 5,3 \text{ mm} \leq R_l \leq 8,5 \text{ mm} \\ 1 \text{ mm} \leq T_{ru} \leq 1,68 \text{ mm} \\ 5,3 \text{ mm} \leq R_u \leq 8,5 \text{ mm} \end{cases} \quad (3.2c)$$

onde, V é o vetor de variáveis para cada indivíduo, x é o domínio de análise definido pelos valores de limites superiores e inferiores VL para cada parâmetro, m e C são as funções objetivos de massa e rigidez para cada um desses indivíduos, respectivamente, e $L, H_a, T_t, N_{rep}, T_e, T_{rl}, R_l, T_{ru}$ e R_u são as variáveis de projeto já mencionadas. O *script* de captura de resultados (U, RF, IF de Hashin) foi obtido nesta etapa, bem como a implementação das análises de restrições e configuração dos parâmetros do AG.

Com as análises de EF realizadas, as funções objetivos são calculadas e gravadas em outro arquivo *.mat* (para algumas gerações), e então avaliados os mais propícios para gerarem novos indivíduos para as populações posteriores, mantendo as variáveis de projeto das gerações futuras entre os limites superiores e inferiores.

Os resultados dessa OP por AG são plotados para as gerações salvas em um gráfico específico, denominado Frente de Pareto (chamado também de Ótimo ou Eficiente de Pareto). Este é responsável por distribuir os resultados independentemente um do outro em um sistema de coordenadas em que cada eixo representa uma variável. No presente trabalho, o gráfico de Pareto é definido pelo eixo das abscissas com a função rigidez (N/mm) e o eixo ordenado com a função de massa (g) da OP. Além disso, a escolha dos valores de indivíduos otimizados é limitada pela restrição de ser menor em massa ($m \leq m_{original}$) e maior em rigidez ($C \geq C_{original}$), onde $m_{original}$ e $C_{original}$ são a massa e rigidez, respectivamente, para o modelo padrão das variáveis de projeto.

Após a análise do gráfico de Pareto e definição das restrições para as escolhas de modelos otimizados, alguns são selecionados para verificação e explanação dos valores de objetivos atendidos.

4 RESULTADOS OBTIDOS

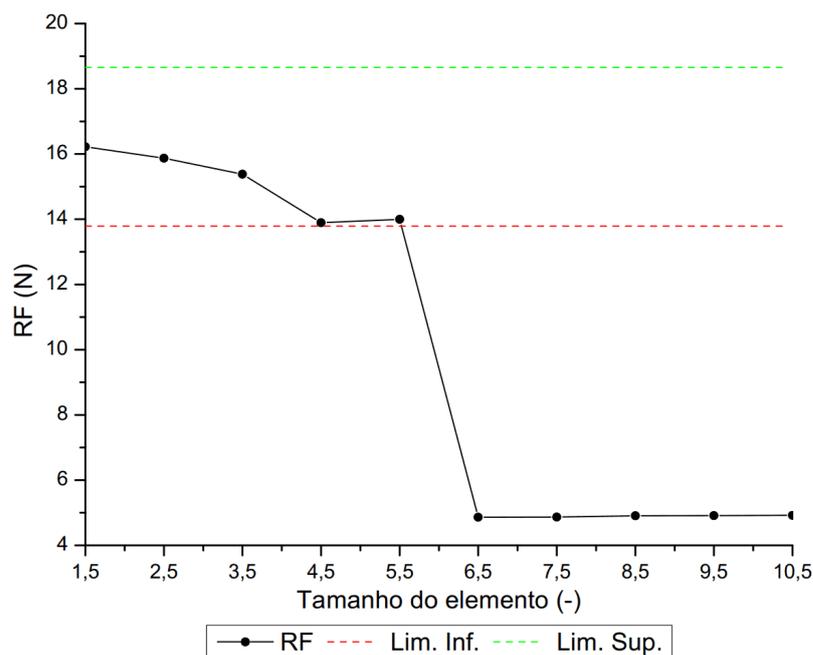
O atual capítulo contempla os resultados obtidos ao longo deste trabalho, bem como as discussões sobre estes, a respeito da utilização de AG para realizar uma OP da haste de um *drone*.

4.1 CONVERGÊNCIA DE MALHA E VERIFICAÇÃO DOS MODELOS

A OP se inicia com a obtenção de um tamanho de elemento que promova bons resultados. A dimensão ideal do elemento foi garantido pelo estudo de convergência de malha (Figura 12) que visa variar o tamanho do elemento e analisar seus respectivos resultados. Os melhores resultados são obtidos através da simulação do modelo com a malha mais refinada (menor tamanho de elemento). A partir desse, traçou-se limites superiores e inferiores de $\pm 15\%$ (escolha própria), e qualquer valor dentro deste intervalo, seria uma escolha válida, com resultados aceitáveis, com menor custo computacional.

Da Figura 12, é possível observar que um aumento gradativo no valor da RF , com um salto considerável na região central da mesma. Isso se dá, pois, até a definição de 6,5 para o tamanho do elemento, havia somente um elemento ao longo da variável altura H_a do modelo, e posteriormente, para 5,5, apresentou-se dois elementos desta dimensão. Isso permitiu uma melhor representação do valor exato de RF e também foi decisivo na escolha do tamanho final do elemento. Para os limites definidos anteriormente e com base na análise desta figura, a escolha para o tamanho do elemento foi definido como 5,5, apresentando um valor 13,7% menor que o mais refinado.

Figura 12 – Convergência de malha.

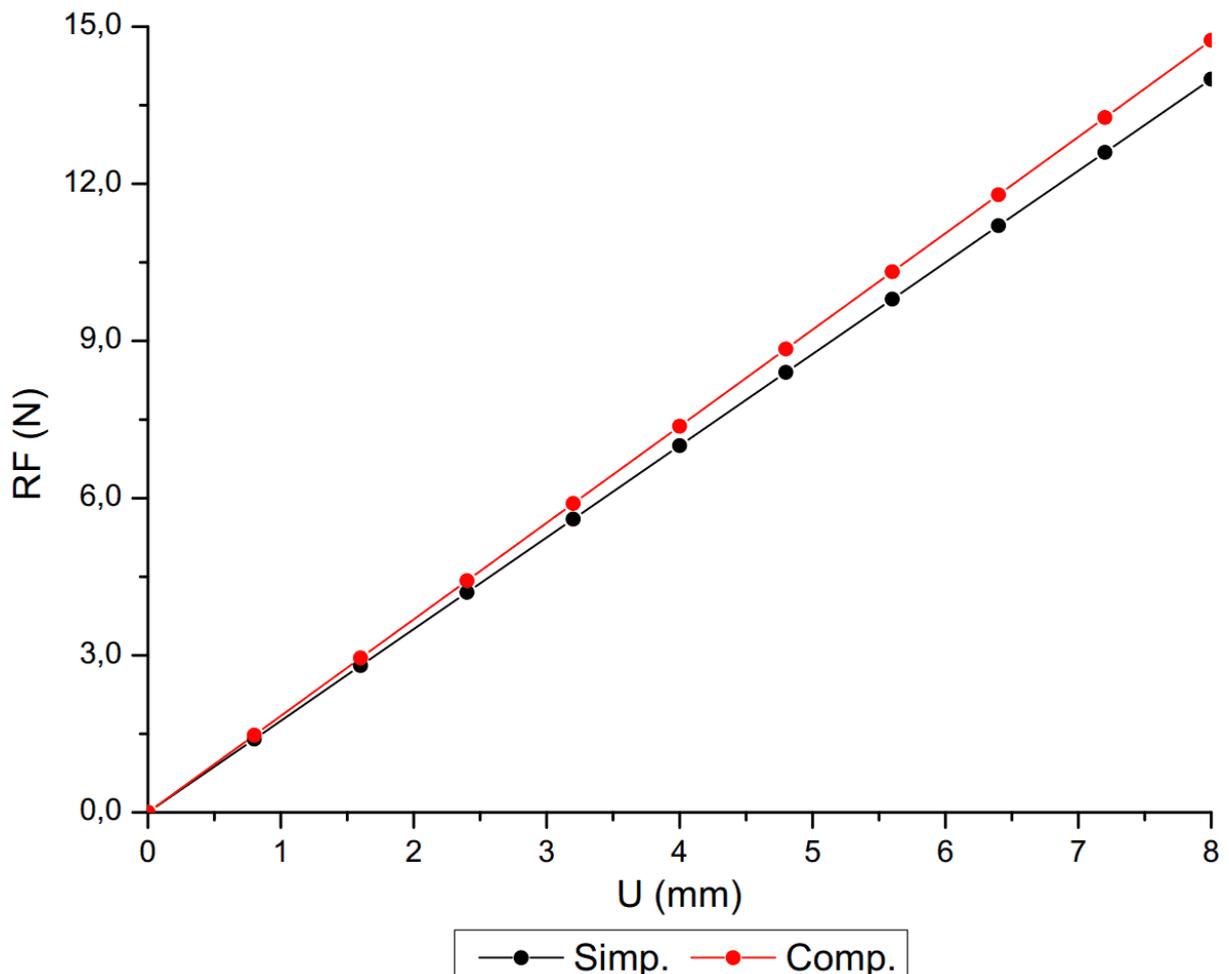


Fonte: Autor (2023).

