



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PERFIS
AERODINÂMICOS UTILIZANDO ALGORITMO
GENÉTICO

PRINCE AZSEMBERGH NOGUEIRA DE CARVALHO
NATAL- RN, 2019



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PERFIS
AERODINÂMICOS UTILIZANDO ALGORITMO
GENÉTICO

PRINCE AZSEMBERGH NOGUEIRA DE CARVALHO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica (PPGEM) da Universidade Federal do Rio Grande do Norte como parte dos requisitos para a obtenção do título de **MESTRE EM ENGENHARIA MECÂNICA**, orientado pelo Prof. Dr. Raimundo Carlos Silverio Freire Junior.

NATAL - RN

2019

OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DE PERFIS AERODINÂMICOS UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

PRINCE AZSEMBERGH NOGUEIRA DE CARVALHO

Dissertação **APROVADA** Pelo Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Mecânica (PPGEM) da Universidade Federal do Rio
Grande do Norte

Banca Examinadora da Dissertação

Prof. Dr. Raimundo Carlos Silverio Freire
Junior

Universidade Federal do Rio Grande do Norte – Orientador

Prof. Dr. Rômulo Pierre Batista dos Reis

Universidade Federal Rural do Semi-Árido – Avaliador Externo à Instituição

Prof. Dr. Sandi Itamar Schafer de Souza

Universidade Federal do Rio Grande do Norte – Avaliador Externo ao Programa

Prof. Dr. Wallace Moreira Bessa

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - Avaliador Interno

NATAL, 13 de Dezembro de 2019.

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN
Sistema de Bibliotecas - SISBI
Catalogação de Publicação na Fonte. UFRN - Biblioteca Central Zila Mamede

Carvalho, Prince Azsebergh Nogueira de.

Otimização multiobjetivo de perfis aerodinâmicos utilizando algoritmo genético / Prince Azsebergh Nogueira de Carvalho. - 2020.

66 f.: il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Natal, RN, 2020.

Orientador: Prof. Dr. Raimundo Carlos Silverio Freire Junior.

1. Otimização multiobjetivo - Dissertação. 2. Perfis aerodinâmicos - Dissertação. 3. Algoritmo genético - Dissertação. I. Freire Junior, Raimundo Carlos Silverio. II. Título.

RN/UF/BCZM

CDU 004.8

Agradecimentos

Agradeço a Deus, por ter me sustentado com a Sua destra fiel.

À minha família, pela educação e todos os recursos que alguém poderia ter para ser bem-sucedido na vida. Em especial, à minha mãe, que mesmo em uma cadeira de rodas, mostrou-me que não há limites quando se tem força de vontade.

À Giovanna Fin, por ter sido o espelho do amor de Cristo, fazendo-me alguém melhor. Aos meus amigos Gutemberg e Wagner, que me suportaram nesse período de vivência.

Ao professor Raimundo, que foi mais que um orientador, agindo como um segundo pai e um grande amigo para mim. Ao professor Wallace, por ter me inspirado à docência.

Ao PPGEM pelo acolhimento. À professora Salete, pelos valiosos ensinamentos da pesquisa.

À UFRN, pelos recursos providos para o desenvolvimento desta pesquisa e à CAPES, pelo financiamento de minha bolsa.

“É mais fácil voar, do que fazer voar.”

Alberto Santos Dumont.

CARVALHO, P.A.N . **Otimização multiobjetivo de perfis aerodinâmicos utilizando algoritmo genético**. 2019. p. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal-RN, 2019.

Resumo

Na aviação, a busca por aeronaves mais eficientes tem crescido em face da preocupação dos governos e organizações com o meio ambiente, forçando os novos projetos de aeronaves a emitirem cada vez menos CO₂ na atmosfera. Todos os projetos aerodinâmicos têm em comum uma parte vital, que é o perfil. No presente trabalho buscou-se encontrar um perfil ótimo, com abordagem multiobjetivo através de um algoritmo genético no Matlab®, que utiliza o XFOIL para obter características aerodinâmicas dos perfis. A fim de obter boa diversificação da população foram inseridos na população inicial, 300 perfis disponíveis no Airfoil Data Site. Para o XFOIL, foi adotado a Atmosfera Padrão Internacional, número de Reynolds de 5,00e5, número de Mach de 0,05, Ncrit de 9, número máximo de iterações de 100 e uma faixa de ângulo de ataque de 0° a 18°. Para o algoritmo genético, foi adotada uma probabilidade de cruzamento de 90%, 5% para mutação. Os perfis ótimos tiveram um desempenho superior em relação a outros trabalhos de otimização, onde estes tiveram melhoria da ordem de 32% de c_l para asas voadoras, 67% de c_l para empenagens e melhores eficiências em cerca de 70% para turbinas eólicas. O algoritmo obteve também, perfis com características de estol mais suave para asas e redução de ruído para turbinas eólicas. Para trabalhos futuros, sugere-se investigar uma maior faixa de número de Reynolds, e outros solvers aerodinâmicos, além de implementar a otimização pelo método inverso, visando obter uma distribuição de pressão ideal.

Palavras-chave: otimização multiobjetivo, perfis aerodinâmicos, algoritmo genético.

CARVALHO, P.A.N. **Multiobjective optimization of aerodynamic profiles using genetic algorithm**. 2019. p. Master's Dissertation in Mechanical Engineering - Federal University of Rio Grande do Norte, Natal-RN, 2019.

Abstract

In aviation, a search for more efficient aircraft has grown in the face of concerns from governments and the environment, forcing new aircraft designs to emit less and less CO₂ into the atmosphere. All aerodynamic designs have a vital part in common, which is the airfoil. In this work, you can find an optimal airfoil, with a multi-objective approach through a genetic algorithm in Matlab®, which uses XFOIL to obtain aerodynamic characteristics of users. In order to obtain a good diversification of the population, 300 airfoils were made available on the aerofoil data site. For XFOIL, the International Standard Atmosphere was adopted, number of refined from 5.00 to 5, number of males from 0.05, Ncrit from 9, maximum number of iterations from 100 and an attack control range from 0° to 18°. For the genetic algorithm, a probability of crossing of 90%, 5% for mutation was adopted. The optimum airfoils performed better than other optimization jobs, where they had improvements in the order of 32% of c_l for flying wings, 67% of c_l for empennage and better efficiencies of around 70% for wind turbines. The algorithm also used, airfoils with softer stall characteristics for wings and noise reduction for wind turbines. For future work, it is suggested to research a larger number of Reynolds, and other aerodynamic solvers, in addition to implementing an optimization by the inverse method, using an ideal pressure distribution.

Keywords: multiobjective optimization, aerodynamics profiles, genetic algorithm.

Lista de Ilustrações

Figura 1– Demonstração gráfica do perfil	4
Figura 2 – Diferença de pressão devido ao escoamento do ar	5
Figura 3 – Esforços aerodinâmicos	5
Figura 4 – Representação da curva $cl \times \alpha$ de um perfil genérico	6
Figura 5 – Parâmetros geométricos de um perfil.....	7
Figura 6 – a) Perfil NACA 2408 e b) Perfil NACA 2418.....	8
Figura 7 – Exemplos de perfis: a) Simétrico b) Reflexo c) Arqueado e d) Super Crítico	10
Figura 8 – Discretização de um perfil no método dos painéis	12
Figura 9–Metas da otimização multiobjetivo.....	14
Figura 10 – Gráfico do método da soma ponderada de objetivos	15
Figura 11 – Método das restrições (ϵ).....	16
Figura 12 – Fluxograma do algoritmo genético	18
Figura 13 – Representação da Roleta Russa com 4 elementos.	20
Figura 14 – Representação de um cruzamento binário.....	21
Figura 15 - Representação de um cruzamento aritmetico.....	21
Figura 16 – Representação da mutação binaria de um indivíduo	22
Figura 17 - Representação da mutação aritmetica de um indivíduo	22
Figura 18 – Método direto de projeto	23
Figura 19 – Método inverso de projeto.....	24
Figura 20 – Perfis DU91-W2-250 e CQU-A25.....	25
Figura 21 – Curva de C_p dos perfis DU91-W2-250 e CQU-A25	25

Figura 22 – Curvas do perfil E387 a) $cl \times \alpha$ e b) $cl \times cd$	26
Figura 23 - Curvas do WT180 a) $cl \times \alpha$ e b) $cd \times \alpha$	28
Figura 24 – Fluxograma do GAAP e suas ações	31
Figura 25 – Evolução da VM para a asa voadora.	39
Figura 26 - Elites iniciais e finais da asa voadora.....	40
Figura 27 - Perfis da asa voadora: a) elite inicial b) elite final	41
Figura 28 – Perfis: PAGAV, MH45 e Tsagi.....	42
Figura 29 - Gráficos de cm dos perfis para asa voadora.....	43
Figura 30 – Gráficos de cl dos perfis para asa voadora.....	44
Figura 31 - Gráficos de eficiência dos perfis para asa voadora.....	45
Figura 32 - Evolução da VM da empenagem horizontal.....	46
Figura 33 - Elites iniciais e finais da empenagem horizontal.....	47
Figura 34 - Perfis da empenagem horizontal na a) elite inicial e b) elite final.....	48
Figura 35 - Perfis: PAGEH e NACA 0008	49
Figura 36 – Gráfico de $cl \times \alpha$ pra empenagem horizontal	50
Figura 37 - Gráfico de $cd \times \alpha$ pra empenagem horizontal	51
Figura 38 - Gráficos de eficiência dos perfis para asa voadora.....	52
Figura 39 - Evolução da VM do aerogerador.....	53
Figura 40 - Elites iniciais e finais do aerogerador.....	54
Figura 41 - Perfis da elite inicial e final do aerogerador	55
Figura 42 – Perfis: PAGTE, WT150 e S822	55
Figura 43 – Gráficos de eficiência dos perfis: PAGT, WT150 e S822.....	56
Figura 44 - Gráficos de cl dos perfis para aerogerador.....	57

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Coeficiente de arrasto do NACA 2408 e NACA 2418.....	8
Tabela 2 – Coeficiente de sustentação máximo para os perfis NACA 2408 e NACA 2418	9
Tabela 3 – Valores dos coeficientes dos perfis DU91-W2-250 e CQU-A25.....	25
Tabela 4 – Parâmetros utilizados nas simulações do XFOIL	33
Tabela 5 – Pesos e parâmetros da otimização multiobjetivo	34

Sumário

1 INTRODUÇÃO.....	1
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
2.1 PERFIL	4
2.1.1 Perfil x Asa	4
2.1.2 Geometria de um perfil	7
2.1.3 Parâmetros relevantes de um perfil.....	7
2.1.4 Tipos de perfis.....	9
2.2 PROGRAMA DE ANÁLISE DE CARACTERÍSTICAS AERODINÂMICAS XFOIL®.....	11
2.2.1 Funcionamento do XFOIL (método dos painéis).....	11
2.2.2 Confiabilidade do XFOIL.....	12
2.3 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	13
2.3.1 Otimização mono e multiobjetivo.....	13
2.3.2 Soma ponderada de objetivos	14
2.3.3 Método das restrições (ϵ).....	15
2.4 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA) EM PROJETO DE PERFIS	17
2.5 ALGORITMO GENÉTICO	17
2.5.1 Aptidão (<i>fit</i>) e seleção.....	18
2.5.2 Cruzamento	20
2.5.3 Mutação.....	21
2.5.4 Elitização	22
2.5.5 Ponto de parada	22
2.6 PROJETO DE PERFIL.....	23
2.6.1 Método direto.....	23
2.6.2 Método inverso	24
2.7 ESTADO DA ARTE.....	26

2.7.1 Aplicação de algoritmo genético no projeto de perfis	26
2.7.2 Aplicação de outros métodos no projeto de perfis	29
3 METODOLOGIA	31
3.1 PERFIS DE ENTRADA (POPULAÇÃO INICIAL)	32
3.2 CARACTERÍSTICAS AERODINÂMICAS (AVALIAÇÃO POPULACIONAL)	32
3.3 ANÁLISE MULTIOBJETIVO XFOIL (ORDENAÇÃO POPULACIONAL)	34
3.4 SELECIONANDO OS MELHORES PERFIS (ELITIZAÇÃO POPULACIONAL)	35
3.5 ROLETA RUSSA E SELEÇÃO (AVALIAÇÃO DA APTIDÃO POPULACIONAL)	36
3.6 REPRODUÇÃO DOS PAIS (EVOLUÇÃO POPULACIONAL)	36
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	38
4.1 ANÁLISE DA ASA Voadora	38
4.2 ANÁLISE DA EMPENAGEM HORIZONTAL	45
4.3 ANÁLISE DA ASA (AEROGERADOR)	52
5 CONCLUSÕES	58
6 TRABALHOS FUTUROS	60
7 REFERÊNCIAS	61

1 INTRODUÇÃO

Na aviação, a busca por aeronaves mais eficientes tem crescido em face da preocupação dos governos e organizações com o meio ambiente, forçando os novos projetos de aeronaves a emitirem cada vez menos CO₂ na atmosfera (DAVIES, 2010). Os gastos com este tipo de pesquisa também são justificados pelo aumento da demanda de viagens domésticas (nacionais) e internacionais, que cresceram 62,5% e 118,8%, entre 2009 e 2019 (ANAC, 2019).

Os fabricantes de aviões, então, possuem uma preocupação crescente em tornar as aeronaves mais eficientes, aumentando sua sustentação e diminuindo seu arrasto, focando principalmente em elementos como a asa, empenagem, partes dos motores e fuselagem, que são os componentes aerodinâmicos de maior significância (MARKARIAN, 2017). Todos eles têm em comum uma parte vital nos projetos, que é o perfil. É esta geometria que norteia o projeto da aeronave.

Além da aviação, o setor energético tem buscado cada vez mais aumentar a eficiência na produção de eletricidade, que cresceu 2,3% de 2017 para 2018 em demanda. Este aumento advém da digitalização do cotidiano (do relógio a geladeira) e da perspectiva futura de veículos (inclusive as aeronaves) elétricos e híbridos, que farão essa demanda aumentar ainda mais. Também preocupados com o meio ambiente, empresas do setor energético têm investido em fontes limpas de extração de eletricidade, como os aerogeradores, cuja geração de eletricidade cresceu 12,2% de 2017 a 2018 (IEA, 2018). Estes, por sua vez, tem pás que se equiparam às asas das aeronaves, e também têm perfis que ditam o objetivo de cada projeto.

Porém, projetar perfis ótimos a fim de obter projetos aerodinâmicos mais eficientes não é simples, visto que os perfis precisam ter espaço suficiente, para alocar os elementos estruturais que garantem a rigidez, e suportar os esforços durante a operação. Dito isto, o processo de otimizar perfis exige uma abordagem multiobjetivo, devido ao grande número de possibilidades geométricas destes perfis e suas variações, além de um sistema de inteligência artificial para economizar tempo na busca por uma solução ótima de perfil e que aprenda quais os parâmetros a serem modificados para alcançar a solução do problema.

Vários autores apresentam métodos diferentes de otimização multiobjetivo que se baseiam em populações (grande conjuntos de dados): Mirjalili et al. (2017), com a técnica do Cardume de Salpas (Salp Swarm Optimization), Mirjalili (2016), com o método do Seno-Cosseno (Sine Cosine Algorithm), Mirjalili & Lewis (2016), com a técnica da Baleia (Whale Optimization Algorithm), Han (2016), que apresenta a otimização pelo método substituto (Surrogate Based Optimization), Chehouri (2015), que compara o Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization) com os Algoritmos Genéticos e o método da Superfície de Resposta (Response Surface Optimization), Yang (2010), que apresenta o Método do Morcego (Bat Algorithm), Karaboga & Basturk (2007), que falam da Colônia de Abelhas (Artificial Bee Colony) em comparação com os algoritmos genéticos e o método do enxame de partículas, e ainda, o enxame de partículas evolucionário.

Dentre todos os métodos apresentados, os algoritmo genéticos são apontados como os melhores quando não se necessita modelar uma função, pelo fato de ser auto inicializável, quando comparado com o Enxame de partículas, ou superfície de reposta, ele apresenta uma convergência mais lenta, porém mais precisa do resultado. Todos os modelos das otimizações multobjetivos tinham como desvantagem perante o algoritmo genético a necessidade de implementações de outras funções de avaliação além da aptidão dos indivíduos, por isso para a aplicação de otimização de perfis, onde o espaço de busca tem bastante variabilidade (vários perfis podem satisfazer as condições do problema), isto é, que não há uma solução ideal pois não há a modelagem de uma função, os algoritmos genéticos se mostraram mais promissores e capazes de resolver problemas dessa magnitude.

Vários trabalhos como o de Zhang (2019), Barret (2016), Chen (2015), Leifsson (2014), He (2014), Semenova et al. (2014) e Ram (2013) desenvolveram algoritmos genéticos para otimização de perfis aerodinâmicos modelando cada perfil em outros parâmetros geométricos de otimização: como os coeficientes de uma curva polinomial, os pontos de controle de uma curva de bezier, e ainda a distribuição de pressão do perfil, ao contrário deste trabalho que modela os perfis como os pontos descritos por suas coordenadas.

Outros autores também mostraram otimizações de perfis por outros métodos como Wang (2013), que utilizou a técnica de otimização por Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization), Lyu (2015), que adotou o método gradiente, Ismail & Vijayaraghavan (2015), Benim (2018) e Rubio-Clemente (2019), que utilizaram o método da superfície de resposta (Response Surface Methodology); porém, nenhum deles desenvolveu uma metodologia multiobjetivo de otimização, onde fosse feita uma relação com os vários parâmetros dos perfis, que são o Coeficiente de sustentação (c_l), Coeficiente de arrasto (c_d) e o Coeficiente de momento (c_m), e quando o faziam, analisavam pelo método CFD, que é tem um custo computacional mais elevado que a análise pelo método dos painéis que será utilizada neste trabalho.

A maioria dos autores focaram em otimizar a eficiência dos perfis e reduzir o c_d , já que a maioria resolveu trabalhar apenas com algoritmos/métodos para otimizar turbinas eólicas como Javed et al. (2016) e Lanzafame et al. (2015). Apesar de que para a pá de um aerogerador, ou para um avião comercial, a característica da eficiência é importante, existem outros projetos aeronáuticos, como o projeto das asas voadoras que se preocupa em minimizar o c_m , ou o projeto de aeronaves transônicas, que se preocupa em minimizar o c_d .

No presente trabalho, buscou-se encontrar um perfil ótimo, com abordagem multiobjetivo, para cada tipo de projeto aerodinâmico através de um algoritmo genético em Matlab. Este programa, fez uma iteração com o XFOIL, que é o software onde é possível caracterizar os perfis aerodinâmicos através de seus coeficientes (c_l , c_d , c_m e c_l/c_d).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo, serão discutidos os trabalhos clássicos sobre o tema, seguidos de um embasamento simplificado e, posteriormente, serão apresentados os trabalhos mais relevantes e recentes sobre otimização de perfis aerodinâmicos utilizando algoritmo genético e outras técnicas.

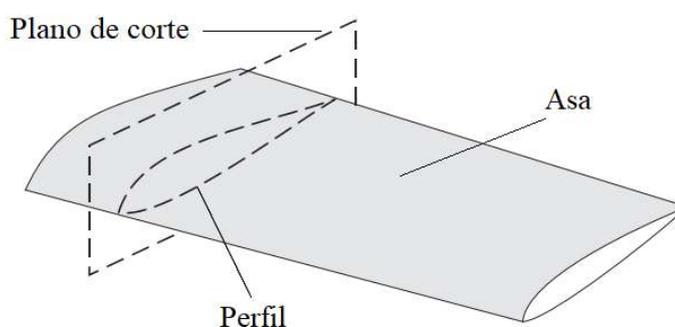
2.1 PERFIL

2.1.1 Perfil x Asa

A asa é o componente aerodinâmico tridimensional responsável por gerar sustentação em aeronaves e máquinas de fluxo (aerogeradores, turbinas a vapor, motores a jato, etc).

Pode-se entender o perfil como sendo a projeção lateral (planificação) de uma asa ao traçarmos um plano de corte no sentido paralelo à sua direção de movimento, como mostrado na Figura 1 (ABBOT, 1959).

Figura 1– Demonstração gráfica do perfil

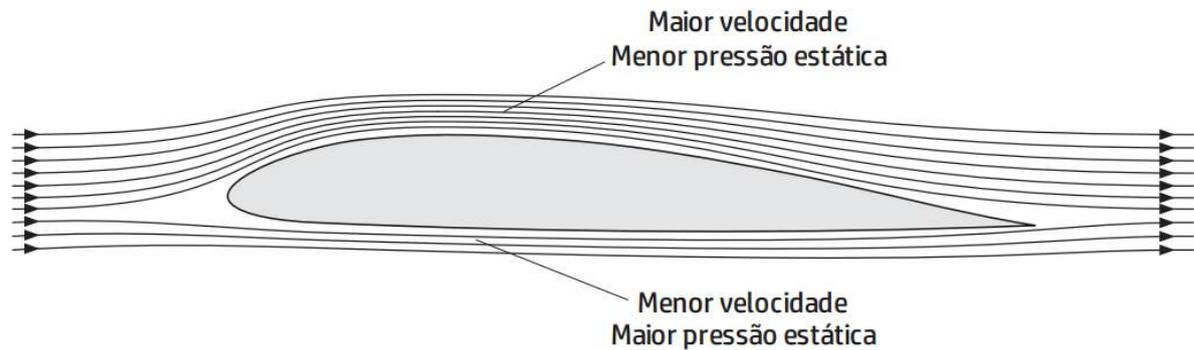


Fonte: Adaptado de Lucena (2018).

É importante entendermos o perfil, pois é por ele que se inicia o projeto aerodinâmico de um aerofólio; e, se um perfil ótimo for selecionado para o projeto, há grandes chances de se obter uma asa de ótimo desempenho.

Quando o perfil é submetido a um escoamento, surge nele uma diferença de pressão, como ilustrado na Figura 2, e com isso uma força resultante (resultante aerodinâmica) e um momento devido ao carregamento de pressão. (ANDERSON, 1999).

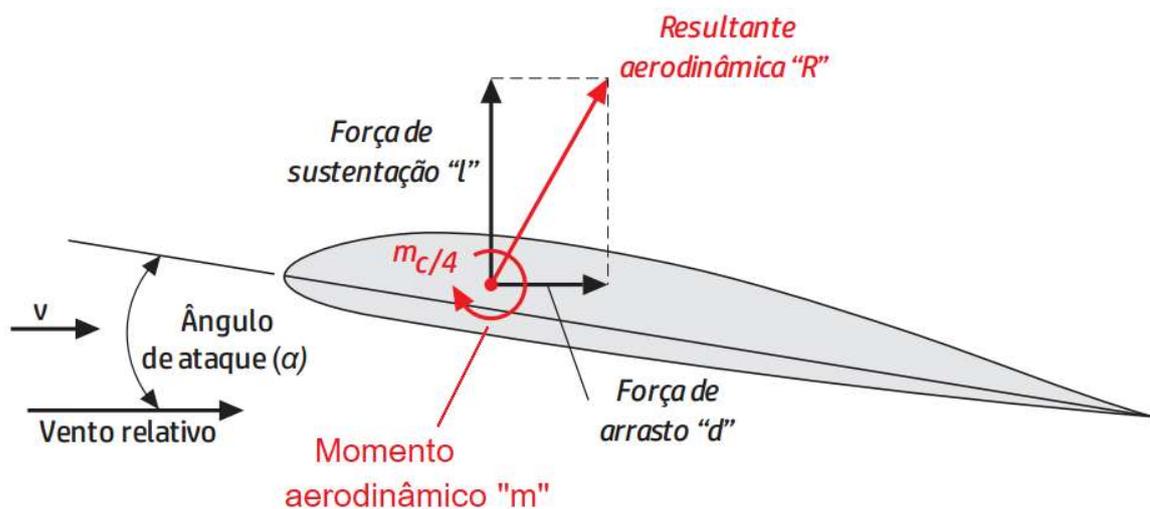
Figura 2 – Diferença de pressão devido ao escoamento do ar



Fonte: Adaptado de Lucena (2018).

Essa resultante aerodinâmica pode ser decomposta em dois tipos de forças. A força paralela ao escoamento é definido como o arrasto, que é a força de atrito que o ar gera ao escoar pela superfície do perfil, e a força perpendicular ao escoamento, que é chamada de força de sustentação, é responsável por manter o corpo suspenso no fluido. Os 3 esforços (momento, sustentação e arrasto) são representados na Figura 3 e variam para cada ângulo de ataque (α), que é o ângulo que o vento relativo forma com a linha da corda (maior linha reta de uma ponta a outra do perfil).

Figura 3 – Esforços aerodinâmicos



Fonte: Adaptado de Lucena (2018).

Existem diversos tipos de perfis e em diferentes aplicações; por isto, para permitir uma comparação adimensional entre os diversos tipos de perfis, estes são avaliados quanto a sua performance, em relação a coeficientes que medem a sua

capacidade de produzir os 3 esforços aerodinâmicos (sustentação, arrasto e momento). Tais coeficientes são o c_l (relativo a sustentação), c_d (relativo ao arrasto) e c_m (relativo ao momento). Estes coeficientes podem ser calculados pelas Equações (1), (2) e (3), respectivamente. (ANDERSON, 1999).

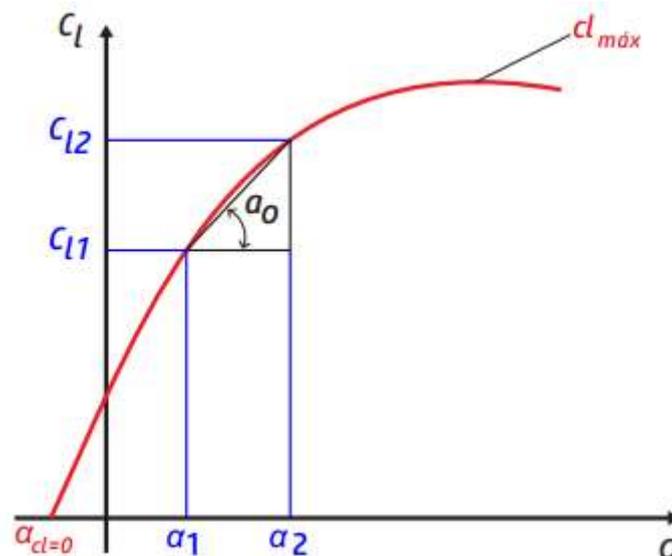
$$c_l = \frac{2.l}{\rho.v^2.c} \quad (1)$$

$$c_d = \frac{2.d}{\rho.v^2.c} \quad (2)$$

$$c_m = \frac{2.m}{\rho.v^2.c^2} \quad , \quad (3)$$

onde ρ é a densidade do ar, v é a velocidade do escoamento, c é a corda do perfil, l , d e m , representam a sustentação, arrasto e momento, respectivamente, por unidade de comprimento. Tais coeficientes acima citados variam em função do ângulo de ataque do perfil (α). A Figura 4 exemplifica uma curva $c_l \times \alpha$ para um dado perfil.

Figura 4 – Representação da curva $c_l \times \alpha$ de um perfil genérico



Fonte: Lucena (2018).

Qualquer valor de c_l pode ser obtido de forma aproximada, realizando-se uma interpolação linear entre 2 pontos próximos, como c_{l1} , c_{l2} , α_1 e α_2 , de modo

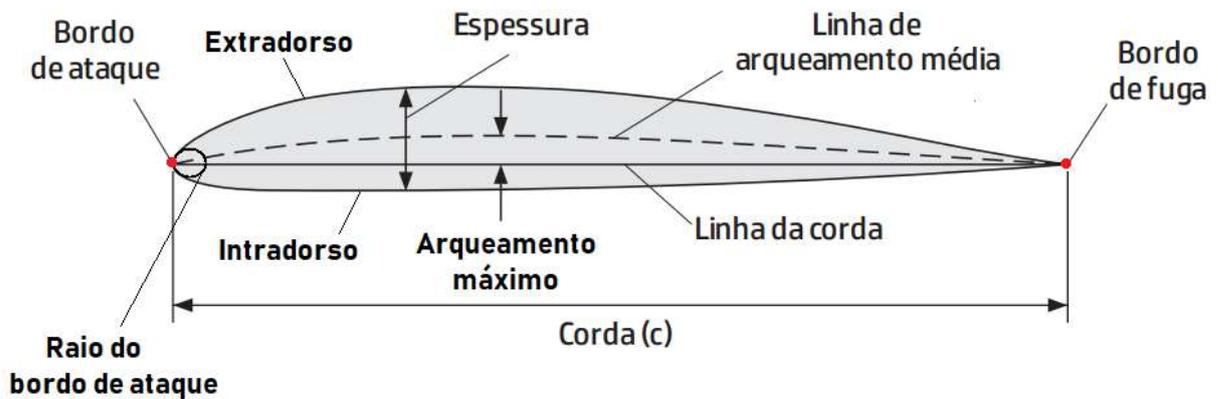
que o valor do coeficiente em determinado ângulo alfa pode ser encontrado pela Equação 4.

$$c_{l\alpha} = \left(\frac{c_{l_2} - c_{l_1}}{\alpha_2 - \alpha_1} \right) \cdot \alpha + c_{l_0} = a_0 \cdot \alpha + c_{l_0} \quad (4)$$

2.1.2 Geometria de um perfil

Em geral, um perfil é definido através de seus parâmetros geométricos, mostrados na Figura 5, que indicam algumas de suas características que são importantes tanto para caracterizar um perfil quanto para selecioná-lo.

Figura 5 – Parâmetros geométricos de um perfil



Fonte: Adaptado de Lucena (2018).

A corda (c) é a principal medida de um perfil, que indica a maior distância em linha reta, da extremidade dianteira (bordo de ataque) à extremidade traseira (bordo de fuga). Ela é utilizada como referência para outros parâmetros como a espessura, que é a distância vertical do intradorso (superfície inferior do perfil) ao extradorso (superfície superior do perfil). A linha de arqueamento média é uma linha formada pelo ponto médio entre os pontos do intradorso e do extradorso em uma mesma distância relativa da linha da corda ($\%c$). O raio do bordo de ataque é o raio de uma circunferência que se aproxima da curvatura da região do bordo de ataque (ANDERSON, 1999).

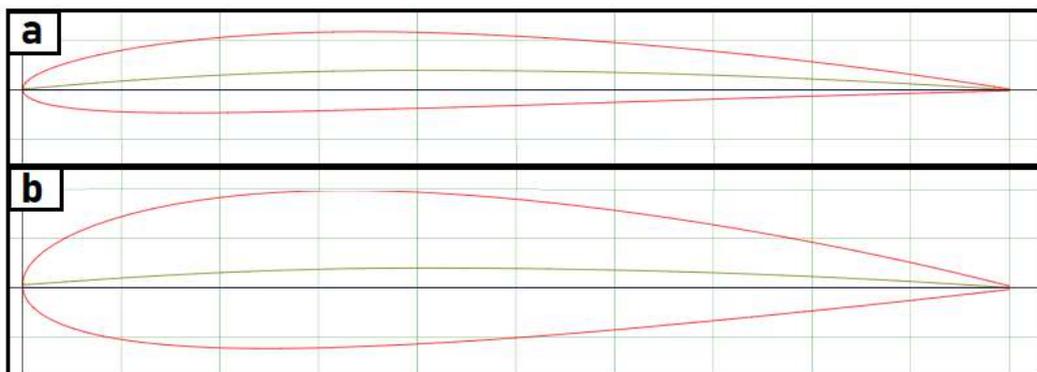
2.1.3 Parâmetros relevantes de um perfil

Um dos parâmetros mais relevantes no perfil é a espessura máxima relativa (em relação à porcentagem da corda), pois ela tem impacto direto na força de

arrasto que o perfil vai gerar. Perfis mais espessos têm maior arrasto de pressão, pois o ar desacelera mais ao encontrar uma região no bordo de ataque maior, além de que esses perfis têm maior comprimento de superfície, gerando assim, mais arrasto devido ao maior atrito do ar com a superfície. (ABBOT,1959).

Alguns perfis foram desenvolvidos ao longo dos anos tendo como referência a espessura relativa, como é o caso dos NACA série 4. Cada perfil NACA da série 4, é designado por 4 dígitos (NACA XXXX), sendo os 2 primeiros referentes ao arqueamento máximo (em porcentagem da corda) e a posição do arqueamento máximo (em décimos da corda), respectivamente, e os 2 últimos referentes à espessura máxima (em porcentagem da corda). Por exemplo, os perfis da Figura 6 são os NACA 2408 e 2418 (com 8% e 18%, respectivamente, de espessura máxima relativa a corda) e estão em mesma escala gráfica. (ABBOT,1959).

Figura 6 – a) Perfil NACA 2408 e b) Perfil NACA 2418



Fonte: airfoiltools.com (Acesso em 12/07/2019)

Na Tabela 1 são apresentados os coeficientes de arrasto (c_d) dos perfis NACA 2408 e NACA 2418, para um ângulo de ataque igual à zero.

Tabela 1 – Coeficiente de arrasto do NACA 2408 e NACA 2418

Perfil NACA 4 Dígitos	Coeficiente de arrasto (c_d)
NACA 2408	68E-4
NACA 2418	101E-4

Fonte: airfoiltools.com (Acesso em 12/07/2019)

Um outro parâmetro relevante (que está correlacionado com a espessura) é o raio do bordo de ataque, que aumenta conforme aumenta a espessura, e este

aumento do raio do bordo de ataque faz com que o ar que se choca com este bordo acelere de forma rápida dessa região para o extradorso, causando um gradiente abrupto de pressão, aumentando o valor do $c_{l_{máx}}$ (coeficiente de sustentação máximo) do perfil. A Tabela 2 mostra um comparativo entre o $c_{l_{máx}}$ de cada perfil da série NACA analisado anteriormente.

Tabela 2 – Coeficiente de sustentação máximo para os perfis NACA 2408 e NACA 2418

Perfil NACA 4 Dígitos	Coeficiente de sustentação máximo (c_l)
NACA 2408	1,226
NACA 2418	1,408

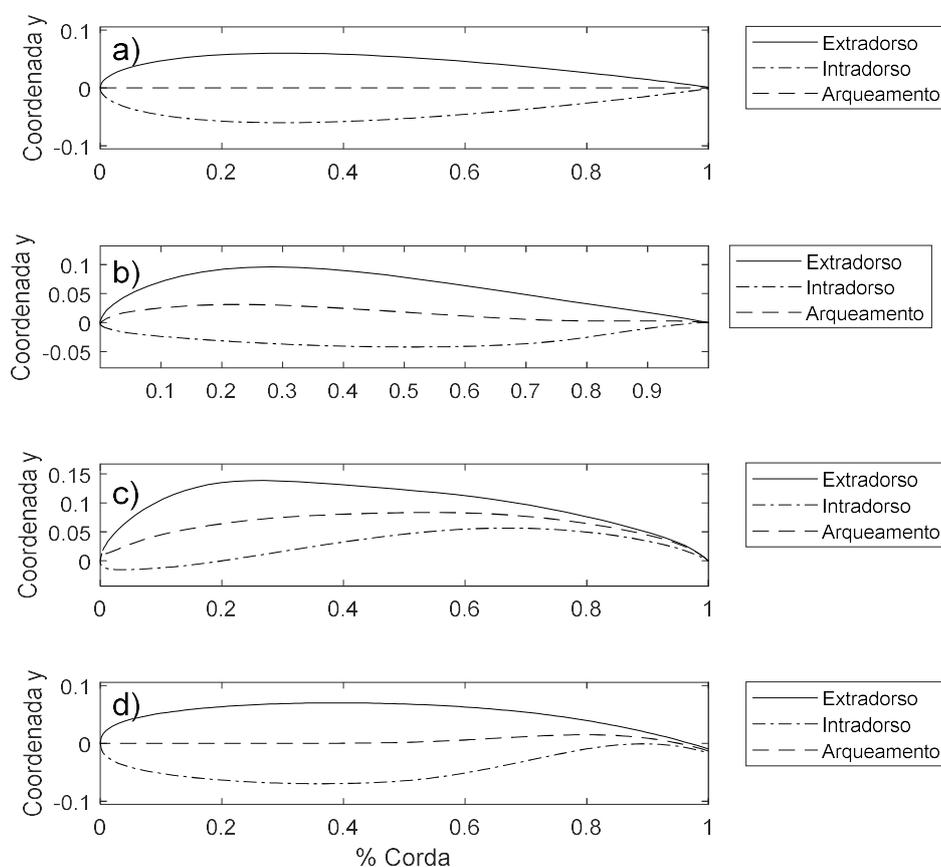
Fonte: airfoiltools.com (Acesso em 12/07/2019).