Com o tamanho de elemento definido, para prosseguir com a geração dos modelos otimizáveis, uma verificação do modelo simplificado idealizado com relação ao modelo completo precisaria ser feita para distinção entre as igualdades dos resultados. Para as simplificações mencionadas na Seção 3.2 sobre a geometria da Figura 7b, resultando na Figura 8a, foi feita a comparação de ambas (Figura 13), para as mesmas condições de contorno, tamanho de malha (definido agora como 5,5), material, carregamento genérico (as cargas finais ainda não estão definidas e definiu-se um deslocamento $U=8$ mm) mudando apenas a geometria.

Sendo o gráfico da Figura 13 aquele usado para se obter as diferenças encontradas entre os modelos (e a curva que o *script* de saída utiliza para obtenção da rigidez daqueles otimizados), no deslocamento máximo de ambos, foi observada uma força de reação 5,3% menor para o modelo simplificado. Este valor representa uma rigidez menor se comparado completo e se fosse aplicada uma mesma carga (em N) nos dois casos, seria obtido um deslocamento menor que 1 mm, sendo esta uma diferença aceitável, o que permite a continuação da OP.

Figura 13 – Verificação dos modelos.



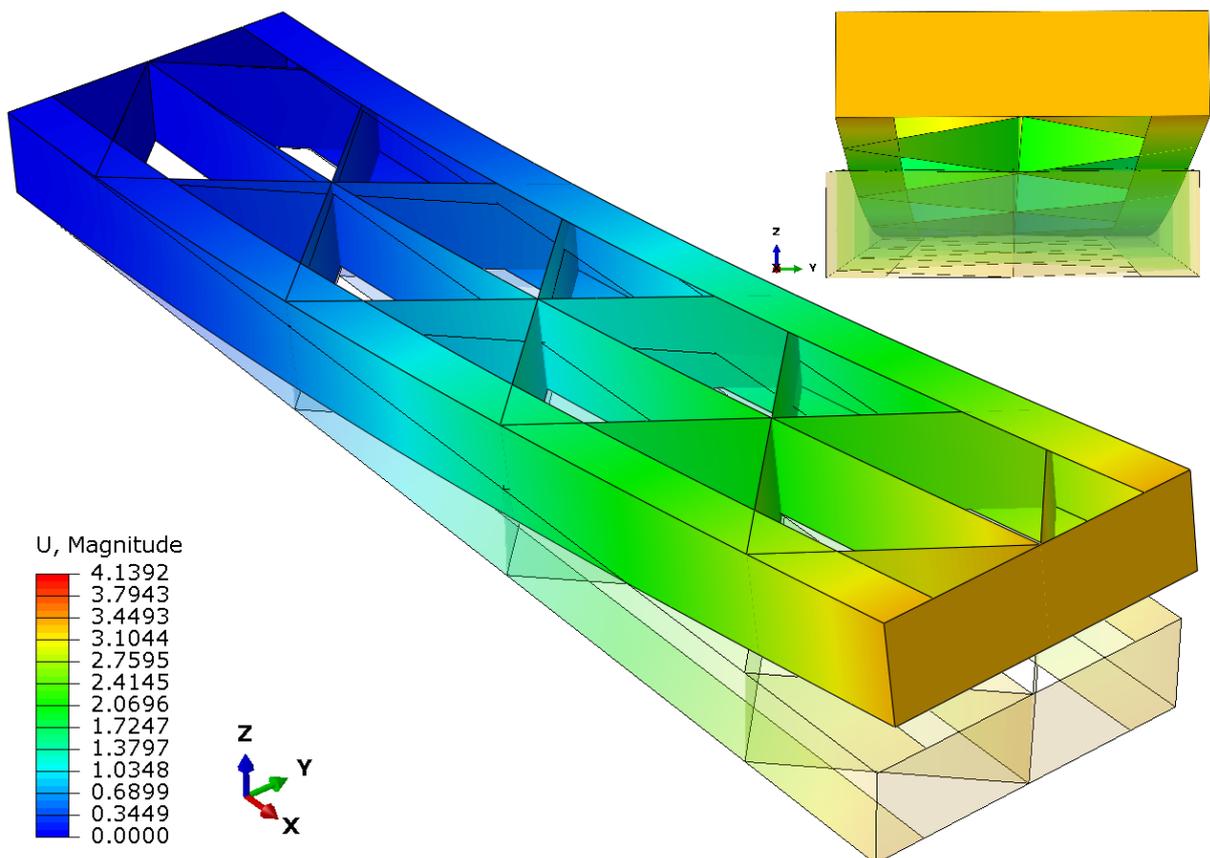
Fonte: Autor (2023).

Considerando também a diferença obtida na convergência de malha, sendo estas duas acumulativas, a diferença final entre os modelos completo mais refinado (malha com elemento de 1,5 com formas fieis) e o simplificado (malha de 5,5 e geometria padrão simples) é de 18,3%. Pela análise da Figura 13, observa-se que essa diferença acumulada continua sendo aceitável, uma vez que não significa um aumento significativo no deslocamento (menos de 2 mm).

4.2 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

A análise de sensibilidade é o procedimento subsequente à convergência de malha e verificação dos modelos. O *script* de geração facilita na obtenção dos valores de deslocamentos U (por exemplo, a Figura 14 ilustra um deles e a haste não carregada), para realizar o processo de análise de sensibilidade, mediante pequenas modificações para gerar vários modelos e captá-los.

Figura 14 – Deslocamento U para o modelo padrão.



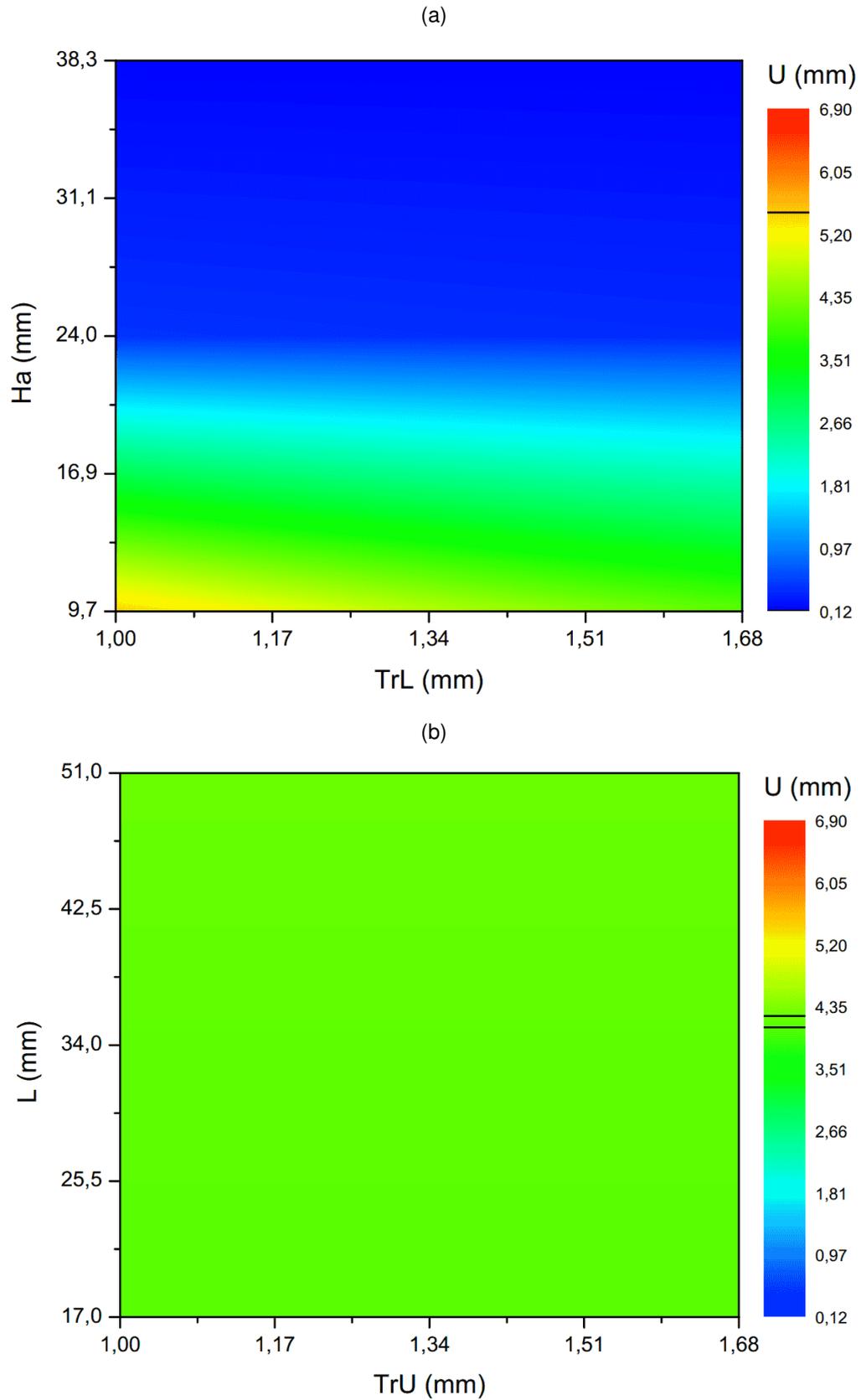
Fonte: Autor (2023).