2.1.4 Tipos de perfis

Na Figura 7, são exibidos (de cima para baixo): perfis simétricos, reflexos, arqueados e supercríticos, respectivamente. Tais perfis englobam as várias características geométricas que um perfil pode ter, onde cada um destes é aplicado em situações como:

- Aeronaves acrobáticas e superfícies de controle (perfis simétricos);
- Asas voadoras e aeronaves sem cauda (perfis reflexos);
- Aeronaves cargueiras (perfis arqueados);
- Aeronaves comerciais e aeronaves de caça leve (perfis supercríticos).

Figura 7 – Exemplos de perfis: a) Simétrico b) Reflexo c) Arqueado e d) Super Crítico



Fonte: Próprio autor.

Tais formatos de perfis podem ser definidos basicamente através da curvatura de seus arqueamentos ou das linhas do extradorso e do intradorso de cada um.

O perfil simétrico tem como característica geométrica a linha de arqueamento nula, ou seja, tanto o intra como o extradorso são iguais, gerando assim uma linha de arqueamento (linha média entre o intra e o extradorso) nula.

Já o perfil reflexo (ou autoestável) tem como característica o arqueamento de duplo sentido de concavidade, onde o ponto de inflexão ocorre em, aproximadamente, 80% da corda.

A característica do perfil arqueado é um arqueamento com um único sentido de concavidade e maior espessura próximo de 25% da corda.

Por último, o perfil supercrítico se assemelha ao simétrico, diferenciado pela diminuição da espessura do intradorso em cerca de 70% da corda, próximo do bordo de fuga.

2.2 PROGRAMA DE ANÁLISE DE CARACTERÍSTICAS AERODINÂMICAS XFOIL®

O XFOIL® é uma ferramenta desenvolvida para solucionar o modelo de escoamento potencial em perfis que operam em regime subsônico e de baixo Reynolds. A maioria das ferramentas desenvolvidas para perfis com essas condições de contorno não conseguiram prever os efeitos de viscosidade, acarretando em curvas de $c_l \times \alpha$ retas crescentes até o infinito, o que não é verdade, pois, quando o ângulo de ataque aumenta até um certo valor, a camada limite descola do perfil, e este perde sustentação, ou seja, há um ponto de máximo na curva $c_l \times \alpha$, que é o $c_{l_{máx}}$. Drela (1989) desenvolveu então uma ferramenta que corrige esse efeito da viscosidade/compressibilidade, através da correção de Kármán-Tsién, conseguindo assim capturar o ponto de máximo da curva.

2.2.1 Funcionamento do XFOIL (método dos painéis)

Para encontrar os coeficientes dos perfis, o XFOIL® utiliza o método dos painéis onde a camada limite é representada por duas integrais superpostas ao escoamento potencial. O método numérico Newton é utilizado para solucionar as Equações de escoamento não viscoso, a camada limite e o ponto de descolamento, momento onde a camada passa de laminar para turbulenta.

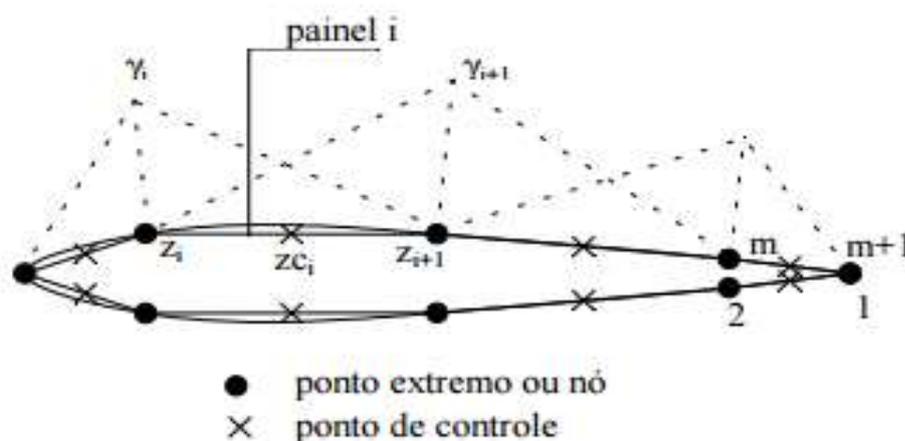
O método dos painéis tem como vantagem a aplicação em geometrias arbitrárias e fornece resultados confiáveis. Segundo Drela (1989), o erro em relação aos valores experimentais (quando os perfis são submetidos ao regime subsônico e incompressível) é da ordem de 5%, por isto, o XFOIL® é amplamente utilizado em projetos preliminares de finalidade aeronáutica.

O método dos painéis consiste em dividir a superfície do perfil em pequenos segmentos retos ou curvos, sendo chamados de painéis, conforme a Figura 8. Os pontos iniciais e finais de todos os painéis são chamados de nós, e o ponto central é denominado ponto de controle. A finalidade principal desse método, segundo Gomes (2005), é resolver o problema do escoamento potencial ao redor de um perfil

aerodinâmico, de forma a discretizar a superfície sólida, atendendo a condição de contorno na parede.

Nos painéis são colocados vórtices e fontes de velocidades a fim de simular o escoamento em cada painel. Assim, as condições de contorno são impostas pelos pontos de controle dos painéis.

Figura 8 – Discretização de um perfil no método dos painéis



Fonte: Petrucci (2001)

O método dos painéis é restrito às condições de contorno por toda a superfície do perfil, onde tais pontos são denominados pontos de controle. Através dos vórtices impressos nos painéis, obtém-se a distribuição de pressão de cada painel; integrando cada um, obtém-se a distribuição de pressão total no perfil e assim, encontram-se os seus coeficientes aerodinâmicos.

2.2.2 Confiabilidade do XFOIL®

Os coeficientes de um perfil devem ser estimados de forma relativamente precisa, pois caso tais valores simulados diverjam dos valores reais, as análises feitas não fornecerão confiabilidade ao projeto aerodinâmico. Por isto, Drela (1989) e Barret & Ning (2016) compararam os resultados de uma simulação do perfil de Joukowski e um perfil DU21_A17, respectivamente. Os resultados dos autores supracitados apontaram que o erro entre o XFOIL e o túnel de vento foram, 0,34% para o perfil de Joukowski e 13,3% para o DU21_A17.

2.3 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

2.3.1 Otimização mono e multiobjetivo

Nos problemas de otimização multiobjetivo tem-se dois ou mais objetivos que precisam ser otimizados simultaneamente. É importante mencionar que os objetivos podem ser conflitantes entre si e que o problema pode estar sujeito a restrições. Isso faz com que o conceito de otimalidade utilizado em otimização mono-objetivo não possa ser utilizado. (AZUMA, 2011).

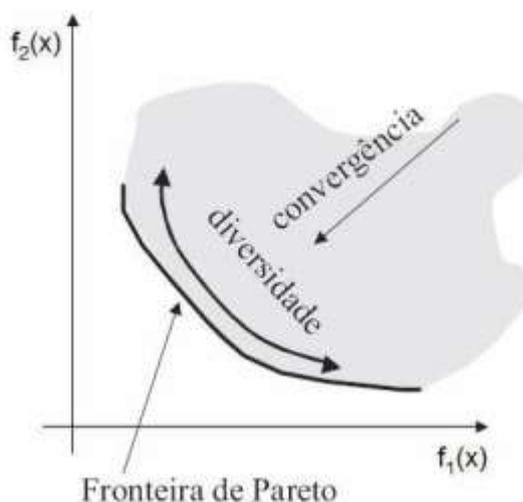
O conceito de solução também difere da otimização mono-objetivo. A solução de um problema multiobjetivo de minimização é formada por um conjunto de soluções que apresentam um compromisso entre os objetivos. Um conjunto de soluções é denominado conjunto Pareto-ótimo se, para cada solução do conjunto, não existe nenhuma outra solução factível capaz de reduzir o valor de um dos critérios do problema sem que simultaneamente cause um aumento em pelo menos um dos demais critérios. (AZUMA, 2011).

Existem três metas importantes em otimização multiobjetivo:

- Obter um conjunto de soluções que esteja o mais próximo possível da fronteira de Pareto;
- Obter um conjunto de soluções com a maior diversidade possível;
- Alcançar as duas metas anteriores com o menor esforço computacional possível.

A Figura 9 ilustra as duas primeiras metas. É importante notar que a convergência e a diversidade podem ser conflitantes entre si. Portanto, ao avaliar o desempenho de um algoritmo, é necessário usar métricas que considerem ambas as metas.

Figura 9–Metas da otimização multiobjetivo



Fonte: Azuma (2011).

Duas das abordagens mais clássicas são: a soma ponderada de objetivos e o método das restrições.

2.3.2 Soma ponderada de objetivos

Esse é um dos métodos mais conhecidos e consiste em criar uma função-objetivo somando cada objetivo multiplicado por um peso. A escolha dos pesos é crucial, pois afeta diretamente a relevância que se atribui a cada objetivo. Este método requer a normalização de cada função objetivo, pois elas podem ter diferentes magnitudes. (AZUMA, 2011). Dessa forma, o problema pode ser formulado, em sua versão para minimização, como minimizar uma função $f(x)$, tal que:

$$f(x) = \sum_{m=1}^N w_m f_m(x) \quad (5)$$

Sendo $f(x)$ restrita à:

$$g_j(x) \geq 0, j = 1, \dots, J; \quad (6)$$

$$h_k(x) = 0, k = 1, \dots, K; \quad (7)$$

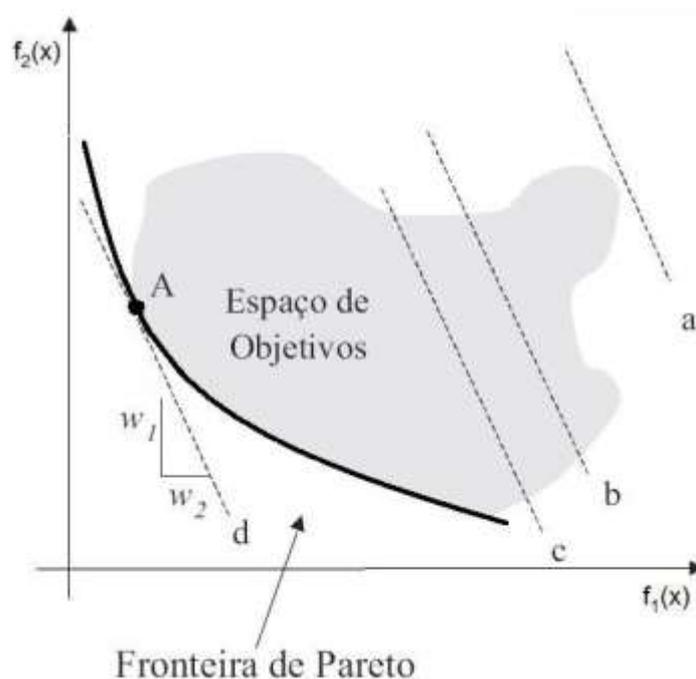
$$x_i^{(inf)} \leq x_i \leq x_i^{(sup)}. \quad (8)$$

Onde, N é o número de objetivos, w_m é o peso de cada função objetivo f_m ($m = 1, \dots, N$), x é a variável, J e K são, respectivamente, o número de restrições de

desigualdade e igualdade. As desigualdades g_j e as igualdades h_k são as chamadas funções de restrições e os valores $x_i^{(inf)}$ e $x_i^{(sup)}$ representam os limites inferior e superior, respectivamente, para a variável x . (AZUMA, 2011)

A Figura 10 mostra o espaço de objetivos, a fronteira de Pareto e o vetor de pesos $w = (w_1; w_2)$ para um problema com dois objetivos. Para este vetor de pesos, a solução obtida é dada pelo ponto A, indicado no gráfico. (AZUMA, 2011)

Figura 10 – Gráfico do método da soma ponderada de objetivos



Fonte: Azuma (2011).

No caso de problema multiobjetivo em regiões não-convexas à esquerda da fronteira de Pareto, este método não é capaz de determinar todas as soluções. Além disso, a aplicação de vetores de pesos uniformemente distribuídos não garante que seja obtido um conjunto de soluções uniformemente distribuídas no espaço dos objetivos. (AZUMA, 2011).

2.3.3 Método das restrições (ϵ)

Nesse método um dos objetivos é escolhido como o único objetivo a ser otimizado, com os demais sendo tratados como restrições de desigualdade do problema, permitindo que os métodos clássicos de resolução para otimização mono-

objetivo possam ser aplicados. Dessa forma, o problema apresentado anteriormente, para minimização de uma função, pode ser reformulado como:

$$f_u(x), u \in \{1, \dots, N\} \quad (9)$$

Sendo $f_u(x)$ restrita à:

$$f_m(x) \leq \epsilon_m, m = 1, \dots, N \text{ e } m \neq u; \quad (10)$$

$$g_j(x) \geq 0, j = 1, \dots, J; \quad (11)$$

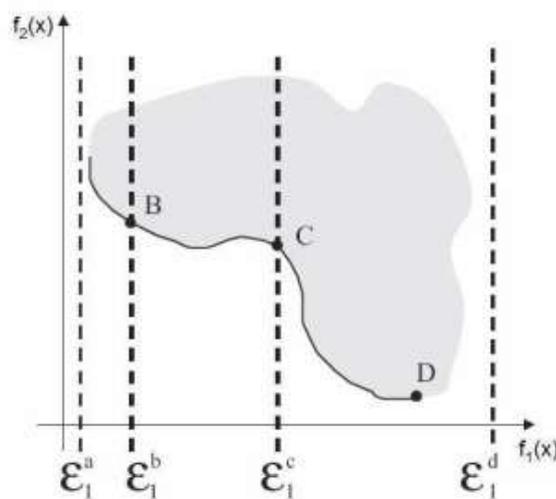
$$h_k(x) = 0, k = 1, \dots, K; \quad (12)$$

$$x_i^{(inf)} \leq x_i \leq x_i^{(sup)}. \quad (13)$$

Onde cada ϵ_m , definido pelo usuário, representa um limite máximo para o valor de f_m . Por exemplo, para um problema de otimização multiobjetivo não convexo com dois objetivos f_1 e f_2 , escolhe-se f_2 para ser minimizado e mantém-se f_1 com a restrição $f_1 \leq \epsilon_1$.

A Figura 11 mostra o espaço dos objetivos e vários valores para ϵ_m . O mínimo de f_2 depende da escolha de ϵ . Por exemplo, usando ϵ_1^c o valor mínimo para f_2 está associado ao ponto C. Empregando-se diferentes valores de ϵ , encontram-se diferentes soluções Pareto-ótimas.

Figura 11 – Método das restrições (ϵ)



Fonte: Azuma (2011).

A vantagem dessa abordagem é que pode ser usada em problemas com espaço de objetivos convexo, não-convexo ou discreto. No entanto, necessita que a escolha do vetor ϵ esteja em uma região factível para cada objetivo. Assim como na soma ponderada de objetivos, não há garantia de se conseguir um bom espalhamento do conjunto de soluções, mesmo usando uma distribuição uniforme de valores de ϵ .

2.4 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA) EM PROJETO DE PERFIS

Para se otimizar um perfil, é preciso, selecionar um modelo inicial e variar as suas formas geométricas (raio do bordo de ataque, arqueamento, espessura, etc.), até se chegar a um perfil dito ótimo. A técnica de otimização é diferente de varredura, onde nesta última se têm uma quantidade de perfis em que é tirado desta porção o perfil ideal, após variar todos os parâmetros possíveis (corda, espessura, arqueamento, etc.). Outra diferença da varredura para a otimização é o custo computacional: na varredura este custo é maior devido à exploração de espaços que não indicam o perfil ótimo, porém, o custo em tempo computacional menor da otimização traz um tempo maior de implementação devido às suas complexidades, principalmente em outros métodos como o do vetor gradiente (SECCHI, 2015).

Diferentemente das Redes Neurais, Recozimento Simulado e outras técnicas da computação evolutiva (CE), como os algoritmos inspirados diretamente em seres vivos (colônia de formigas, colônia de abelhas, cardume de salpas, etc.), os algoritmos genéticos são as mais difundidas e estudadas técnicas de CE, além de serem mais flexíveis quanto à permissão de diferentes modelagens da população, são também simples de implementar e eficazes em realizar uma busca global em ambientes adversos, porém, são tidos como pobres, por serem sensíveis ao número de indivíduos iniciais, tendo melhor desempenho, quanto maior o número destes (TANOMARU, 1995).

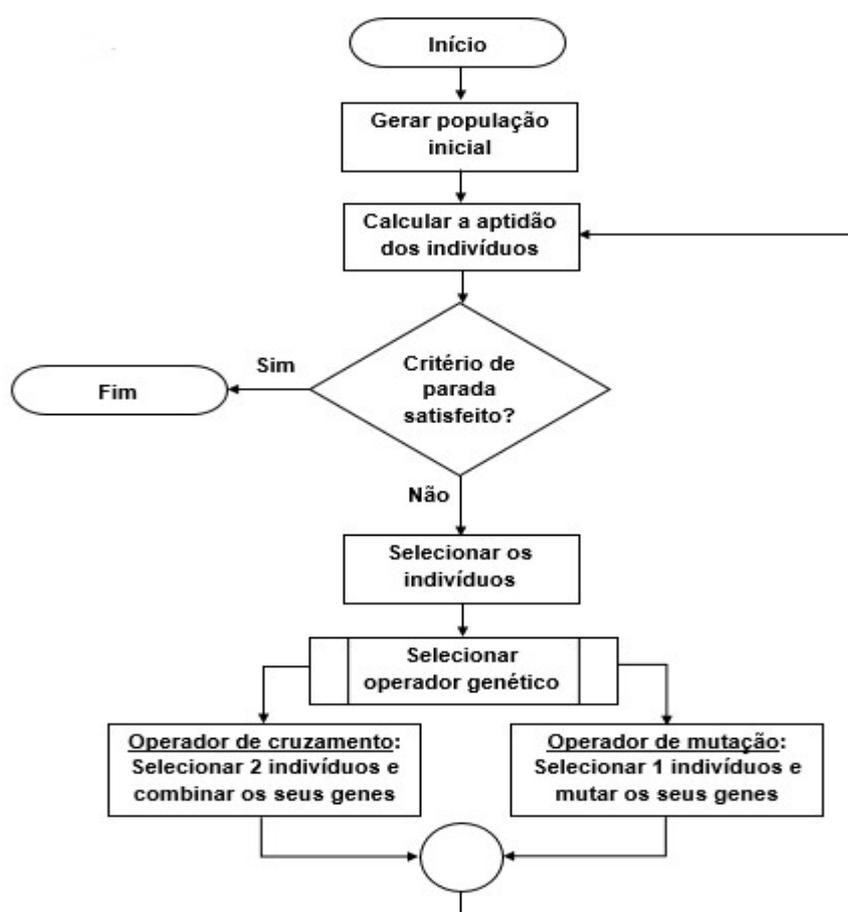
2.5 ALGORITMO GENÉTICO

Os algoritmos genéticos surgiram de um conceito introduzido por J. Holland em 1975, buscando modelar matematicamente os processos evolutivos da natureza com rigor e implementar em sistemas naturais artificiais. Tais algoritmos trabalham

com operadores de cruzamento e mutação para realizar a seleção dos indivíduos de uma dada população e avaliar sua respectiva evolução no tempo.(ZUBEN,2011).

O método de otimização dos algoritmos genéticos se baseiam na lógica evolutiva, onde os indivíduos mais aptos de uma população são selecionados e a aptidão individual é utilizada como critério para realizar um cruzamento. Desse cruzamento, a nova população é avaliada quanto a um critério de parada. A sequência lógica é apresentada na Figura 12.

Figura 12 – Fluxograma do algoritmo genético



Fonte: Adaptado de Wahab (2015).

2.5.1 Aptidão (*fit*) e seleção

A aptidão (ou *fit*) mede a chance de um indivíduo ser selecionado para cruzamento em uma dada população e reproduzir a próxima geração. Essa característica dos indivíduos é medida realizando-se a soma da aptidão de todos os indivíduos ponderando pelo *fit* de cada indivíduo. (LINDEN, 2012)

Dessa forma, se f for a avaliação do indivíduo i na população atual, a probabilidade p_i de ser selecionado o indivíduo i pode ser dada por:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \quad (14)$$

onde n é o número de indivíduos na população.

Outra forma de seleção é a chamada Roleta Russa. Nela, os indivíduos que apresentam maior adaptação possuem maiores probabilidades de serem selecionados.

Seja f_i o valor da função de avaliação do indivíduo i na população corrente e f_{med} a média da função de avaliação na população. Então, para um problema de maximização, o indivíduo i é selecionado para reproduzir com uma probabilidade dada pela Equação 15:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_i f_i} = \frac{f_i}{Nf_{med}} \quad (15)$$

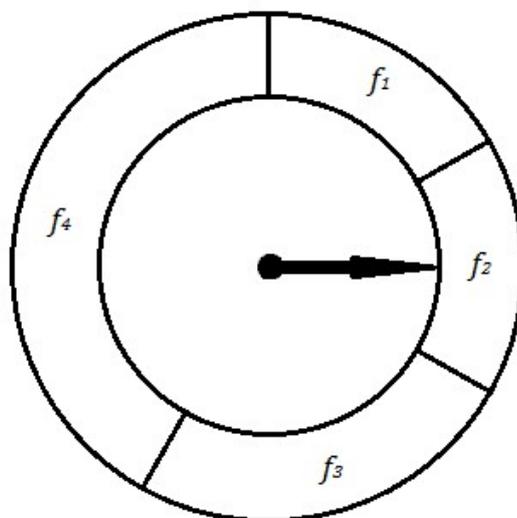
E para um problema de minimização, a probabilidade de selecionar o indivíduo i é dada pela Equação 16:

$$p_i = 1 - \frac{f_i}{\sum_i f_i} = 1 - \frac{f_i}{Nf_{med}} \quad (16)$$

O processo de roleta russa é também denominado seleção proporcional ao ajustamento.

Exemplo: Seja $N = 4$, com $f_1 = f_2 = 10$, $f_3 = 15$, $f_4 = 25$. $\sum f_i = 60$. Desta forma, a roleta russa para um problema de maximização é representada pela Figura 13.

Figura 13 – Representação da Roleta Russa com 4 elementos.



Fonte: Adaptado de Góes (1999).

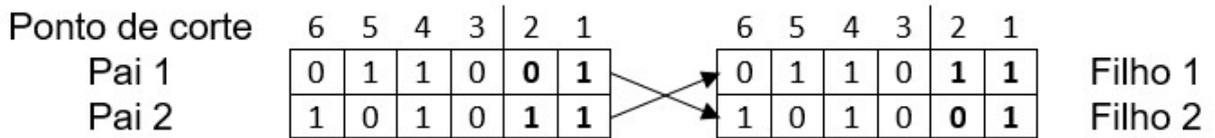
Na prática, a roleta russa pode ser representada por um vetor v de M elementos ordenados $\{1, \dots, N\}$. Seja um índice aleatório r , $r = 1, \dots, M$. Então, $v(r)$ corresponde a que indivíduo i foi selecionado. Exemplo: Tome-se $M = 12$. Para o exemplo anterior, tem-se $v = \{1, 1, 2, 2, 3, 3, 3, 4, 4, 4, 4, 4\}$. Se $r = 6$, então o indivíduo selecionado é o de número 3.

2.5.2 Cruzamento

Após a seleção dos indivíduos, os mesmos são combinados pares a pares onde é feito o cruzamento. Aqui, os indivíduos trocam suas características uns com os outros em um dado ponto de corte (pc) e sob um dada probabilidade de cruzamento. Essa probabilidade de cruzamento varia entre 0 e 100%, onde o ponto ótimo é de cerca de 90% de probabilidade dos indivíduos cruzarem. Caso contrário, os indivíduos são conservados para a próxima geração (ANGELOVA, 2011).

Suponhamos que os indivíduos têm seus valores de x convertidos para números binários, onde essa técnica é comum em problemas de otimização de funções com números reais. O ponto de corte é representado por uma coluna limite, contada da direita pra esquerda, onde a esquerda da linha os genes são repetidos, e à direita dela os genes são permutados entre os indivíduos gerados (filhos). Como exemplo, tomemos os indivíduos 3 e 4 e um ponto de corte (coluna limite) igual a 2. Tal cruzamento é mostrado na Figura 14.

Figura 14 – Representação de um cruzamento binário



Fonte: Próprio autor.

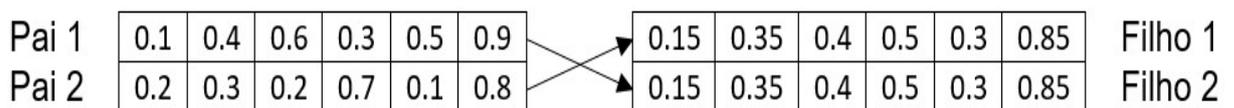
Quando as características dos indivíduos é representada por números decimais, como as coordenadas dos perfis aerodinâmicos, torna-se mais prático utilizar o método de cruzamento aritmético. Nele, os filhos são reproduzidos como uma porcentagem de cada pai, onde os seus valores são dados pelas Equações 17 e 18:

$$filho_1 = \alpha \cdot pai_1 + (1-\alpha) \cdot pai_2 \quad (17)$$

$$filho_2 = (1-\alpha) \cdot pai_1 + \alpha \cdot pai_2 \quad (18)$$

O valor de α é o que define a porcentagem de cada filho ter seus genes semelhantes ao de cada pai. Como exemplo de $\alpha=50\%$ temos a representação dos filhos na Figura 15.

Figura 15 - Representação de um cruzamento aritmético



Fonte: Próprio autor.

2.5.3 Mutação

A mutação é a troca de um gene por outro em um dado ponto de corte. Tal característica evolutiva faz com que os indivíduos tenham renovação na população, aumentando, probabilisticamente, o espaço de busca da solução ótima da função, e evitando assim uma convergência (e parada) precoce do algoritmo. Por exemplo, quando um valor de x atinge um mínimo (ou máximo) local da função f , o algoritmo poderia estagnar a população e parar, segundo Azuma (2011). Então, para evitar isto e fazer com que o algoritmo genético identifique o máximo global, a mutação trabalha alternando os genes dos elementos da população. Tal mutação ocorre também sob uma certa probabilidade, onde Linden (2012) sugere que seja uma

baixa probabilidade, para não interferir tanto no cruzamento dos indivíduos (sugere-se valores entre 5 e 10%). Supondo que o filho 2 do cruzamento da Figura 14 foi selecionado para mutar no ponto de corte 3, tem-se a representação desta mutação na Figura 16.

Figura 16 – Representação da mutação binária de um indivíduo

Ponto de corte	6	5	4	3	2	1
Filho 2	1	0	1	1	0	1

Fonte: Próprio autor.

Assim como para o cruzamento aritmético na Figura 15, ocorre a mutação no modo aritmético onde é definido o valor α de mutação e um valor C, onde podem ser exploradas maiores regiões de busca, além dos valores decimais de cada pai. Por exemplo, a mutação para um $\alpha=50\%$ e $C=130\%$ é mostrada na Figura 17 e pode ser modelada pela Equação 19:

$$filho_1 = \alpha \cdot pai_1 + (C - \alpha) \cdot pai_2 \quad (19)$$

Figura 17 - Representação da mutação aritmética de um indivíduo

Filho1	0.25	0.40	0.3	0.87	0.17	1.05
--------	------	------	-----	------	------	------

Fonte: Próprio autor.

2.5.4 Elitização

O processo de elitização (ou clonagem) consiste em perpetuar para a geração seguinte indivíduos da população atual. A clonagem permite que, indivíduos considerados melhores (em termos de adaptação) permaneçam por algumas gerações, até que novos indivíduos mais aptos sejam gerados a partir deles.

2.5.5 Ponto de parada

Após serem selecionados os indivíduos, cruzados, mutados e clonados a nova geração é então avaliada quanto à sua aptidão novamente, indivíduo por indivíduo, e é tirada uma média da aptidão da população. Um dos critérios de parada adotado é definir o número de gerações (iterações) a serem produzidas.

Outra técnica é utilizar o critérios da estagnação, ou seja, quando toda a população apresenta pouca variação na aptidão dos indivíduos. Então, quando a aptidão da população (média) é menor do que um valor x , então o processo de geração de novas populações é terminado, e a melhor solução é aquela dentre os indivíduos que mais se adaptaram na última geração.

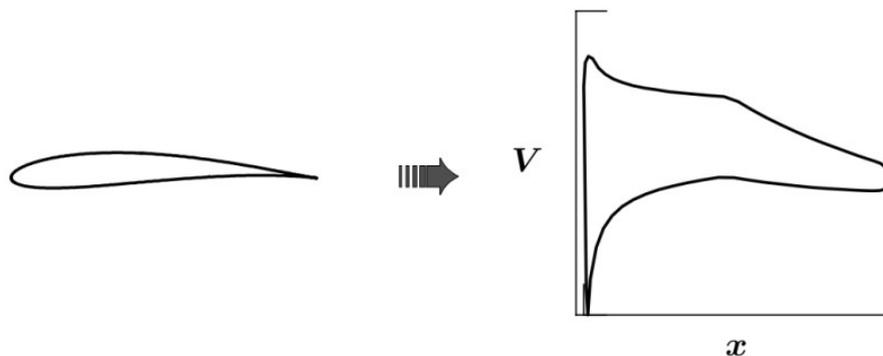
2.6 PROJETO DE PERFIL

O projeto de um perfil deve ser feito de tal modo que uma aeronave possa ter um ganho de sustentação para levar mais peso e, ao operar em cruzeiro, tenha um valor baixo de arrasto, a fim de economizar combustível e para que essa aeronave se torne mais vendável. Para alcançar esse objetivo, a busca por um perfil com bom desempenho deve ser considerado no início do projeto, a fim de que as outras etapas sigam no objetivo de aumentar sustentação e reduzir arrasto. Para isto, os perfis são então projetados sob duas formas: o método direto e o método inverso.

2.6.1 Método direto

O método direto para projeto de perfis, consiste em avaliar a distribuição de velocidade (e por consequência, a distribuição de pressão) de um perfil a partir de uma geometria pré-definida, ou seja, o usuário entra com as coordenadas do perfil e obterá então, a partir da distribuição de velocidade, os parâmetros como: C_l , C_d , C_m , ponto de descolamento da camada limite, dentre outros (GUDMUNDSSON, 2014). A Figura 18 ilustra o método direto de projeto.

Figura 18 – Método direto de projeto



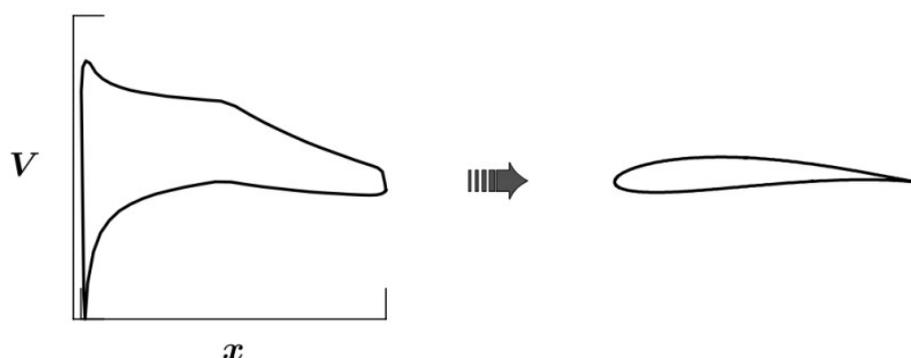
Fonte: Selig (2014).

2.6.2 Método inverso

No método inverso, visto na Figura 19, o projeto do perfil é dirigido pela distribuição de pressão desejada pelo usuário, e só então é definida a geometria do perfil que gera aquela distribuição, o que no método direto funcionaria por tentativa e erro, e exigiria um maior tempo de projeto. Um experiente projetista de perfis conhecerá bem as consequências de se ter determinada distribuição de velocidade, como: o fluxo predominante (laminar ou turbulento) e o arrasto gerado por cada tipo de fluxo; os pontos exatos de separação da camada limite; o ângulo de estol e a forma do estol (abrupta ou suave); dentre outros (GUDMUNDSSON, 2014).

Esse método foi responsável por grandes avanços no desenvolvimento de perfis supercríticos (feitos para operar em alta velocidade com baixo arrasto) na década de 50, quando se almejava o voo a jato. (TSAI,2015).

Figura 19 – Método inverso de projeto



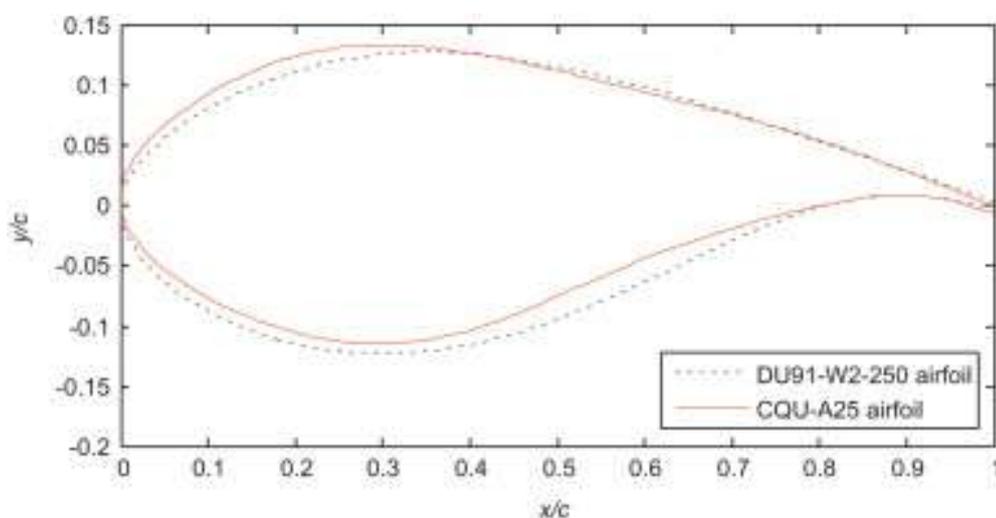
Fonte: Selig (2014).