Tal processo esclarece quanto as variáveis influenciam na resposta mecânica do deslocamento U . Com as variações nos valores das variáveis, duas a duas, obtiveram-se, dentre as possibilidades, gráficos tais como os apresentados na Figura 15, bem como

os extremos de U (6,9 e 0,12 mm, para máximos e mínimos, respectivamente) presentes na Tabela 3. Esses já foram obtidos usando do carregamento oriundo do conjunto rotor definido com base em Tyto Robotics (2021): rotor *Hypetrain Blaster 2207* e hélice *King-Kong 6040*, que juntos criam um empuxo com força vertical de 11,77 N e um momento de 1391,47 N · mm.

Tabela 3 – Deslocamentos obtidos no estudo de sensibilidade.

Comparações	U_{max}	U_{min}	ΔU	Menor ΔU	2º menor ΔU
L	H_a	4,21	0,12	4,09	
	N_{rep}	4,34	3,80	0,54	N_{rep}
	R_l	4,21	2,39	1,82	
	R_u	4,21	2,39	1,82	
	T_e	5,09	4,09	1,00	
	T_{rl}	5,60	4,09	1,51	
	T_{ru}	4,21	4,09	0,12	T_{ru}
	T_t	4,25	3,44	0,81	
H_a	N_{rep}	4,25	0,13	4,12	
	R_l	4,14	0,12	4,02	R_l
	R_u	4,14	0,12	4,02	R_u
	T_e	4,91	0,14	4,77	
	T_{rl}	5,48	0,14	5,34	
	T_{ru}	4,14	0,14	4,00	T_{ru}
	T_t	4,21	0,14	4,07	
T_t	N_{rep}	4,28	3,10	1,18	N_{rep}
	R_l	4,21	2,51	1,70	
	R_u	4,21	2,51	1,70	
	T_e	5,01	3,64	1,37	
	T_{rl}	5,61	3,65	1,96	
	T_{ru}	4,21	3,65	0,56	T_{ru}
N_{rep}	R_l	4,25	2,56	1,69	
	R_u	4,25	2,56	1,69	
	T_e	5,33	3,80	1,53	T_e
	T_{rl}	5,68	3,80	1,88	
	T_{ru}	4,25	3,80	0,45	T_{ru}
T_e	R_l	4,91	2,74	2,17	R_l
	R_u	4,91	2,74	2,17	R_u
	T_{rl}	6,90	4,14	2,76	
	T_{ru}	4,91	4,14	0,77	T_{ru}
T_{rl}	R_l	5,48	2,74	2,74	R_l
	R_u	5,48	2,74	2,74	R_u
	T_{ru}	5,48	4,14	1,34	T_{ru}
R_l	R_u	4,14	1,78	2,36	-
	T_{ru}	4,14	2,74	1,40	T_{ru}
R_u	T_{ru}	4,14	2,74	1,40	-

Figura 15 – Gráficos de contorno do estudo de sensibilidade na comparação de (a) H_a e T_{rl} e (b) L e T_{ru} .

Fonte: Autor (2023).

Com essa configuração de conjunto de propulsão, além das características do modelo já mencionadas, encontraram-se os resultados de deslocamentos U oriundos dos gráficos da Figura 15 e os (34) demais não mostrados, porém, presentes na Tabela 3. Os extremos foram impostos como limites nos gráficos de sensibilidade e as alterações foram feitas entre 3 e 4 valores dentro dos limites superiores e inferiores. Além disso, analisando a escala de cores, por meio dos extremos definidos, permitiu-se que as cores das linhas de contorno dos gráficos evidenciassem maiores ou menores variações de U . Ou seja, com esses limites, maiores amplitudes de deslocamentos seriam percebidas com imagens “coloridas”, como a Figura 15a, e no caso das menos “coloridas” (Figura 15b), sendo quase uma única cor, para amplitudes pequenas.

Na Figura 15a é possível observar que a variação de cores acontece verticalmente, onde a variação da espessura do reforço inferior T_{rl} não altera significativamente o valor do deslocamento U para um mesmo valor de altura H_a da haste. Isso mostra que a alteração no valor da variável H_a é muito mais significativa que a alteração de T_{rl} para reduzir o deslocamento. Logo, o aumento de seu valor é desejado para obter maiores rigidezes, entretanto, isso gera também aumento de massa, e, portanto, a necessidade de OP para escolha do valor ideal.

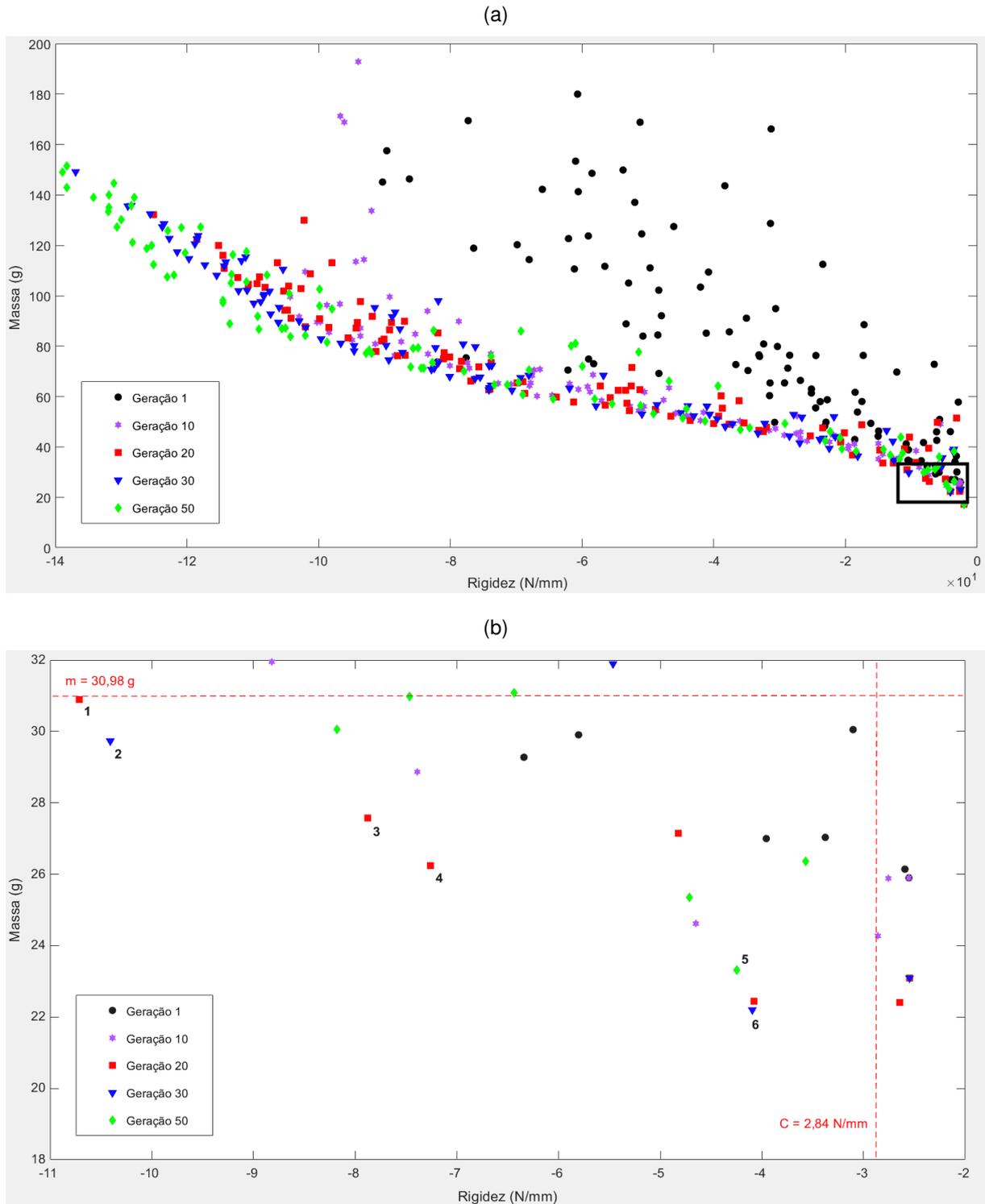
Para atingir variações significativas enquanto o modelo é otimizado, decidiu-se eliminar as variáveis que menos afetam neste valor de resposta do modelo, contando as presenças das variáveis no menor e segundo menor ΔU . Dos menores ΔU , a variável mais presente é o T_{ru} (em comparação duas a duas com L , H_a , T_t , N_{rep} , T_e , T_{rl} e R_l , totalizando sete aparições) de forma unânime. Para o segundo menor ΔU , a mais presente é a R_l (em três comparações com H_a , T_e e T_{rl} , muito semelhante aos resultados de R_u , porém com uma ligeira superioridade nas casas decimais). Além disso, escolheu-se R_l ao invés de R_u para que uma mudança mais significativa na geometria do fosse feita. Por fim, essas as duas variáveis escolhidas para serem removidas do processo de OP.

Desta forma, a otimização segue com apenas sete variáveis: L , H_a , T_t , N_{rep} , T_e , T_{rl} e R_u . Logo, algumas alterações no *script* de geração de modelos foram feitas para captar somente a leitura dessas sete variáveis, sendo este o arquivo final para o processo de OP.

4.3 ANÁLISE DA OTIMIZAÇÃO PARAMÉTRICA

Por fim, a OP por meio do uso de AG é realizada. Após os arquivos rodarem em *loop* até atingir o limite de gerações definidos (51), foi feita a análise dos arquivos históricos *.mat* com os valores de funções objetivos e com os indivíduos das populações das gerações armazenadas. Junto a isso, usa-se uma plotagem com a rigidez e massa para as gerações 1, 10, 20, 30 e 50 em uma curva denominada Frente de Pareto, como seguem nas Figuras 16a e 16b (método este também usado por Tyflopoulos e Steinert (2020) e apresentado graficamente por Ribeiro Filho *et al.* (2022)).

Figura 16 – (a) Frente de Pareto e (b) imagem detalhada de parte da Frente de Pareto que atende o multiobjetivo.



Fonte: Autor (2023).

Um fator a ser considerado neste gráfico é a necessidade de atingir o multiobjetivo simultaneamente, com menor massa e maior rigidez que o modelo padrão, sendo este o fator limitante para a seleção dos modelos otimizados. Assim, na região ampliada e

detalhada da Figura 16b, estão as retas restritivas de massa $m=30,98$ g e rigidez $C=2,84$ N/mm evidenciadas, sendo estas os valores obtidos na simulação do modelo padrão.

Da Figura 16a, é possível observar que houve uma convergência das gerações em função de uma curva que se desenha ao longo do gráfico, denominada curva ótima de Frente de Pareto. A curva de Pareto ideal seria, para o caso da Figura 16a, semelhante à função $f(x) = z/x$ para $x > 0$ e z valor positivo tendendo a 0. Nesta configuração utópica de função de Pareto, para a figura em questão, a massa tenderia a 0 e a rigidez ao infinito. É possível observar também que, a partir da geração 20 não se obtêm mais pontos distantes desta curva, o que implica no fato de não necessitar de mais gerações que as já utilizadas, fato este Cazacu e Grama (2014) observa também em seu trabalho, porém com outra observação gráfica.

É possível analisar também que, das Figuras 16a e 16b em conjunto, poucos modelos possuem rigidez menor que em relação ao padrão. Isso explicita o fato de que poucos modelos otimizados foram piorados com os respectivos valores das variáveis de projeto, muito por conta destas que foram escolhidas.

Em consideração somente à Figura 16b, modelos com massas menores e rigidez maiores que o padrão foram selecionados, com base nas retas tracejadas restritivas, e foram identificados entre 1 e 6. Uma reta que passa pelos modelos nesta área detalhada pode ser observada, diferente do trabalho de Ribeiro Filho *et al.* (2022), onde duas retas principais foram destacadas. A Tabela 4 mostra esses seis modelos, bem como seus respectivos valores das variáveis de projeto selecionadas

Tabela 4 – Modelos otimizados e suas variáveis.

Modelo	L	H_a	T_t	N_{rep}	T_e	T_{rl}	R_u
U.M.	mm	mm	mm	-	mm	mm	mm
Padrão	34,0	9,7	1,80	4	2,80	1,68	5,30
1	33,7	17,7	1,15	1	1,05	1,22	6,58
2	31,7	18,0	1,00	1	1,06	1,08	5,91
3	34,1	16,0	1,07	1	1,13	1,04	5,55
4	33,8	15,6	1,02	1	1,06	1,04	5,40
5	47,7	12,8	1,01	1	1,10	1,07	5,59
6	23,9	12,5	1,03	1	1,01	1,11	6,41

Fonte: Autor (2023).

Com esses modelos extraídos da Frente de Pareto (Figura 16b), realizaram-se as simulações destes manualmente de modo a se obter comparações uma a uma. Com estas, foi construída a Tabela 5 que mostra as respostas mecânicas, como a força de reação RF , deslocamentos U , rigidezes C , bem como as massas m e coeficientes de segurança CS . Também está exposto o percentual de aumento da rigidez ΔC e diminuição (sinal negativo) de massa Δm .

O modelo 1 é o que apresenta o maior aumento de rigidez (278%), em detrimento de

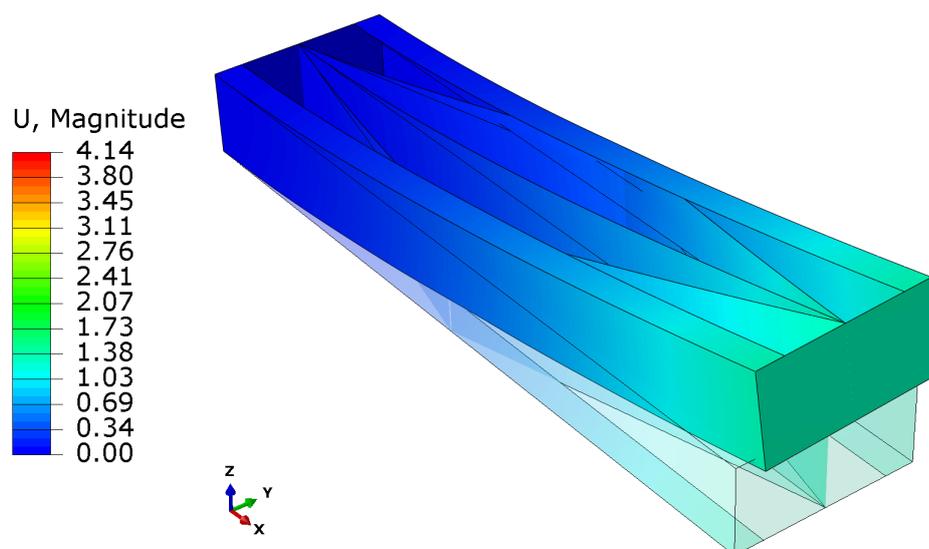
Tabela 5 – Resultados obtidos dos modelos otimizados.

Modelo	RF	U	CS_{FC}	CS_{FT}	CS_{MC}	CS_{MT}	C	m	ΔC	Δm
U.M.	N	mm	-	-	-	-	N/mm	g	%	%
Padrão		4,14	190	33	307	791	2,84	30,98	-	-
1		1,10	570	115	158	1361	10,71	30,89	278	- 0,29
2		1,14	502	106	140	1311	10,32	29,73	263	- 4,03
3	11,77	1,49	405	83	152	1623	7,87	27,58	177	- 10,97
4		1,62	356	72	140	1380	7,26	26,24	156	- 15,30
5		2,76	252	43	225	1156	4,26	23,31	50	- 24,76
6		2,88	178	30	157	968	4,09	22,20	44	- 28,34

Fonte: Autor (2023).

uma massa muito similar (somente 0,29% menor) ao padrão não otimizado. O modelo mais leve, e também o menos rígido, é o 6, com diminuição de 28,34% de massa e aumento de 44% de rigidez. Além disso, dos presentes na Tabela 4, o 4 é o que apresenta o melhor equilíbrio entre as funções objetivos, uma vez que os mesmos são inversamente proporcionais: minimizar massa reduz a rigidez, e maximizar a rigidez aumenta a massa (normalmente). Os valores obtidos neste foram um aumento de 156% no valor da rigidez e redução de 15,30% na massa.