Wang (2013) experimentou otimizar perfis para aerogeradores utilizando uma restrição de forma em relação à espessura média relativa do perfil, por ter essa restrição de forma, o método direto foi o utilizado combinado com um algoritmo de Pulverização de Partículas a fim de verificar a funcionalidade de um novo método direto de otimização que parametriza a curva do perfil como uma B-spline e comparou com o método tradicional da integral.

O resultado do perfil otimizado (chamado CQU-A25) pelo método proposto por Wang, comparado com o perfil desenvolvido através do método da integral (denominado DU91-W2-250) foi mais satisfatório, pois obteve uma maior curva de

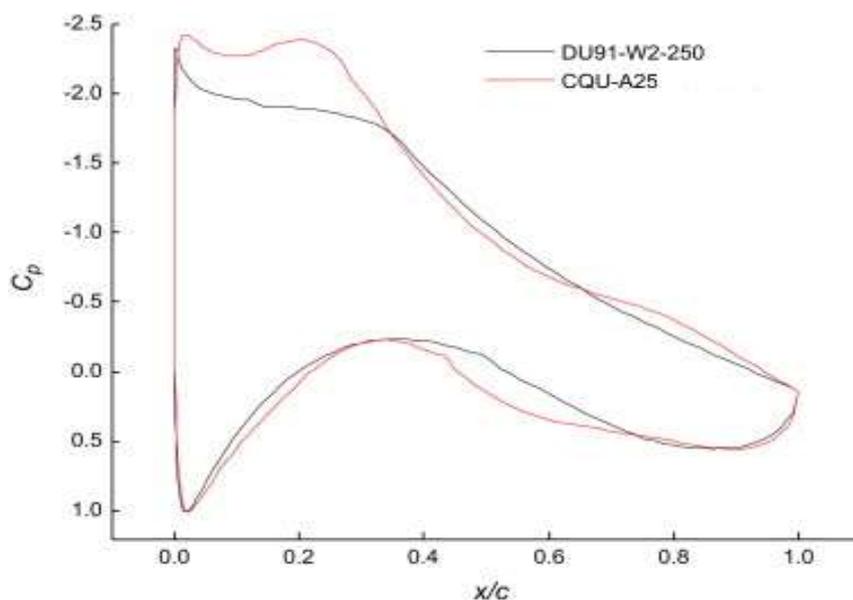
pressão, resultando em maior sustentação e eficiência. Na Figura 20 são apresentados os perfis e na Figura 21 são apresentadas as curvas de C_p dos perfis supracitados, e na Tabela 3 mostra-se os resultados da otimização contrastando os coeficientes de ambos os perfis.

Figura 20 – Perfis DU91-W2-250 e CQU-A25



Fonte: Wang (2013).

Figura 21 – Curva de C_p dos perfis DU91-W2-250 e CQU-A25



Fonte: Wang (2013).

Tabela 3 – Valores dos coeficientes dos perfis DU91-W2-250 e CQU-A25

Perfil	x_t (%c)	$C_{l_{máx}}$	$(C_l/C_d)_{máx}$
--------	------------	---------------	-------------------

DU91-W2-250	25,0	1,510	157,11
CQU-A25	25,0	1,790	168,67

Fonte: Wang (2013).

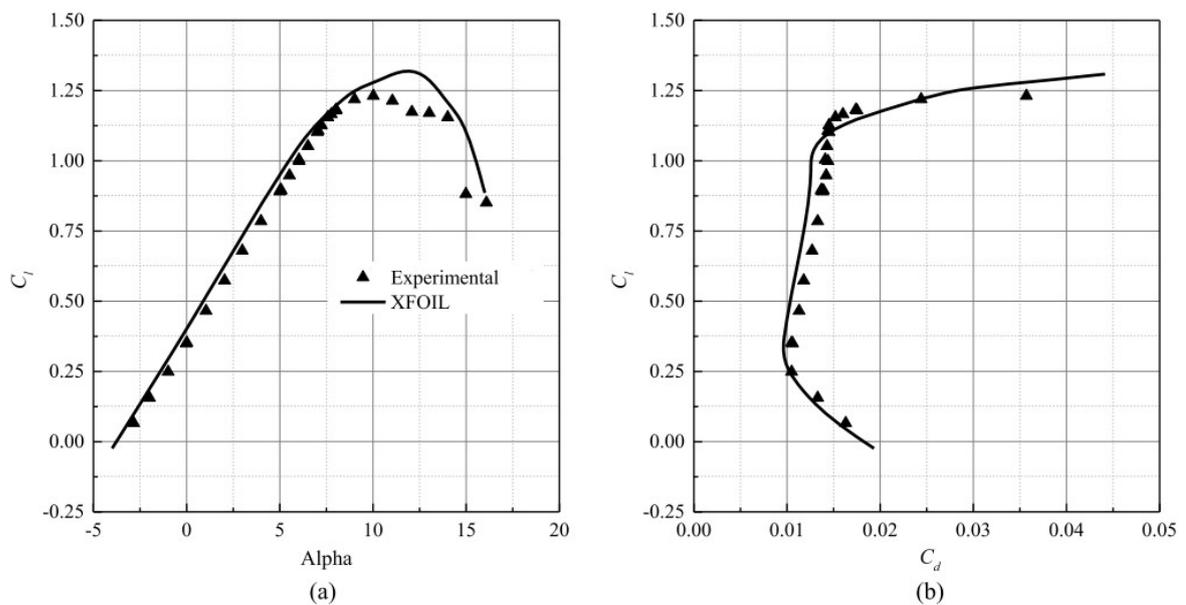
2.7 ESTADO DA ARTE

2.7.1 Aplicação de algoritmo genético no projeto de perfis

Em um dos estudos mais recentes de otimização por AG, Zhang (2019) apresentou resultados de otimização entre um perfil Eppler 387 e um perfil PSU 94-097, através do método direto. Aqui, o autor buscava otimizar os perfis através de 8 parâmetros, sendo 2 deles o c_l e o c_d .

Zhang (2019) comparou ainda os perfis não otimizados das simulações do XFOIL com o resultado dos mesmos perfis ensaiados no túnel de vento do Langley Research Center da NASA, para validar a acuracidade do software e o seu método. Como exemplo, têm-se o comparativo de acuracidade mostrado na Figura 22 para o E387.

Figura 22 – Curvas do perfil E387 a) $c_l \times \alpha$ e b) $c_l \times c_d$



Fonte: Zhang (2019).

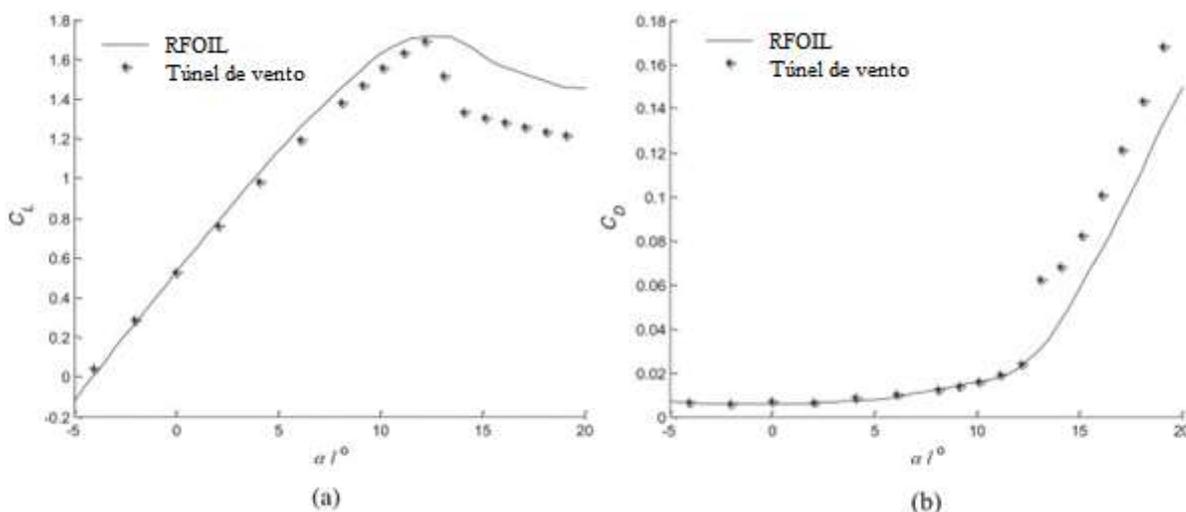
Pelos gráficos percebe-se que o XFOIL se aproxima bem da curva experimental para ângulos de até 5°; acima disto, o erro aumenta, pois a curva de $c_l \times \alpha$ se aproxima da região não linear. Nesta região, o XFOIL utiliza uma correção teórica do modelo potencial para prever o comportamento da curva. Por isto, para este caso o software não é tão preciso, mas ainda assim serve como boa estimativa para resultados preliminares.

O E387 teve um aumento de c_l em 25,9% e o PSU em 41,3%. Os valores poderiam ter sido maiores se a mutação/diversificação do AG fosse maior, permitindo um maior arqueamento dos perfis e menor espessura para reduzir o arrasto.

Barret (2016), realizou uma otimização aeroestrutural em perfis de pás de aerogeradores. Porém, o autor utilizou CFD juntamente com o XFOIL, sendo que esta primeira técnica é mais custosa computacionalmente e demanda mais tempo de implementação. Os resultados foram um aumento na eficiência de 1,7% e uma redução de massa da turbina em 1,8%. Apesar de terem sido adotados perfis misturados (blended airfoils), os resultados poderiam ter sido maiores pois o autor buscou esta otimização mantendo a forma do perfil e alterando apenas a sua espessura relativa.

Em outro estudo, Chen (2015) apresenta uma otimização de perfis por algoritmo genético para aerogeradores utilizando o método direto; nele, se buscou otimizar uma curva genérica descrita por uma série de Taylor que simulava um perfil simétrico de espessura de 16%, após realizar iterações de otimização direta, tendo como restrição um bordo de fuga fino, foram criados os perfis da série WT (Wind Turbine) com transição forçada da camada limite, em busca de aumentar a eficiência, que é a relação entre c_l e c_d , e é uma propriedade interessante para aerogeradores.

Os perfis otimizados foram verificados utilizando o solver RFOIL, e tal como Zhang (2019), este solver foi verificado quanto a sua acuracidade em túnel de vento, como mostrado na Figura 23.

Figura 23 - Curvas do WT180 a) $c_l \times \alpha$ e b) $c_d \times \alpha$ 

Fonte: Adaptado de Chen (2015).

O resultado mostrou que o solver RFOIL é confiável, pois a curva de c_l e c_d simulada se aproxima da experimental, chegando a se confundir com a mesma na maioria do intervalo, para ângulos de até 12° .

Após a otimização dos perfis observou-se um ganho no c_l de 13,1% e 4,3% na eficiência. Porém, o algoritmo de Chen não trabalha o perfil com otimização de c_m , e a discretização de uma curva para modelar o perfil pode não ser adequada para um grande número de perfis de entrada.

He (2014) aplicou um AG para otimização do perfil de aerogerador S809. Assim como os demais autores, este buscou otimizar o c_l e a eficiência do referido perfil, variando a posição da envergadura da pá do aerogerador, onde os melhores resultados são obtidos em 58% da envergadura total. O perfil ótimo teve um aumento de $c_{l_{máx}}$ de 15,1% e aumento na eficiência de 13,4%. É possível que uma variação ao longo da corda tenha sido mais efetiva para aumentar o desempenho do perfil, e consequentemente, o desempenho da pá, como um todo.

Leifsson (2014) experimentou uma otimização pelo método inverso utilizando um algoritmo genético para otimizar a distribuição de pressão na superfície do perfil. Foi testado então uma otimização cujo objetivo era manter a distribuição mais uniforme, a fim de tornar a camada limite colada por mais tempo, aumentando assim

o ângulo de estol e outra otimização deslocando a distribuição para a parte mais traseira do perfil para diminuir o c_d em regime transônico. Ambas as otimizações foram testadas para verificar duas técnicas de otimização com duas modelagens geométricas, o mapeamento múltiplo (MM) e a pesquisa de padrões (PP), ambas comparadas a um formato de distribuição de pressão inicial. Pelo mapeamento múltiplo, obteve-se uma curva mais constante e um c_p próximo de 1, ao invés de um pico de c_p da ordem de 1,5, o que não é desejável pois o arrasto aumenta muito, e pela pesquisa de padrões, obteve-se uma aceleração da camada limite da ordem de 80% de aumento, o que é melhor para a prevenção do estol. Os métodos geométricos utilizados, poderiam ter sido combinados com uma rede neural para melhor identificarem os padrões das curvas e assim obterem melhor desempenho do algoritmo.

2.7.2 Aplicação de outros métodos no projeto de perfis

Rubio-Clemente (2019) apresenta uma otimização de perfis utilizando o método da superfície de resposta (RSM), onde se pretende otimizar a eficiência do perfil, variando parâmetros como o a deflexão de uma superfície móvel no perfil (flap), e o tamanho dessa superfície móvel no perfil. Os resultados apontaram para um aumento de 3,5% em relação ao menor valor de eficiência. O método proposto buscou discretizar o perfil em parâmetros geométricos que não são tão usuais, o referido trabalho aponta que a deflexão da superfície móvel do perfil tem uma significância de 15% no aumento da eficiência. Porém, outros autores como ABBOT (1959) aponta que um parâmetro que influencia mais que 50% no c_l , e consequentemente na eficiência, é o arqueamento do perfil, o que deixa dúvidas acerca do resultado de Rubio-Clemente, pois há a chance deste valor de incremento de eficiência ter sido maior, caso o parâmetro mais usual fosse adotado na modelagem.

Benim (2018) também utilizou a superfície de resposta como método para otimização multiobjetivo de perfis. Porém, assim como Barret (2016), trabalhou-se com o CFD ao invés do métodos dos painéis para perfis, encarecendo portanto as simulações. O objetivo maior era obter perfis de maior potência e maior estabilidade, porém, o que se conseguiu identificar foi uma fronteira de pareto, onde vários

resultados mesclando ambos objetivos poderiam ter sido obtidos. O autor poderia deixar explícito que seriam adotados pesos para cada objetivo e assim ter valores reais de comparação do perfil otimizado com o perfil original.

Javed (2016) utilizou a teoria do momento do elemento da pá (Blade Element Momentum) para otimizar os perfis de uma turbina eólica. A otimização dos perfis utilizados foi discretizada ao longo da envergadura de uma pá, sendo todos da série NACA 4 dígitos. Os resultados obtidos apontaram para um incremento de eficiência de 4,7%. Porém, não foram mostrados detalhes dos demais perfis utilizados por Javed. Além disso, a análise ocorreu de forma indireta pelo XFLR5, software de análise aerodinâmica similar ao XFOIL, o que gera uma desvantagem para um código de otimização que depende de entradas indiretas do usuário, tornando o processo mais lento.

Lanzafame (2015) utilizou o mesmo método de Javed (2016), porém com a discretização dos perfis (NACA's de 5 dígitos) como um polinômio logartímico de 5ª ordem. A otimização efetuada pelo método do momento do elemento da pá resultaram em um incremento de 3,8% na eficiência dos perfis. Porém, a análise do autor contemplou apenas perfis da série NACA de 5 dígitos, o que poderia ter sido melhorado com uma maior diversidade de perfis.

Lyu (2015) utilizou o método do gradiente para otimizar a forma de perfis buscando minimizar o arrasto. A análise, porém, foi feita com CFD, que como já mencionado é uma técnica computacional cara, mas, Lyu desenvolveu um algoritmo que otimiza também o tempo de simulação. Os seus resultados mostraram uma redução de 8,5% no arrasto. Mas como foram analisados 720 formas de perfis diferentes, com 28,8 milhões de células na malha. O que deixa a entender que mesmo com a otimização do algoritmo, ainda é computacionalmente custoso.

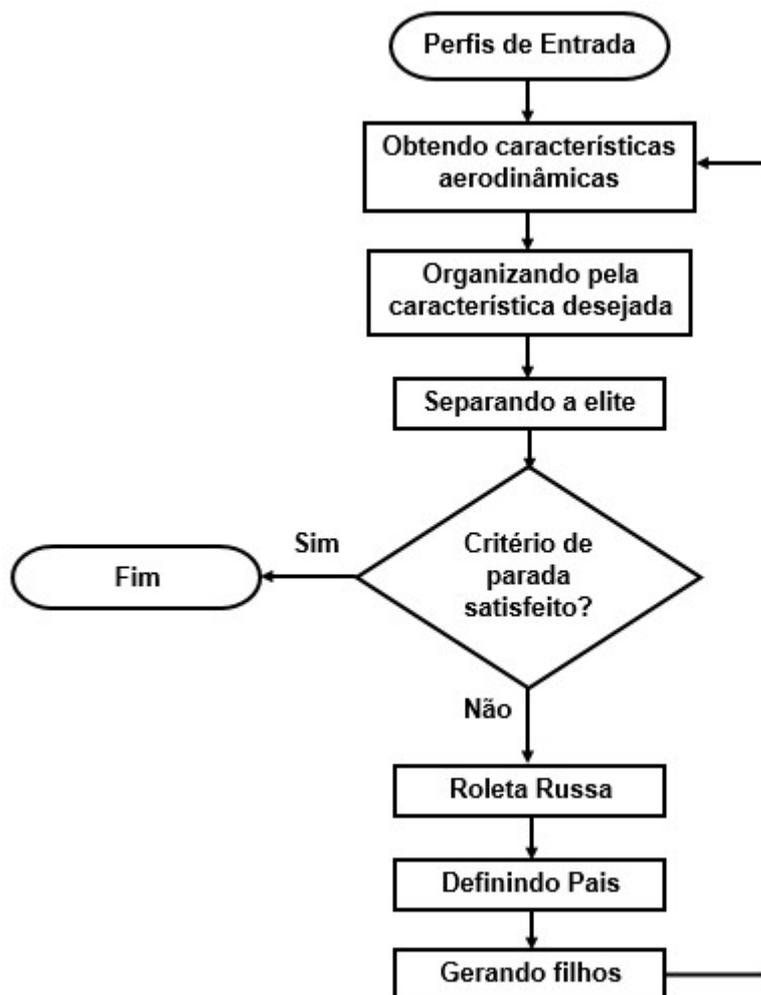
Ismail (2015) buscou estudar o efeito de modificação da forma de perfis na sustentação e eficiência dos perfis, utilizando o método da superfície de resposta. Os perfis foram discretizados como funções polinomiais. Os resultados, também analisados em CFD, resultaram em um perfil ótimo com uma sustentação maior em 38,9% do que o perfil original e uma eficiência maior em 35%. Os valores poderiam ter sido maiores caso fosse utilizada uma população mais diversificada, pois só foram utilizados os mesmos perfis NACA de 4 dígitos e apenas 50 destes.