O deslocamento oriundo das cargas aplicadas no modelo 4 está presente na Figura 17, com a escala de cores definida pelos limites que o presente a Figura 14. Nesta pode ser observado que, pelas cores ou valores, a geometria resulta em uma resposta mecânica menor, oriundo do aumento de rigidez se comparado ao modelo padrão.

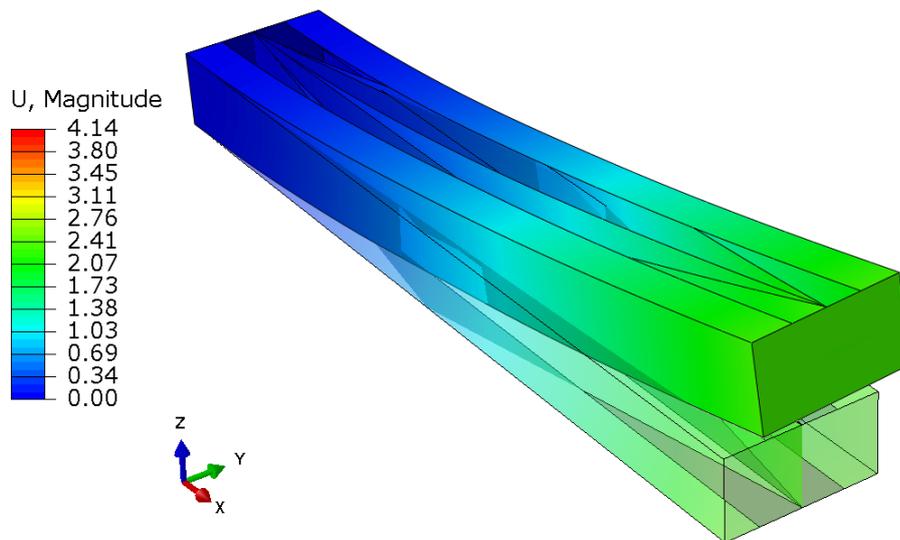
Figura 17 – Deslocamento U para um modelo 4.

Fonte: Autor (2023).

O modelo 6 (Figura 18) também é um dentre os selecionados que vale uma menção. O mesmo é o que possui maior deslocamento e a menor massa estrutural, com 22,20 g

dentre os otimizados, mas, além disso, se destaca pelos valores de CS apresentados. Nestes, os valores de coeficiente de segurança foram diminuídos com relação ao padrão, com exceção para a falha na matriz por tração, onde houve um aumento. Dentre esses CS 's está presente o menor na Tabela 5 sendo de 30 para o CS_{FT} de falha na fibra para tração, mas ainda acima da necessário para evitar a falha (>1). Assim, com aumento de 44% de rigidez, diminuição de 28,34% de massa, considerando o mencionado sobre coeficientes, o modelo 6 é também uma opção coerente com os objetivos da otimização.

Figura 18 – Deslocamento U para um modelo 6.



Fonte: Autor (2023).

Outro ponto que pode ser observado na Tabela 4 é que a rigidez diminui conforme o valor de H_a também diminui. Isso é explicado mecanicamente, pois o mesmo atua de forma direta o momento de inércia da haste ($I = (b \times h^3)/12$, sendo $h = H_a$ para viga de seção retangular). Além da variável H_a , na mesma tabela se destaca a variável N_{rep} com 1 unidade em todos os modelos otimizados. Uma vez que a haste é solicitada principalmente em flexão, para esta variável assumindo a unidade, os membros da diagonal da treliça (lembro que são formados por este, além dos banzos superiores e inferiores e montante) tornam-se mais paralelas ao comprimento do que em relação à largura. Desta forma, essas diagonais atuam de forma semelhante as laterais e o meio do modelo.

Outros modelos otimizados são encontrados atendendo os multiobjetivos, porém não possuem as melhores características. Por exemplo, há um conjunto de variáveis na primeira geração que formam uma geometria com rigidez semelhante à do modelo 6, porém com massa superior, não fazendo sentido escolhê-la. Esse mesmo possui massa semelhante ao indivíduo 3, mas com rigidez inferior, então aplica-se a mesma lógica. Diante disso, os modelos que passam mais próximos de uma reta que liga 1 a 6 são os modelos ótimos da Frente de Pareto que atendem as funções multiobjetivos de maximização de rigidez e minimização de massa, sendo 1 o mais rígido e 6 o mais leve.

5 CONCLUSÃO

O caso do desenvolvimento de uma metodologia de otimização paramétrica da haste de um *drone* por meio da utilização de algoritmo genético foi atingida e obteve-se resultados satisfatórios com a geração de alguns modelos otimizados, atendendo ao multiobjetivo de minimização de massa e maximização de rigidez.

Inicialmente foi necessário gerar um modelo (completo) de elementos finitos que fosse o mais próximo possível da haste comercial padrão fornecida. Este foi definido por elementos de cascas com geometria fiel, envolvendo relevos, rebaixos e curvaturas. Para simplificar esta, idealizou-se um modelo denominado simplificado para permitir a geração de modelos por *script* e reduzir o custo computacional. Esses modelos são representações 3D computacionais que permite a substituição do uso de experimentação, em caso de não ter os equipamentos necessários.

Após isso, as tarefas passaram pela fase inicial de definição de um tamanho de elemento, onde, do estudo de convergência de malha, obteve-se um tamanho de elemento de 5,5 sem que houvesse perdas significativas na força de reação RF (menos de 15% de diferença para o modelo refinado com malha de 1,5). Essa etapa é mais um procedimento utilizado com viés de reduzir o custo computacional, mas ainda mantendo a coerência do resultado do modelo mais refinado em uma margem estipulada.

Com a definição do elemento, as geometrias dos modelos completo e simplificada foram concluídas e uma verificação posterior permitiu usar um modelo simplificado com diferenças de apenas 5,29%. Essa diferença, junto daquela obtida na convergência de malha, gera uma disparidade de 18,3% do modelo completo mais refinado, que representa menos de 2 mm de deslocamento e não apresenta problemas para a continuação da metodologia. Tal simplificação validada permitiu gerar um modelo com formas regulares, simétricas e repetitivas, e em função de nove variáveis de projeto: L , H_a , T_t , N_{rep} , T_e , T_{rl} , R_l , T_{ru} e R_u . Com isso, foi obtido um *script* de geração de modelos pela leitura de variáveis, que mais adiante, será utilizado em conjunto com outros códigos.

A partir dessa fase, usar carregamentos fiéis (ao invés de genéricos usados até então) se faz necessário, onde o mesmo é obtido através do manual de escolha de componentes da literatura e indica o seguinte conjunto: rotor *Hypetrain Blaster 2207* e hélice *KingKong 6040*.

Avançando na metodologia pretendida, foi realizada uma análise de sensibilidade visando entender quais das variáveis possuem maior ou menor influência na resposta mecânica, a partir de suas combinações duas a duas entre os limites superior e inferior. Portanto, das nove variáveis, entre as 36 combinações e os extremos de U (máximo de 6,9 mm e mínimo de 0,12 mm) implementados nos gráficos ternários comparativos, observou-se que as menores variações de deslocamento são encontrados nas comparações onde T_{ru} e R_l (nesta ordem) estão presentes. Dessa forma, as mesmas podem ser eliminadas e a análise de sensibilidade permitiu reduzir de nove para sete variáveis de projeto com

relativa significância para o modelo, sendo elas: L , H_a , T_t , N_{rep} , T_e , T_{rl} e R_u . Isso garante que haverá OP de variáveis que estejam afetando diretamente no deslocamento e o procedimento permita a busca do valor ideal em um alcance maior de possibilidades gerados pelos limites.

Com base no modelo simplificado, foi obtido o *script* de geração de modelos com a leitura de nove variáveis, sendo depois feita uma modificação para somente sete após a exclusão. Com relação ao *script* de captação de dados, o mesmo foi gerado após a análise de sensibilidade, visando a captação de força, deslocamento, massa e os índices de falha. Posteriormente, o mesmo código calcula a rigidez C , com base na força de reação RF e o deslocamento U , a massa m por somente um comando, e os coeficientes de segurança CS , pelo inverso dos IF para a fibra e matriz, por tração e compressão. Tais *scripts* são partes de um conjunto de códigos que realizam a OP, comunicam dados entre *softwares*, geram populações, etc.