3 METODOLOGIA

Para construção do programa, foi utilizado o Matlab® devido à facilidade de uso, além do bom desempenho da suíte em relação à cálculos numéricos.

O algoritmo foi nomeado de GAAP (**Genetic Algorithm for Airfoil oPtimization**), porque os algoritmos genéticos encontrados nos vários trabalhos de otimização de perfis, não englobam otimizações em relação a vários objetivos ao mesmo tempo, tornando-se assim, multiobjetivo, como minimizar o c_m , ou maximizar o c_{l_α} . Esta rotina foi dividida em várias funções para facilitar a busca por eventuais erros, facilitando assim suas correções, além de melhorar futuras equações preferenciais por parte dos usuários. A ordenação do algoritmo é descrito no fluxograma da Figura 24.

Figura 24 – Fluxograma do GAAP e suas ações



Fonte: Próprio autor.

Os perfis pré-selecionados para formar a população inicial são analisados aerodinamicamente no XFOIL e são organizados de acordo com a característica aerodinâmica desejada, como por exemplo, a eficiência. Após isto, é verificado se o critério de parada foi satisfeito, isto é, se se chegou a um resultado especificado na característica analisada ou se atingiu um número máximo de gerações. Depois, é separada então a elite da população atual, a fim de ter perfis de referência com o mais alto desempenho para que essas características tidas como ótimas não se percam na próxima geração. Ocorrida a elitização (ou clonagem), os perfis são dispostos numa roleta russa, onde cada tamanho ocupado nesta roleta é proporcional a aptidão do perfil e quanto mais eficiência, maior a fatia daquele perfil. Nesta roleta, é gerado um número aleatório e o perfil que corresponder ao número é selecionado como um pai para cruzar. São gerados números aleatório dentro da faixa da roleta, até se formarem todos os casais para cruzamento e geração dos filhos. Após obtidos os filhos (próxima geração), estes são novamente caracterizados aerodinamicamente, e o processo reinicia. Até ser satisfeito o critério de parada.

3.1 PERFIS DE ENTRADA (POPULAÇÃO INICIAL)

Para se obter uma boa diversificação da população e poder assim atingir o perfil ideal combinando as mais variadas e prováveis características geométricas dos perfis, adotou-se como fonte para geração da população inicial, 300 perfis diversos que encontravam-se disponíveis na base de dados do grupo de aerodinâmica aplicada da Universidade de Illinois em Urbana-Champaign (UIUC) (SELIG, 2019). Nesta base inicial, existem perfis simétricos, reflexos, arqueados e supercríticos, todos com o intuito de facilitar a procura de um novo perfil ótimo.

Este banco é bastante difundido no meio aeronáutico e largamente utilizado, pois funciona como um repositório central, que une várias outras fontes de projetos de perfis de diversos países com aplicações bem específicas, como as asas voadoras.

3.2 CARACTERÍSTICAS AERODINÂMICAS (AVALIAÇÃO POPULACIONAL)

Após a definição dos perfis de entradas, é necessário caracterizar esses perfis. A caracterização dos perfis, isto é, a obtenção dos seus coeficientes

aerodinâmicos (c_l , c_d , c_m e ef) foi feito utilizando o XFOIL (Versão 6.99) com os parâmetros mostrados na Tabela 4.

Tabela 4 – Parâmetros utilizados nas simulações do XFOIL

Parâmetro	Análise	Valor e unidade
Densidade do ar	Incompressível	1,225 kg/m ³
Viscosidade do ar	Viscosa	1,79e-5 Pa.s
Nº Reynolds	Transiente	5,00e5
Nº Mach	Subsônica	0,05
Nº iterações	-	100
Ângulo de Ataque	-	$0^\circ \leq \alpha \leq 18$

Fonte: Próprio autor.

Utilizou-se os valores padrões do XFOIL na análise, e outros parâmetros adotados pelo usuário, como a faixa de ângulo de ataque. Optou-se pelo modo viscoso, pois é necessário este modo habilitado para capturar o efeito de stall dos perfis. O nº de Reynolds foi adotado com base no tipo de escoamento onde a maioria das aplicações do algoritmo costumam operar. Sendo este mesmo raciocínio a justificativa para o regime de escoamento subsônico onde não ocorre compressibilidade do ar nem ondas de choque.

Uma das características que mais influencia no XFOIL e seus resultados é o número de pontos que define o perfil. Alguns dos perfis de entrada não possuíam boa discretização em regiões próximas do seu bordo de ataque, isto é, os contornos do bordo de ataque não eram suaves, pois o número de pontos era pequeno. Para contronar este problema, todos os perfis de entrada tiveram um aumento do número de pontos para suavizar suas curvas do bordo de ataque e assim facilitar a convergência do XFOIL. Além disso, utilizou-se 100 iterações para garantir a convergência do XFOIL.

3.3 ANÁLISE MULTIOBJETIVO XFOIL (ORDENAÇÃO POPULACIONAL)

Dentre as várias opções de otimização do perfil, isto é, otimizar em relação a um dos 4 coeficientes (c_l , c_d , c_m ou ef) pode-se optar por uma otimização multiobjetivo, em que pode ser escolhido otimizar um perfil em mais de um coeficiente, dependendo de cada aplicação. Para este trabalho decidiu-se otimizar perfis pensando em três aplicações:

- Um perfil para asa voadora (onde se deseja alta eficiência, $C_{l\alpha}$ e $C_{l_{m\acute{a}x}}$ e se deseja que o coeficiente de momento seja minimizado na região de operação do perfil, ou seja, entre 0° e 5°);
- Um perfil para empenagem horizontal, onde se almeja minimizar o arrasto para um ângulo de ataque nulo (C_{d_0}), que o perfil seja aproximadamente simétrico (pode-se conseguir isso minimizando o coeficiente de sustentação a um ângulo de ataque nulo, C_{l_0}) e se deseja maximizar $C_{l\alpha}$, $C_{l_{m\acute{a}x}}$, $ef_{m\acute{a}x}$;
- Um perfil para pás de aerogerador, onde se deseja maximizar a eficiência do perfil ($ef_{m\acute{a}x}$) e $C_{l_{m\acute{a}x}}$.

Para tanto, criou-se pesos (P_n) para cada parâmetro analisado considerando sua importância em uma aplicação, conforme se verifica na Tabela 5.

Tabela 5 – Pesos e parâmetros da otimização multiobjetivo

Aplicação	Maximizar			Minimizar		
	$C_{l\alpha}$ (P_1)	$C_{l_{m\acute{a}x}}$ (P_2)	$ef_{m\acute{a}x}$ (P_3)	C_{l_0} (P_4)	C_{d_0} (P_5)	$C_{m_{m\acute{e}d}}$ (P_6)
Asa Voadora	0,15	0,15	0,15	0	0	0,55
Empenagem Vertical	0,10	0,05	0,10	0,50	0,25	0
Asa (Aerogerador)	0	0,30	0,70	0	0	0

Fonte: Próprio autor.

Os valores da Tabela 5 foram escolhidos pensando na importância de cada fator na sua respectiva aplicação em um projeto aerodinâmico. Assim, para a otimização multiobjetivo, criou-se uma função *multiobjetivo* (variável multiobjetivo)

que organiza os perfis pela característica desejada usando uma média ponderada. Esta função é apresentada pela Equação 20.

$$m = P_1 \cdot (C_{l\alpha} \cdot 3) + P_2 \cdot \left(\frac{C_{l_{m\acute{a}x}}}{2}\right) + P_3 \cdot \left(\frac{ef_{m\acute{a}x}}{200}\right) + P_4 \cdot (1 - |C_{l_0}|) + P_5 \cdot (1 - C_{d_0}) + P_6 \cdot (1 - |C_{m_{m\acute{e}d}}|) \quad (20)$$

Na Equação 20, o valor de P_n (onde n é um número) representa a proporção da importância dada a cada característica aerodinâmica analisada, conforme se demonstra na Tabela 5. Os coeficientes $C_{l\alpha}$, $C_{l_{m\acute{a}x}}$, e $ef_{m\acute{a}x}$ são normalizados, pensando nos valores máximos que podem ser obtidos individualmente, 0,33;2 e 200 para cada coeficiente, respectivamente. Já os valores que se deseja minimizar, são subtraídos de 1. O valor do $C_{m_{m\acute{e}d}}$ é a média, em módulo, do coeficiente de momento do perfil entre 0° e 5° que também deve ser minimizado.

3.4 SELECIONANDO OS MELHORES PERFIS (ELITIZAÇÃO POPULACIONAL)

Para garantir que a geração de cada população vai sempre evoluir e que todos atingirão um nível maior de aptidão, é preciso manter um parâmetro de referência com os valores máximos atingidos até o momento. A elitização, ou clonagem, serve justamente para garantir que as características genéticas dos melhores indivíduos sempre estarão presentes, e que a população sempre terá um ponto de referência para os demais indivíduos atingirem.

Os indivíduos da elite, por serem sempre os mais aptos daquela geração na população, tem altas probabilidade de serem selecionados como pais e com isso repartem os seus genes com os demais da população, afim de que a espécie sobreviva e evolua sempre.

Neste trabalho, foram selecionados 10 dos melhores perfis de cada geração para compor a elite. Lembrando que tais indivíduos da elite não são imutáveis ao longo das gerações. Os indivíduos da elite são substituídos a medida que indivíduos mais aptos surgem, sem restrição de quantidade substituída por geração.

3.5 ROLETA RUSSA E SELEÇÃO (AVALIAÇÃO DA APTIDÃO POPULACIONAL)

A roleta russa é um dos métodos para avaliar os indivíduos de uma população. A avaliação (e seleção) dos indivíduos é feita com base na aptidão de cada um deles. A aptidão, ou probabilidade de seleção (p_i), é definida como o valor do coeficiente analisado de cada perfil, normalizado pela soma de todos os coeficientes como definido na Equação 21.

$$p_i = \frac{m_i}{\sum_i m_i} \quad (21)$$

Onde m_i é o valor da variável multiobjetivo do perfil, e $\sum_i m_i$ é a soma de todos os coeficientes multiobjetivo da população.

Após o cálculo de cada probabilidade de seleção dos indivíduos, estes são distribuídos em uma roleta, onde cada espaço desta roleta é distribuído proporcionalmente à aptidão dos indivíduos.

Para facilitar a identificação e respectiva seleção na roleta, esta foi dividida (normalizada) em 1000 pedaços, onde o número de partes foi dividida proporcionalmente a cada perfil, segundo sua aptidão. A fim de simular o giro na roleta, foi criado no GAAP um número aleatório r que varia (de 1 até 1000) a cada seleção, e o pai a ser selecionado pela roleta, depende deste número r e de quantas posições no vetor $v(r)$ o perfil-pai ocupa, onde $v(r)$ tem tamanho m qualquer e aloca o número de partes correspondentes aos perfis de p_1 até p_n , onde p_n representa o n -ésimo perfil.

3.6 REPRODUÇÃO DOS PAIS (EVOLUÇÃO POPULACIONAL)

A geração de novos filhos depende da probabilidade de cruzamento dos pais. Caso os pares selecionados não cruzem, estes são levados para a próxima geração.

Autores, como Angelova (2011) e Linden (2012), recomendam uma probabilidade de cruzamento de 90% e mutação de 5%. Para este trabalho, foi adotado a probabilidade de cruzamento e de mutação da literatura. Para o cruzamento entre 2 pais, são adotados as Equações 22 e 23.

$$perfil_filho_1 = \alpha \cdot perfil_pai1 + (1 - \alpha) \cdot perfil_pai2 \quad (22)$$

$$perfil_filho_2 = (1 - \alpha) \cdot perfil_pai1 + \alpha \cdot perfil_pai2 \quad (23)$$

Onde os perfis (pais e filhos) são representados pelas suas coordenadas (genes) em relação ao eixo y e α representa um valor aleatório que define a porcentagem de característica de cada filho se parecer com um determinado pai.

Para a mutação, foi definido uma constante $C=1.3$ (30% a mais das coordenadas dos pai) caso algum filho caia na probabilidade de 5% de mutação. A Equação das coordenadas de mutação, Equações 24 e 25, são similares às Equações de cruzamento, Equações 18 e 19.

$$perfil_filho_1 = \alpha \cdot perfil_pai1 + (C - \alpha) \cdot perfil_pai2 \quad (24)$$

$$perfil_filho_2 = (C - \alpha) \cdot perfil_pai1 + \alpha \cdot perfil_pai2 \quad (25)$$

Depois de gerados os perfis filhos, o processo genético se repete: São obtidas as características aerodinâmicas dos filhos, estes são separados de acordo com o objetivo, é criada a nova elite, selecionado os pais daquela geração e por fim, a reprodução. Este processo é feito até que seja atingido o número definido de gerações ou até que a população não consiga mais evoluir, isto é, todos os perfis são praticamente iguais em características aerodinâmicas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos para as otimizações multiobjetivo de perfis realizadas para a aplicação de três situações diferentes: Asa voadora; Empenagem Horizontal e Turbinas Eólicas (aerogeradores).

Para efeito de análise e melhor identificação dos perfis obtidos por algoritmo genético deste trabalho, foi criada uma nomenclatura. Para asa voadora, será usada a terminologia PAGAV0pXX (Perfil de Algoritmo Genético de Asa Voadora com variável multiobjetivo de 0,XX); Para a empenagem horizontal será PAGEH0pXX e para a turbina eólica, PAGTE0pXX.

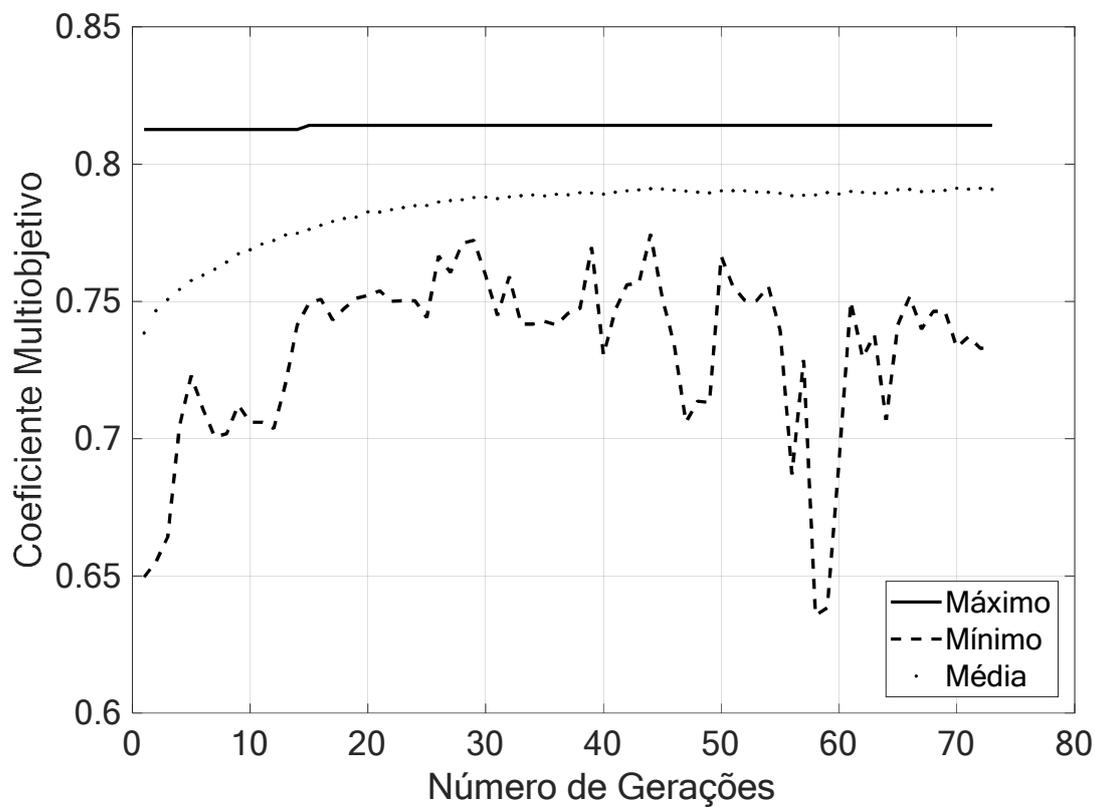
4.1 ANÁLISE DA ASA VOADORA

Os principais resultados das análises multiobjetivo são mostrados em 3 gráficos. O primeiro, apresentado na Figura 25, mostra a evolução da população em termos dos valores de máximo, mínimo e média da variável multiobjetivo (VM). O segundo gráfico mostrado na Figura 26, apresenta a VM para a elite da primeira geração e a elite da última geração. Por fim, o terceiro gráfico apresentado na Figura 27, mostra o melhor (#1) e o pior (#10) perfil de cada elite (geração inicial e geração final).

O valor máximo da VM é obtido na 15ª geração, como mostrado na Figura 25, e obteve um incremento de apenas 0,2%, sendo quase imperceptível no gráfico, o aumento, onde a reta que representa o máximo de VM é quase constante. É importante ressaltar que apesar de não ter sido encontrado um perfil melhor desde a 15ª geração, a média da população aumentou de forma mais significativa (~7%) porém, parece estagnar por volta da 30ª geração. Isto quer dizer que todos os indivíduos da população estão mantendo-se praticamente iguais desde o ponto de equilíbrio.

O valor de mínimo da VM oscila devido às mutações que ocorrem em cada geração e devido à diversificação populacional. Como se trata de um valor aleatório (pois o pior indivíduo por vezes, é resultado de uma mutação), sempre há (entre os piores indivíduos) uma grande variabilidade no decorrer das gerações.

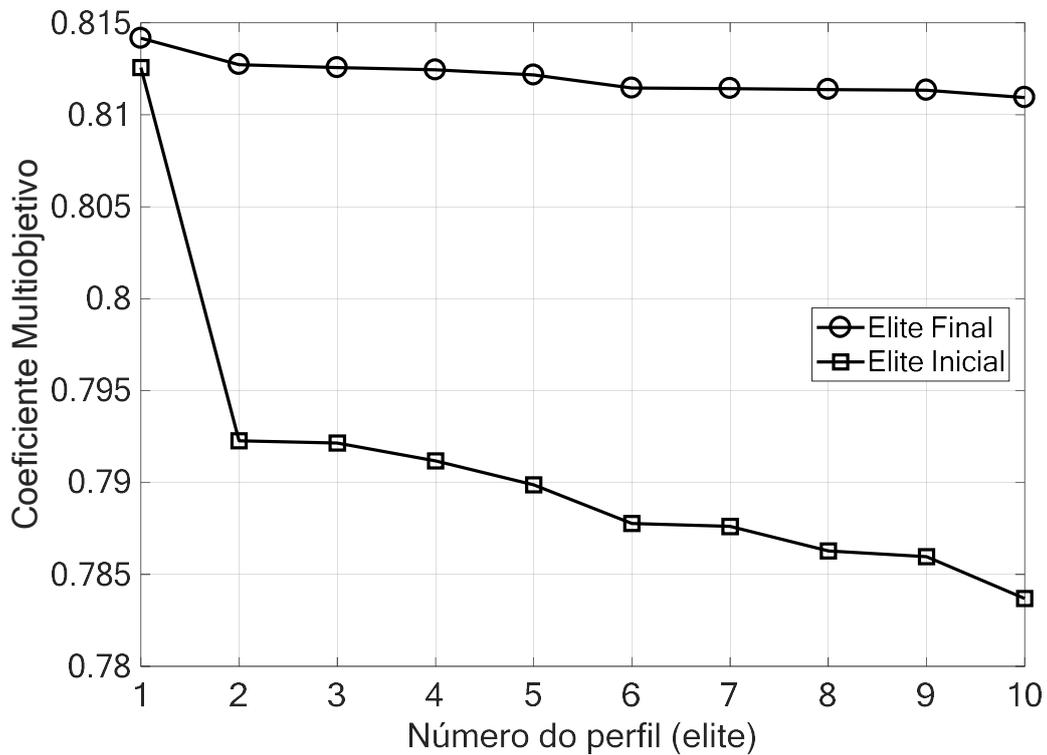
Figura 25 – Evolução da VM para a asa voadora.



Fonte: Próprio autor.

Na Figura 26, das elites da asa voadora, mostra-se uma pequena variação entre os indivíduos do topo de cada elite, como mencionado anteriormente. Porém, ressalta-se que com exceção do melhor indivíduo da elite da geração inicial, todos os perfis da elite da geração são melhores do que os perfis da elite da geração inicial. Isto é, o pior perfil da elite final, é melhor do que o segundo colocado da elite inicial.

Figura 26 - Elites iniciais e finais da asa voadora



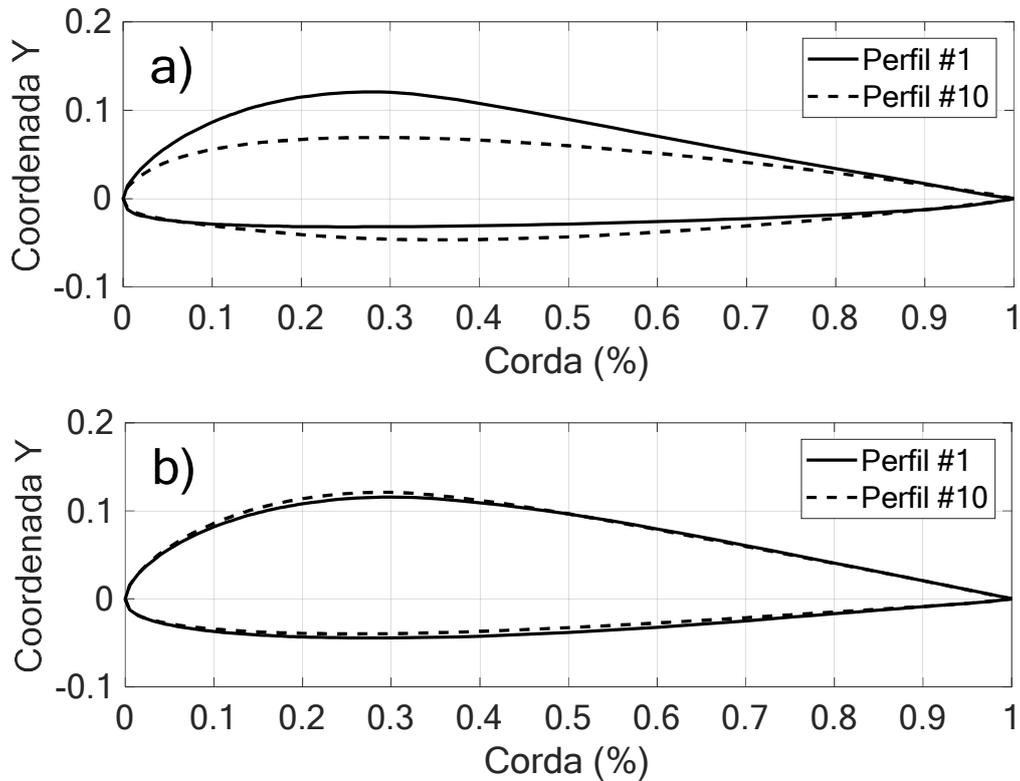
Fonte: Próprio autor.

Visando reduzir o coeficiente de momento, c_m , da asa voadora, o algoritmo tentou criar um perfil arqueado e de baixa espessura, como visto na Figura 27 a) para o melhor (#1) e o pior (#10) perfil da elite inicial.

Porém, a asa voadora também precisa aumentar o $c_{l_{máx}}$ e a Eficiência (c_l/c_d), por isso o melhor indivíduo (#1) da população final, visto na Figura 27 b), é levemente arqueado, com espessura máxima por volta de 30% da corda, e esta diminui drasticamente de 70% da corda em diante para minimizar o arrasto e conseguir aumentar a eficiência.

Os perfis da elite final, são parecidos e por vezes as suas curvas se confundem, pois, ao não conseguir evoluir todos os perfis, é natural que os indivíduos da população final sejam semelhantes, pois o algoritmo busca sempre o melhor da população global como referência.

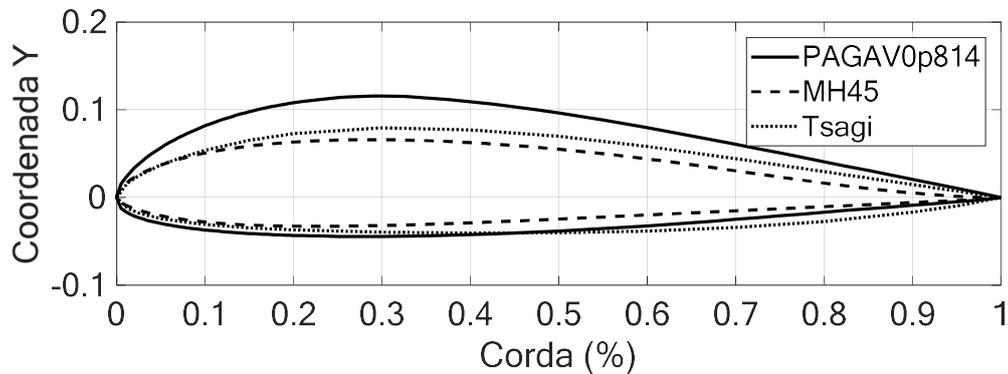
Figura 27 - Perfis da asa voadora: a) elite inicial b) elite final



Fonte: Próprio autor.

Além dos 3 gráficos principais mencionados, é feita uma comparação com o perfil da otimização (PAGAV0p814) e outros perfis usuais da literatura (Vereinigung [1991]), como o MH45 e o Tsagi, onde são mostrados a forma dos perfis na Figura 28 e seus coeficientes nas Figuras 33, 34 e 35. Observando a Figura 28 percebe-se que o PAGAV tem maior espessura que os demais, logo, é de se esperar, que este tenha mais c_l que os concorrentes. Mas, também devido à essa mesma característica, o perfil terá um maior c_m , devido ao maior carregamento de pressão sobre sua superfície aerodinâmica.

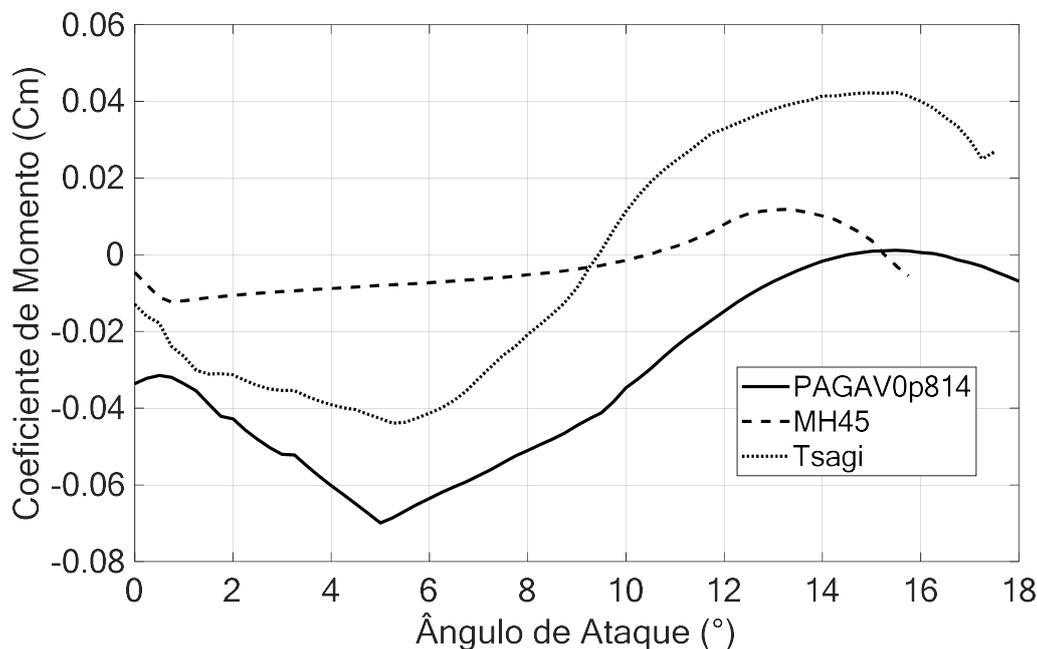
Figura 28 – Perfis: PAGAV, MH45 e Tsagi



Fonte: Próprio autor.

Uma das principais características na asa voadora, é o coeficiente de momento, c_m . Como vê-se na Figura 29, o MH45 e o Tsagi levam vantagem sobre o perfil do GAAP, pois o c_m próximo de 0° do PAGAV é maior, o que leva a uma quantidade maior de superfície aerodinâmica para manter o mesmo controle, quando o perfil é mantido sem incidência. Porém, o PAGAV0p814 possui valores de c_m similares ao Tsagi e conforme se verá nas próximas figuras melhores resultados de c_l e eficiência.

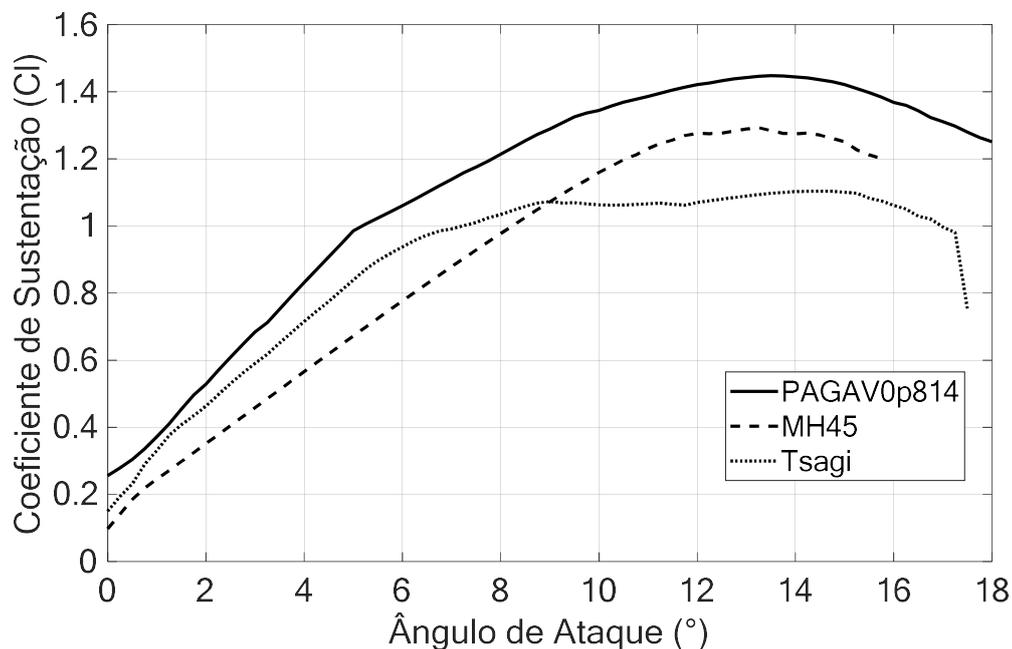
Vale ressaltar aqui que os perfis MH45 e o Tsagi não foram utilizados como perfis de entrada no desenvolvimento do algoritmo genético, mesmo assim, o PAGAV apresenta c_m quase nulo em uma maior faixa de ângulo de ataque do que os demais, faixa esta que é por volta de 15° , ângulo de ataque em que a maioria dos perfis apresenta o $c_{l_{máx}}$. A partir de 15° , o PAGAV parece apresentar sempre menor c_m que o MH45.

Figura 29 - Gráficos de c_m dos perfis para asa voadora

Fonte: Próprio autor.

Com relação ao c_l , comparando o PAGAV0p814 encontrado pelo algoritmo com perfis utilizados comumente para asas voadoras (Lucena, 2018), vemos na Figura 30 que por toda a faixa de ângulo de ataque, o PAGAV apresenta maior c_l , cerca de 12% maior que o MH45. Além do valor maior do c_l , a inclinação da curva é maior de 0° até 5° do que os outros perfis, isto quer dizer que o PAGAV consegue atingir maior c_l com menor ângulo de ataque, sendo portanto, mais eficiente, pois o arrasto aumenta com o aumento do ângulo de ataque.

O valor maior do c_{l_0} (c_l em 0°) do PAGAV também é maior (aproximadamente 65% para o Tsagi), e isto é bom pois o perfil é capaz de gerar mais sustentação sem incidência (inclinação) da asa, o que pode trazer vantagens na corrida de decolagem, onde geralmente, a asa não tem (ou tem baixa) incidência. A característica do estol na curva $c_l \times \alpha$ é interessante também, onde percebe-se que a concavidade da curva do PAGAV é mais suave, do que as curvas dos outros perfis, provendo assim, uma perda de sustentação mais suave.

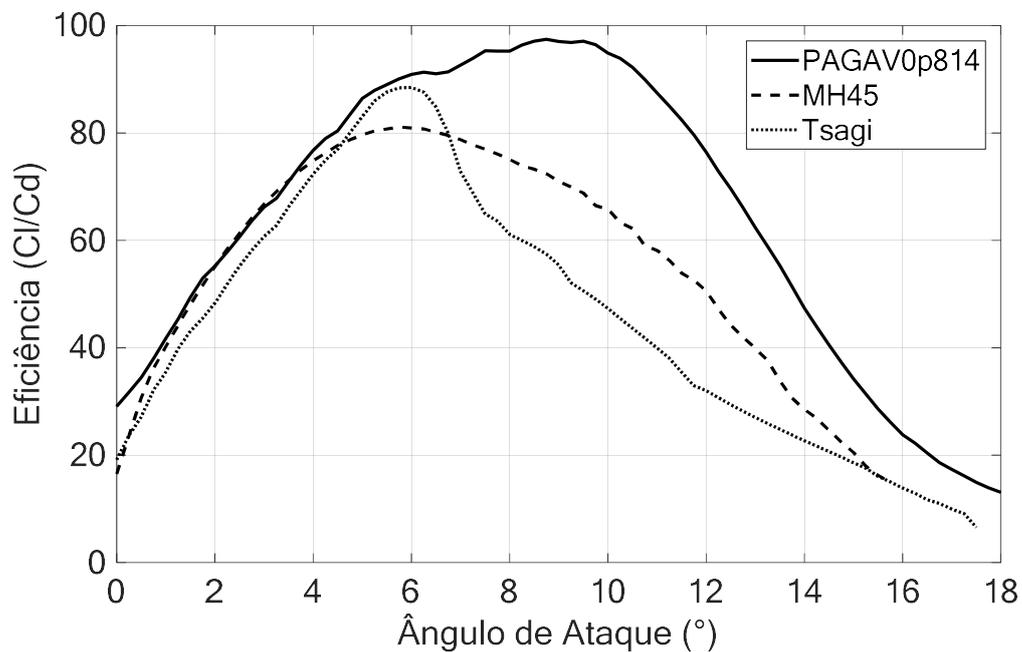
Figura 30 – Gráficos de C_l dos perfis para asa voadora

Fonte: Próprio autor.