Análises iniciais permitiram caracterizar o modelo e torná-lo eficiente na busca de um projeto ótimo por meio de AG. Ao fim, a OP foi realizada de fato para concluir objetivando redução de massa e aumento de rigidez. Dentro dos limites superiores e inferiores, as variáveis de projeto foram otimizadas, gerando diversos modelos sobre a curva de Pareto ótima.

Nessa, seis modelos foram analisados individualmente e possuem cada qual a sua porcentagem de melhora, destacando-se o modelo 1 com maximização acentuada de 277% na rigidez (porém com massa semelhante ao padrão). Ainda, o modelo 4, presente na Figura 17, é uma moderação das características que se destacam nos modelos 1 e 6, com massa 15,30% menor e rigidez 156% maior. O modelo 6 (Figura 18) se destaca também por diminuir o que era o menor CS do modelo padrão, de 33 para 30. Por ser ainda seguro, este torna-se uma opção clara de escolha, além do fato de atender o multiobjetivo com o aumento de rigidez de 44% e a diminuição de massa de 28,34%.

O presente trabalho foi bem sucedido, porém há continuações que acarretariam em possíveis trabalhos acadêmicos futuros de modo complementar este, porém que se estenderia demais para estar aqui exposto. Destes, é possível destacar:

- a) A primeira sugestão seria realizar a impressão dos modelos selecionados (1 a 6) e posterior ensaio mecânico para validação com os resultados obtidos numericamente. Os testes teriam que envolver os esforços aplicados na simulação, sendo estes para uma força e momento na extremidade livre da haste.
- b) Após comprovação da igualdade na rigidez dos modelos simplificado otimizado e impresso, seria possível realizar a confecção e montagem do VANT completo. A estrutura do ARP poderia ser obtida pela aquisição de um modelo comercial ou por impressão 3D. Os componentes elétricos, além dos rotor e hélice já mencionados, poderiam ser escolhidos de acordo com Tyto Robotics (2021).

- c) Nos cálculos realizados para a seleção destes, foi considerado uma massa estrutural e de componentes, como uma bateria, que carrega consigo uma autonomia proveniente de outros cálculos. Após reunidas todas as partes necessárias, a montagem poderia ser realizada e a análise da autonomia com hastes simplificadas e simplificadas otimizadas poderia ser conferida com os cálculos da literatura.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABOUHAMZE, Morteza; SHAKERI, Mahmoud. Multi-objective stacking sequence optimization of laminated cylindrical panels using a genetic algorithm and neural networks. **Composite Structures**, v. 81, n. 2, p. 253–263, nov 2007. DOI: 10.1016/j.compstruct.2006.08.015.

ALBANESI, Alejandro *et al.* Simultaneous ply-order, ply-number and ply-drop optimization of laminate wind turbine blades using the inverse finite element method. **Composite Structures**, Elsevier BV, v. 184, p. 894–903, jan 2018. DOI: 10.1016/j.compstruct.2017.10.051.

AN, Haichao; CHEN, Shenyan; HUANG, Hai. Multi-objective optimization of a composite stiffened panel for hybrid design of stiffener layout and laminate stacking sequence. **Structural and Multidisciplinary Optimization**, Springer Science and Business Media LLC, v. 57, n. 4, p. 1411–1426, feb 2018. DOI: 10.1007/s00158-018-1918-2.

BARBERO, Ever J. **Finite Element Analysis of Composite Materials Using Abaqus™**. [S.l.]: Taylor & Francis Group, 2013. ISBN 9781466516632.

BEGHINI, Lauren L. *et al.* Structural optimization using graphic statics. **Structural and Multidisciplinary Optimization**, Springer Science and Business Media LLC, v. 49, n. 3, p. 351–366, nov 2013. DOI: 10.1007/s00158-013-1002-x.

BELO, Ivan M. **Análise eficiente de compósitos laminados planos utilizando-se a formulação de elementos finitos corrigida a-priori sem os efeitos do travamento**. 2006. 140 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) — Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2006.

BLUM, Christian; ROLI, Andrea. Metaheuristics in combinatorial optimization: overview and conceptual comparison. **ACM Computing Surveys**, Association for Computing Machinery (ACM), v. 35, n. 3, p. 268–308, sep 2003. DOI: 10.1145/937503.937505.

BUTYN, Emerson. **Programação linear determinística e estocástica aplicada ao problema de despacho hidrotérmico**. 2017. 115 p. Dissertação (Mestrado em Matemática) — Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2017.

CAZACU, Razvan; GRAMA, Lucian. Steel truss optimization using genetic algorithms and FEA. **Procedia Technology**, Elsevier BV, v. 12, p. 339–346, 2014. DOI: 10.1016/j.protcy.2013.12.496.

CUNHA, Estevão S. L. da *et al.* A representative volume element to obtain the mechanical properties of fused deposition modeling components. In: SILVA, Rodrigo J. da; PANZERA, Tullio H. (Ed.). **Proceedings of the 6th Brazilian Conference on Composite Materials**. Minas Gerais, 2022. p. 60–64. DOI: 10.29327/566492.

DENG, Yousheng *et al.* Parametric analysis and multi-objective optimization of the coupling beam pile structure foundation. **Ocean Engineering**, Elsevier BV, v. 280, p. 114724, jul 2023. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.114724.

FAGUNDES, Florentino A. **Modelagem de vigas de compósitos laminados usando elementos finitos formulados na notação strain gradient**. 2002. 92 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) — Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2002.

GHIASI, Houssein; PASINI, Damiano; LESSARD, Larry. Optimum stacking sequence design of composite materials part i: Constant stiffness design. **Composite Structures**, Elsevier BV, v. 90, n. 1, p. 1–11, set. 2009. DOI: 10.1016/j.compstruct.2009.01.006.

GOLDBARG, Marco C.; GOLDBARG, Elizabeth G.; LUNA, Henrique P. L. **Otimização Combinatória e Metaheurísticas : Algoritmos e Aplicações**: Algoritmos e aplicações. 1. ed. [S.l.]: Elsevier, 2016. ISBN 9788535278125.

GOLDBERG, David E. **Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning**. [S.l.]: Addison-Wesley Pub. Co., 1989. 412 p. ISBN 0201157675.

GOLDBERG, David E.; DEB, K. A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms. In: **Foundations of Genetic Algorithms**. [S.l.]: Elsevier, 1991. p. 69–93. DOI: 10.1016/b978-0-08-050684-5.50008-2.

GOLIZADEH, Hamed *et al.* Barriers to adoption of RPAs on construction projects: a task-technology fit perspective. **Construction Innovation**, Emerald, v. 19, n. 2, p. 149–169, apr 2019. DOI: 10.1108/ci-09-2018-0074.

HAUSSÜHL, S. Microscopic and macroscopic properties of solids. In: **Assessment of Safety and Risk with a Microscopic Model of Detonation**. [S.l.]: Elsevier, 2003. p. 493–554. DOI: 10.1016/b978-044451332-8/50024-0.

HEIN, Nelson. **Otimização global determinística - um algoritmo**. 1994. 117 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1994.

JONES, R. **Mechanics of Composite Materials**. 2. ed. [S.l.]: Taylor & Francis Group, 1998. ISBN 9781560327127.

JUDSON, Richard S. Genetic algorithms. In: **Encyclopedia of Optimization**. [S.l.]: Springer US, 2008. p. 1254–1257. DOI: 10.1007/978-0-387-74759-0_218.

KALIAKIN, Victor N. Stresses, strains, and elastic response of soils. In: **Soil Mechanics**. [S.l.]: Elsevier, 2017. p. 131–203. DOI: 10.1016/b978-0-12-804491-9.00004-5.

KAW, Autar K. **Mechanics of Composite Materials**. [S.l.]: Taylor & Francis Group, 2006. ISBN 0849313430.

KRAJCINOVIC, D. (ed.). Hooke's law and material symmetries. In: **North-Holland Series in Applied Mathematics and Mechanics**. [S.l.]: Elsevier, 1996. p. 674–679. DOI: 10.1016/s0167-5931(06)80072-0.

KULKARNI, P.; DUTTA, D. Deposition strategies and resulting part stiffnesses in fused deposition modeling. **Journal of Manufacturing Science and Engineering**, ASME International, v. 121, n. 1, p. 93–103, feb 1999.

MARÍN, Lorena *et al.* Optimization of composite stiffened panels under mechanical and hygrothermal loads using neural networks and genetic algorithms. **Composite Structures**, Elsevier BV, v. 94, n. 11, p. 3321–3326, nov 2012. DOI: 10.1016/j.compstruct.2012.04.024.

MATHWORKS®. **Genetic Algorithm**: Genetic algorithm solver for mixed-integer or continuous-variable optimization, constrained or unconstrained. 2023. [Acesso em 17 de maio 2023]. Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/gads/genetic-algorithm.html?s_tid=CRUX_lftnav>.

MATHWORKS®. **lhsdesign**: Latin hypercube sample (LHS). 2023. [Acesso em 17 de maio 2023]. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/help/stats/lhsdesign.html>>.

McKAY, Michael D.; BECKMAN, Richard J.; CONOVER, William J. Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. **Technometrics**, Informa UK Limited, v. 21, n. 2, p. 239–245, may 1979. DOI: 10.1080/00401706.1979.10489755.

MEI, Linfeng; WANG, Qian. Structural optimization in civil engineering: A literature review. **Buildings**, MDPI AG, v. 11, n. 2, p. 66, feb 2021. DOI: 10.3390/buildings11020066.

MITCHELL, M. **An Introduction to Genetic Algorithms**. [S.l.]: The MIT Press, 1998. 221 p. ISBN 9780262631853.

MORTAZAVI, Ali; TOĞAN, Vedat. Simultaneous size, shape, and topology optimization of truss structures using integrated particle swarm optimizer. **Structural and Multidisciplinary Optimization**, Springer Science and Business Media LLC, v. 54, n. 4, p. 715–736, apr 2016. DOI: 10.1007/s00158-016-1449-7.

MUC, Aleksander; GURBA, Władysław. Genetic algorithms and finite element analysis in optimization of composite structures. **Composite Structures**, Elsevier BV, v. 54, n. 2-3, p. 275–281, nov 2001. DOI: 10.1016/s0263-8223(01)00098-8.

MÜLLER, Theo E.; VAN DER KLASHORST, Etienne. A quantitative comparison between size, shape, topology and simultaneous optimization for truss structures. **Latin American Journal of Solids and Structures**, FapUNIFESP (SciELO), v. 14, n. 12, p. 2221–2242, dec 2017. DOI: 10.1590/1679-78253900.

NARDIN, L. *et al.* modeFRONTIER©, a framework for the optimization of military aircraft configurations. In: **Notes on Numerical Fluid Mechanics and Multidisciplinary Design**. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2009. p. 191–205. DOI: 10.1007/978-3-642-04093-1_14.

NWAOGU, Janet M. *et al.* Application of drones in the architecture, engineering, and construction (AEC) industry. **Automation in Construction**, Elsevier BV, v. 150, p. 104827, jun 2023. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.104827.

OSMAN, Ibrahim H.; LAPORTE, Gilbert. Metaheuristics: A bibliography. **Annals of Operations Research**, Springer Science and Business Media LLC, v. 63, n. 5, p. 511–623, oct 1996. DOI: 10.1007/bf02125421.

PATEL, Ravikumar *et al.* A review article on FDM process parameters in 3D printing for composite materials. **Materials Today: Proceedings**, Elsevier BV, v. 60, p. 2162–2166, 2022. DOI: 10.1016/j.matpr.2022.02.385.

PHAM, Tien D.; HONG, Won-Kee. Genetic algorithm using probabilistic-based natural selections and dynamic mutation ranges in optimizing precast beams. **Computers & Structures**, Elsevier BV, v. 258, p. 106681, jan 2022. DOI: 10.1016/j.compstruc.2021.106681.

REDDY, Junuthula N. **Mechanics of Laminated Composite Plates and Shells: Theory and analysis**. 2. ed. [S.l.]: CRC Press, 2003. ISBN 9780849315923.

RIBEIRO FILHO, Sergio L. M. *et al.* Multi-objective optimisation of aluminium skins and recycled/perforated PET foams sandwich panels subjected to impact loads. **Structures**, Elsevier BV, v. 43, p. 1750–1765, sep 2022. DOI: 10.1016/j.istruc.2022.07.071.

RODRÍGUEZ, José F.; THOMAS, James P.; RENAUD, John E. Mechanical behavior of acrylonitrile butadiene styrene fused deposition materials modeling. **Rapid Prototyping Journal**, Emerald, v. 9, n. 4, p. 219–230, oct 2003.

ŠEŠOK, Dmitrij; BELEVIČIUS, Rimantas. Use of genetic algorithms in topology optimization of truss structures. **Mechanika**, Kaunas University of TEchnology, v. 64, n. 2, abr. 2007.

SIGMUND, Ole. Topology optimization: a tool for the tailoring of structures and materials. **Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, The Royal Society, v. 358, n. 1765, p. 211–227, jan 2000. DOI: 10.1098/rsta.2000.0528.

STANIMIROVIĆ, Predrag S. *et al.* A survey of gradient methods for solving nonlinear optimization. **Electronic Research Archive**, American Institute of Mathematical Sciences (AIMS), v. 28, n. 4, p. 1573–1624, 2020.

STRANDBERG, Håkan; MAKKONEN, T; LEINVUO, Joni. Multi-objective optimization of a ball grid array using modefrontier and consol multiphysics. In: **Proceedings of the COM-SOL Conference**. [S.l.: s.n.], 2009.

TYFLOPOULOS, Evangelos *et al.* Simulation-based design: a case study in combining optimization methodologies for angle-ply composite laminates. **Procedia CIRP**, Elsevier BV, v. 100, p. 607–612, 2021. DOI: 10.1016/j.procir.2021.05.131.

TYFLOPOULOS, Evangelos; STEINERT, Martin. Topology and parametric optimization-based design processes for lightweight structures. **Applied Sciences**, MDPI AG, v. 10, n. 13, p. 4496, jun 2020. DOI: 10.3390/app10134496.

TYTO ROBOTICS. **Drone Building and Optimization**. [S.l.], 2021. Disponível em: <<https://www.tytorobotics.com>>.

YONG, M.; FALZON, Brian G.; IANNUCCI, Lorenzo. On the application of genetic algorithms for optimising composites against impact loading. **International Journal of Impact Engineering**, Elsevier BV, v. 35, n. 11, p. 1293–1302, nov 2008. DOI: 10.1016/j.ijimpeng.2007.10.004.

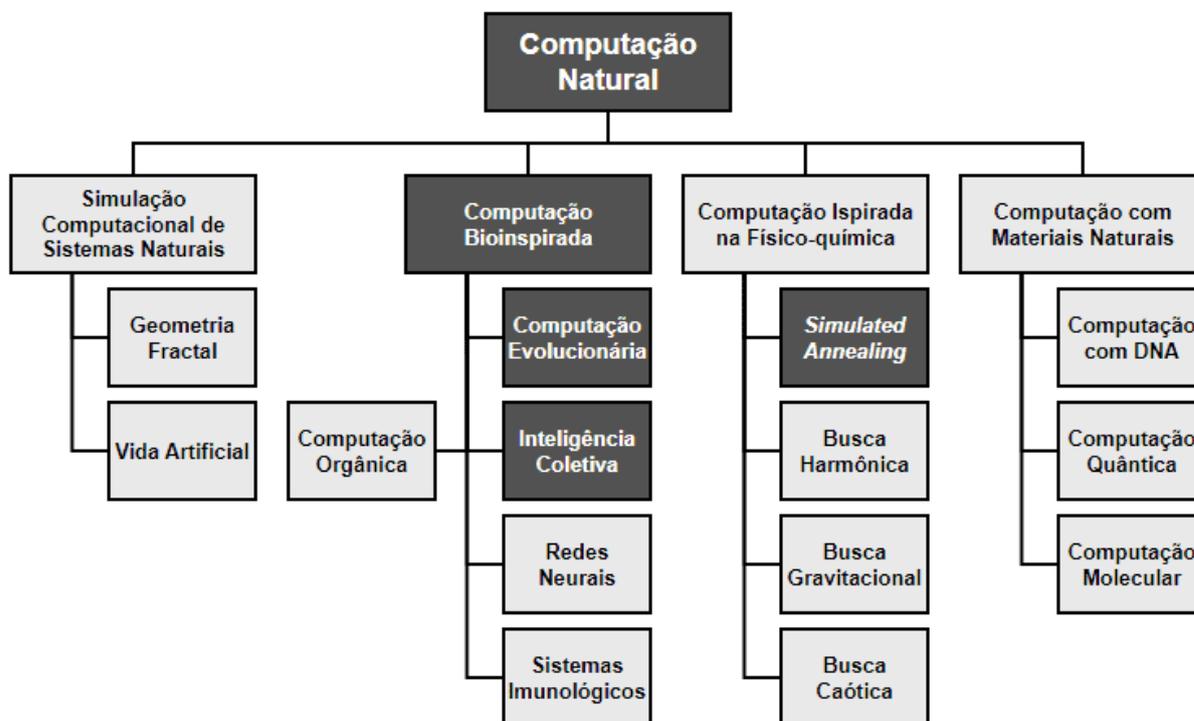
APÊNDICE A – OUTROS FUNDAMENTOS DO ALGORITMO GENÉTICO POR GOLDBARG, GOLDBARG E LUNA (2016)

Apesar de haver uma seção neste trabalho que fale sobre o funcionamento do algoritmo genético (AG), há diversos outros subtópicos que aprofundam melhor o conhecimento desta área, que seria por si só outro trabalho. Diante disso, alguns pontos a mais são expostos neste apêndice de modo que sejam relevantes ao contexto do trabalho e não sejam repetitivos com relação ao já mencionado anteriormente, focado na referência de Goldberg, Goldberg e Luna (2016).

COMPUTAÇÃO NATURAL

O termo tem por objetivo definir uma categoria de códigos computacionais que tem a função de representar comportamentos naturais, também denominado biomimética. Exemplos de biomimética são observadas em asas de avião cuja extremidade é “dobrada”, o que acontece também com as asas de um urubu durante o voo. Muitos outros casos são observados na engenharia, e a computação natural é um exemplo, sendo esta ainda subdividida como na Figura 19.

Figura 19 – Computação natural e suas ramificações.



Fonte: Adaptado de Goldberg, Goldberg e Luna (2016).

Nesta figura, nota-se que a computação natural é abrangente a diversos propósitos, mas foge do escopo elucidar cada um. Desses, uma subdivisão é a computação

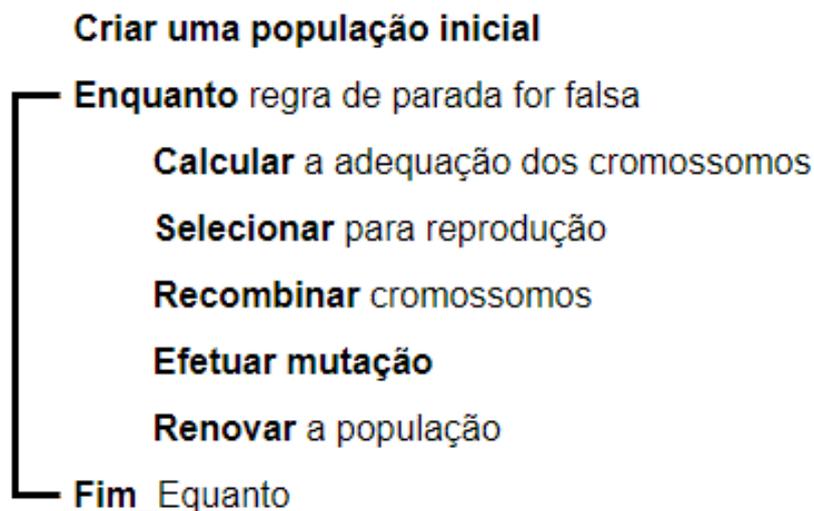
bioinspirada e ainda a computação evolucionária (ou algoritmos evolucionários), onde se concentra o algoritmo genético, caracterizados por envolver conceitos da evolução, como população, seleção, cruzamento, mutação, e outros.

COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA

Aqui, há a proposta de resolução de um problema pelo uso de uma codificação genética e interação desta com o meio envolvido (condições de contorno), de forma que os indivíduos da população (possíveis soluções) sejam repetidas vezes evoluídas, por meio de operadores genéticos. Aqui, a evolução darwinista é realizada por meio de processos heurísticos como recombinações e mutações.

O problema recombina o material genético onde os indivíduos são os cromossomos, a população é um conjunto de indivíduos, as gerações são os processos iterativos, e as reproduções de cada geração é uma mistura de material genético dos pais para gerarem os filhos, atendendo os princípios da evolução de Darwin. A Figura 20 mostra um pseudocódigo com esses conceitos sendo aplicados.

Figura 20 – Pseudocódigo para o funcionamento do AG.



Fonte: Adaptado de Goldberg, Goldberg e Luna (2016).

Na criação de população inicial, vale ressaltar que a escolha de um tamanho de população é um fator importante. Não pode ser pequena, pois desta forma não abrangeria todos os espaços de busca de soluções, porém não poderia ser grande demais, pois acarretaria de um custo computacional desnecessário. Já a regra de parada do *loop* iterativo fica a critério do usuário do código, que pode definir, por exemplo, um número de gerações, tempo de análise ou número de gerações sem melhora do indivíduo, e conseqüentemente, da função objetivo.

Além dos termos explicitados no pseudocódigo já mencionados no texto, há a renovação da população que define, em uma população de tamanho fixo, quais indivíduos

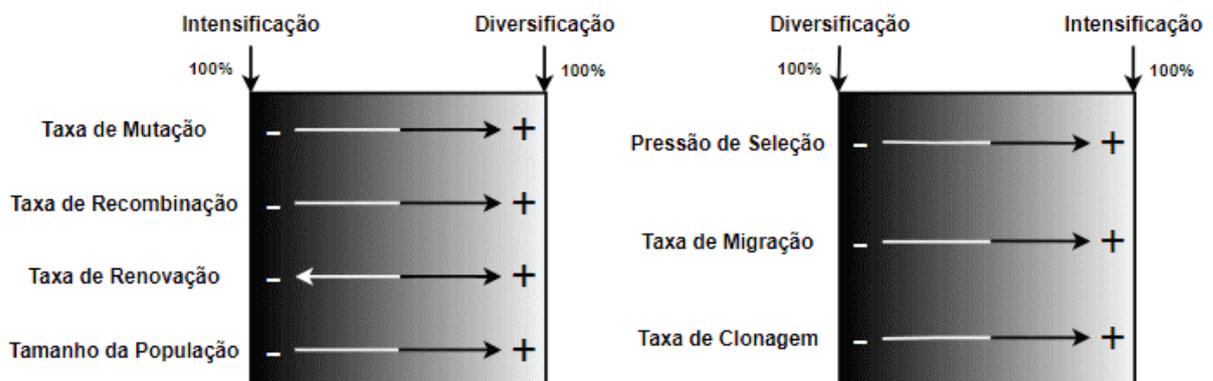
seguiram para a próxima geração. Após a reprodução, os melhores indivíduos gerarão filhos, e somando esses aos pais e os que não geraram filhos, será necessária a remoção de indivíduos. Esse processo de eliminação/renovação ocorre de diversas formas, com destaque para:

- Torneio: pares aleatórios de indivíduo são selecionados para uma fase de “mata-mata” ou *play-off*, onde eles se enfrentam. Os melhores avançam para próxima fase, os perdedores ficam pelo caminho, e o torneio se encerra quando o número de indivíduos eliminados faz a população se adequar ao número definido anteriormente.
- Classificação simples ou elitismo: os indivíduos são classificados em ordem de adequação, e os piores são simplesmente cortados.
- Roleta: os indivíduos são colocados em uma espécie de gráfico de pizza, onde o tamanho de sua fatia é proporcional ao seu valor *fitness*, e então realizam-se sorteios. O fato dessa fatia ser ponderada para os melhores indivíduos, o sorteio, apesar de aleatório, cria uma preferência por esses mesmos melhores indivíduos.

AJUSTE DE PARÂMETROS

No contexto da configuração de como o AG irá prosseguir, alguns parâmetros precisam ser explicitados. Segundo a Figura 21, as alterações nos valores destes promovem uma tendência de intensificar ou de diversificar, e a combinação destes deve ser considerada.

Figura 21 – Parâmetros configuráveis que alteram os resultados obtidos.



Fonte: Adaptado de Goldberg, Goldberg e Luna (2016).

Dos termos presentes na figura anterior, ainda não foi mencionado no texto aqueles no bloco da direita. Pressão de seleção determina como a mesma irá interferir e alterar os

processos evolutivos de seleção; já migração é o processo que conserva uma característica (ou indivíduo) de elite ao longo da renovação e recombinação; e a clonagem é uma espécie de parte dois do processo anterior, onde permite que esse indivíduo de elite seja duplicado, espalhando assim essa característica benéfica.

Desta forma, entendendo os conceitos mencionados ao longo do trabalho e deste apêndice, entende-se: no bloco da esquerda, quanto maior o valor do parâmetro, mais diversificado; no bloco da direita, quando maior o parâmetro, maior a intensidade; e no caso da renovação, uma neutralidade é observada no zero, onde com o aumento do valor, pode-se ter intensificação ou diversidade. Como já mencionado, vale ressaltar que as interações entre os parâmetros deve ser considerada, como, por exemplo, o aumento no tamanho da população diversifica o espaço de busca, mas associado a clonagem, favorece a intensificação.