Como observa-se na Figura 31, o PAGAV0p814 também apresentou maior eficiência para toda a faixa de ângulo de ataque do que os outros perfis. Isto é importante pois confere uma maior razão de planeio para a aeronave, garantindo assim, maior distância percorrida em caso de falha do sistema de propulsão.

Por ter mais eficiência, o perfil consegue gastar menos energia para gerar a mesma quantidade de sustentação, isto confere também, uma maior autonomia (tempo de voo). Sua eficiência máxima é 10% maior que o Tsagi e 20% maior que o MH45.

Figura 31 - Gráficos de eficiência dos perfis para asa voadora

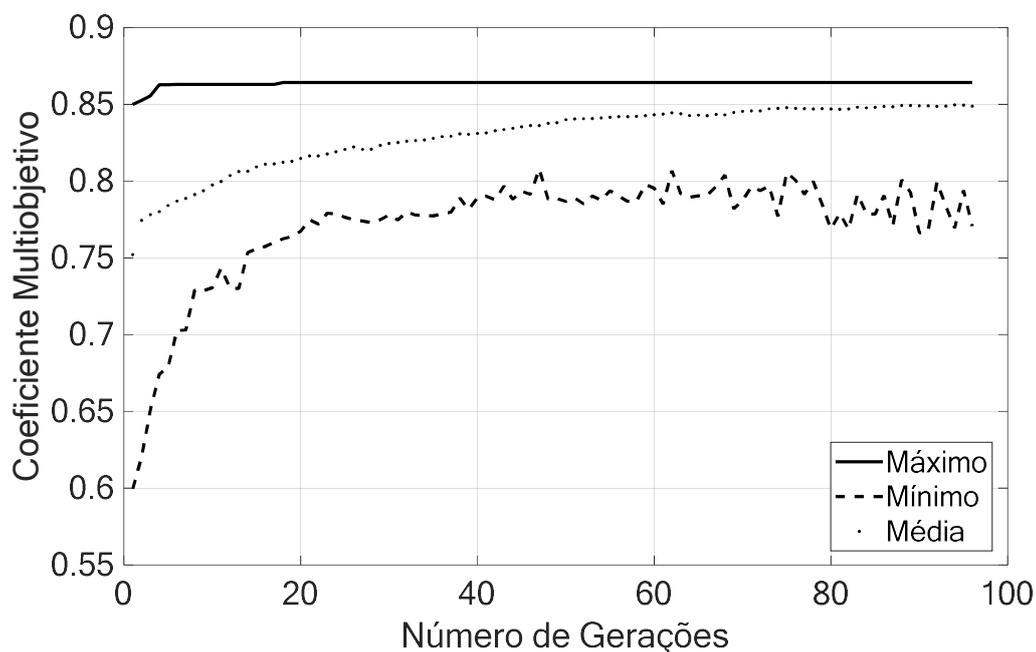


Fonte: Próprio autor.

4.2 ANÁLISE DA EMPENAGEM HORIZONTAL

Para o projeto da empenagem horizontal, os valores de máximo, média e mínimo evoluíram até a 18ª geração, como visto na Figura 32. Duas características interessantes são: a média populacional, que parece ter tido sempre um aumento, já nas outras otimizações esta parecia estagnar e o valor de mínimo da população, que apesar de oscilar, obteve um aumento ao longo das gerações.

Figura 32 - Evolução da VM da empenagem horizontal

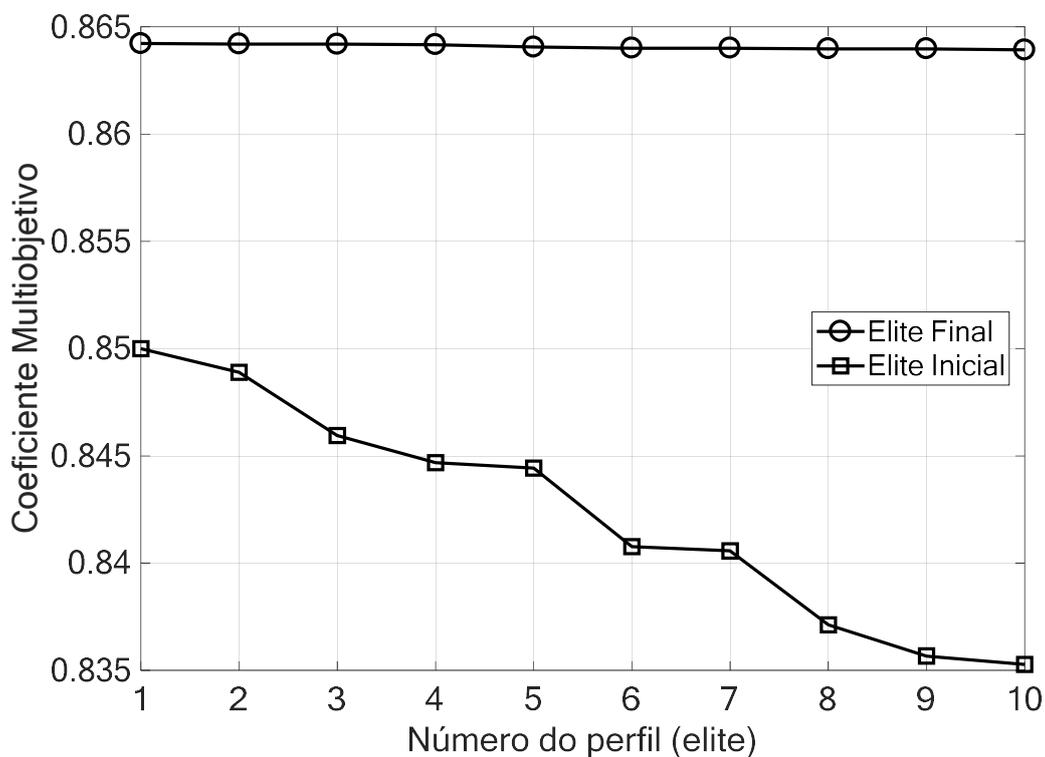


Fonte: Próprio autor.

Além disso, não há uma variação significativa entre o melhor indivíduo da elite inicial para o pior da elite final, pois os perfis da elite final são praticamente iguais como mostrado pela VM dos perfis na Figura 33. Provavelmente tal equidade pode ser explicada pela mutação que buscou novos indivíduos, mas foi impedida de inserí-los na elite devido às penalizações impostas aos perfis que era altamente arqueados ou de maior espessura.

O VM da elite final é maior do que a elite inicial em cerca de 2%. Apesar do pequeno aumento, todos os perfis da última geração são praticamente iguais em termos de características aerodinâmicas, podendo portanto, diferir em alguma característica geométrica, como a posição da espessura máxima, e isto facilitaria uma segunda busca, como o interesse por um perfil com determinada espessura em uma posição dada da corda.

Figura 33 - Elites iniciais e finais da empenagem horizontal

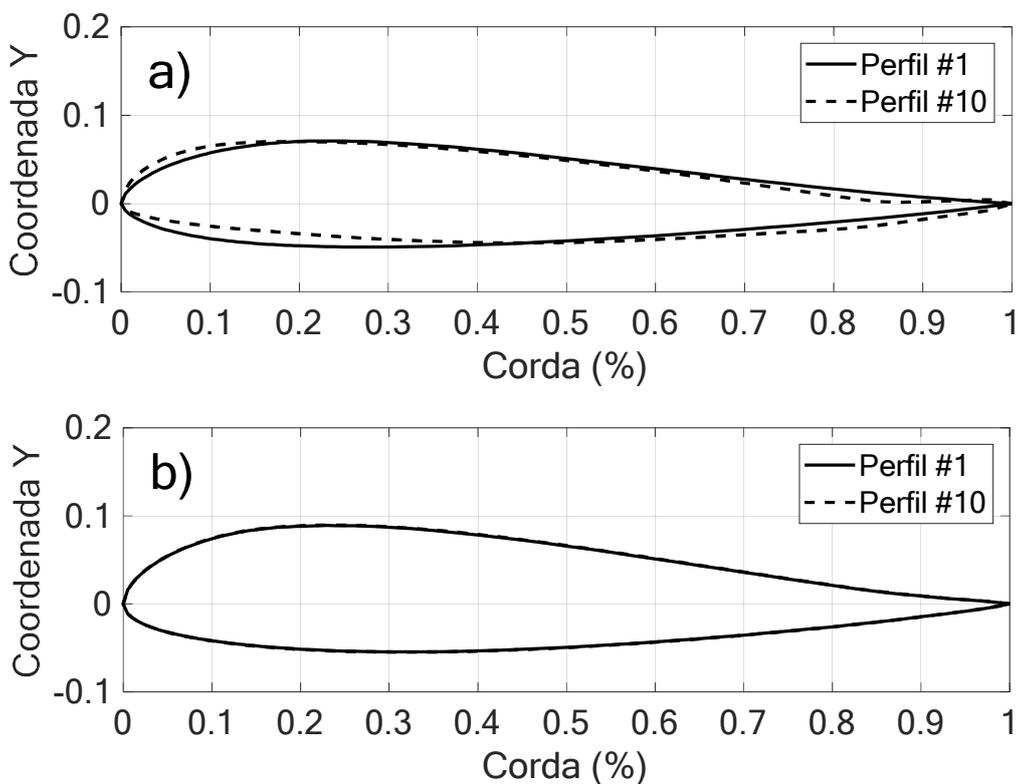


Fonte: Próprio autor.

Como era esperado, na Figura 34, vê-se que os perfis da empenagem horizontal são quase simétricos devido às penalizações ligadas ao c_{l_0} . Apesar de apresentar maior arrasto quando se têm perfis mais espessos, os perfis finais incrementaram essa característica para aumentar o c_l e conseqüentemente, a eficiência, que também são parâmetros desejados na otimização realizada.

Também, na elite final, não se observa distinção entre os perfis, onde os gráficos destes se confundem, o que os tornam praticamente iguais. Além do já mencionado aumento de espessura, o perfil da EH obteve um suave arqueamento, e negativo, o que é interessante para uma superfície como a EH que precisa gerar sustentação negativa (para baixo), sentido este contrário ao da asa, que gera sustentação positiva (para cima).

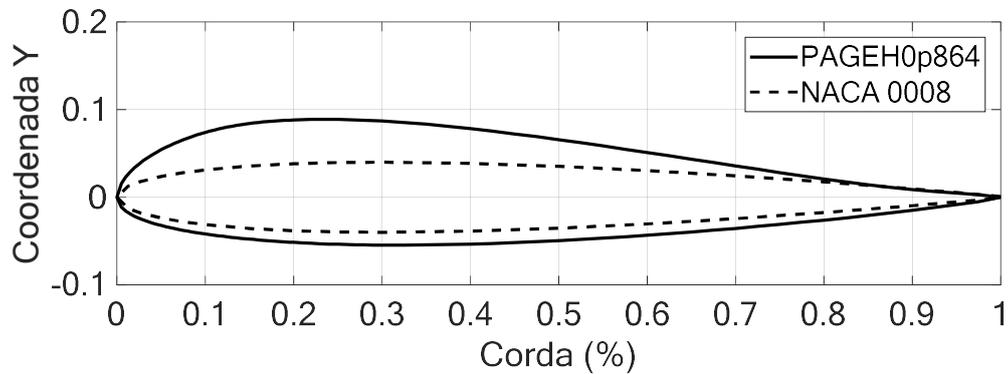
Figura 34 - Perfis da empenagem horizontal na a) elite inicial e b) elite final



Fonte: Próprio autor.

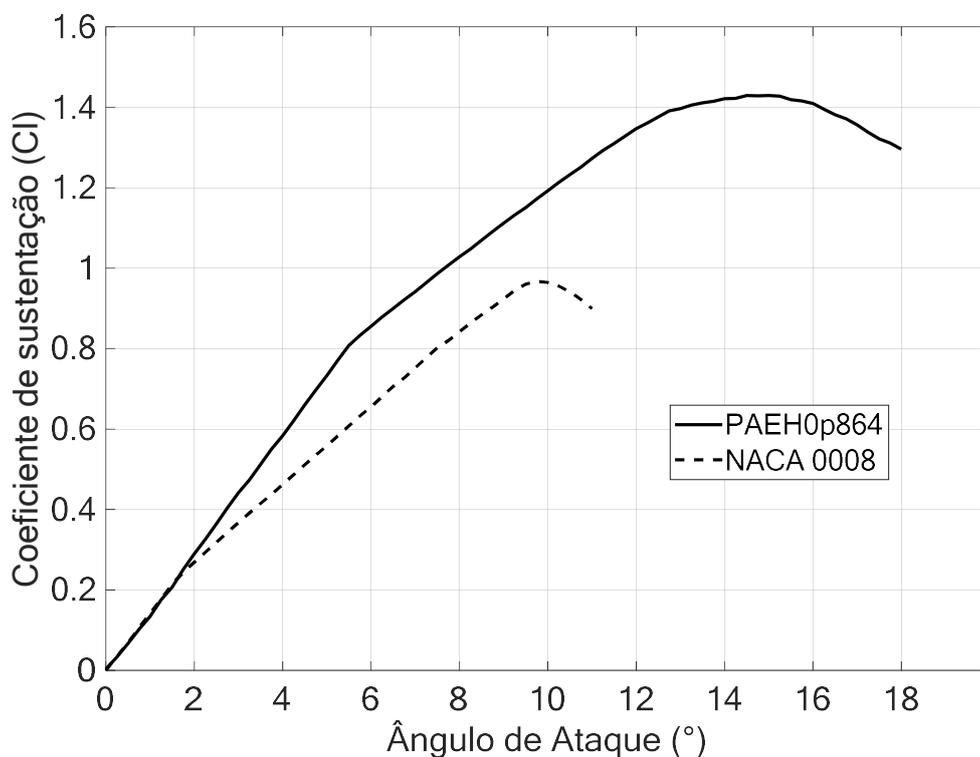
Um dos perfis mais utilizados para empenagens são os NACA de 4 dígitos, especificamente, o NACA0008, mostrado na Figura 35 por ter uma das menores espessuras, gerando assim, menos arrasto. Porém, como já foi mencionado, é interessante que quando aplicado pra empenagem horizontal, o perfil tenha algum arqueamento e espessura relativa para gerar sustentação e momento, a fim de compensar o momento da asa. Tudo isto então, fazem do PAGEH0p864, um bom concorrente contra os NACA de 4 dígitos.

Figura 35 - Perfis: PAGEH e NACA 0008



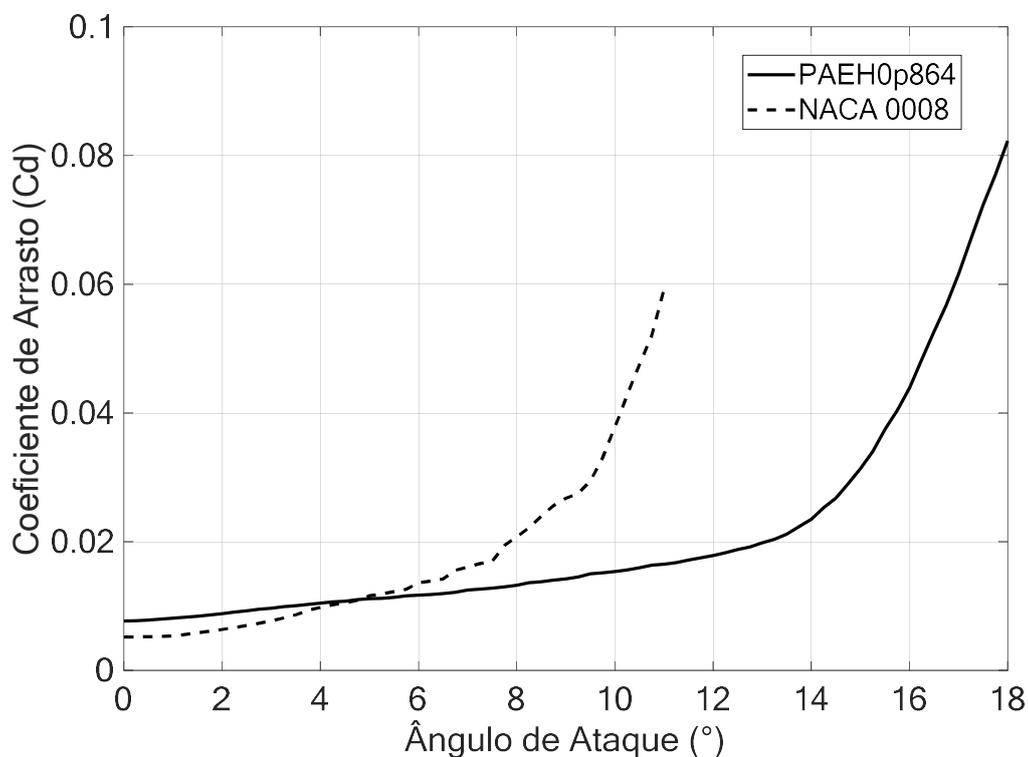
Fonte: Próprio autor.

Na Figura 36 observa-se que o PAGEH tem uma curva de c_l maior por toda a faixa de alfa. O valor do $c_{l_{máx}}$ deste perfil é de cerca de 67% maior que o do NACA 0008, o que lhe confere maior sustentação para equilibrar com o momento da asa. Além do maior $c_{l_{máx}}$, o PAGEH tem ainda também uma maior inclinação da curva de 0° até 5° , o que lhe dá mais eficiência nesse intervalo, fazendo com que o perfil alcance maior valor de c_l para menores ângulos de ataque. Além disso, o PAGEH têm uma curva de estol mais suave, o que é ideal para uma melhor controlabilidade.

Figura 36 – Gráfico de $c_l \times \alpha$ pra empenagem horizontal

Fonte: Próprio autor.

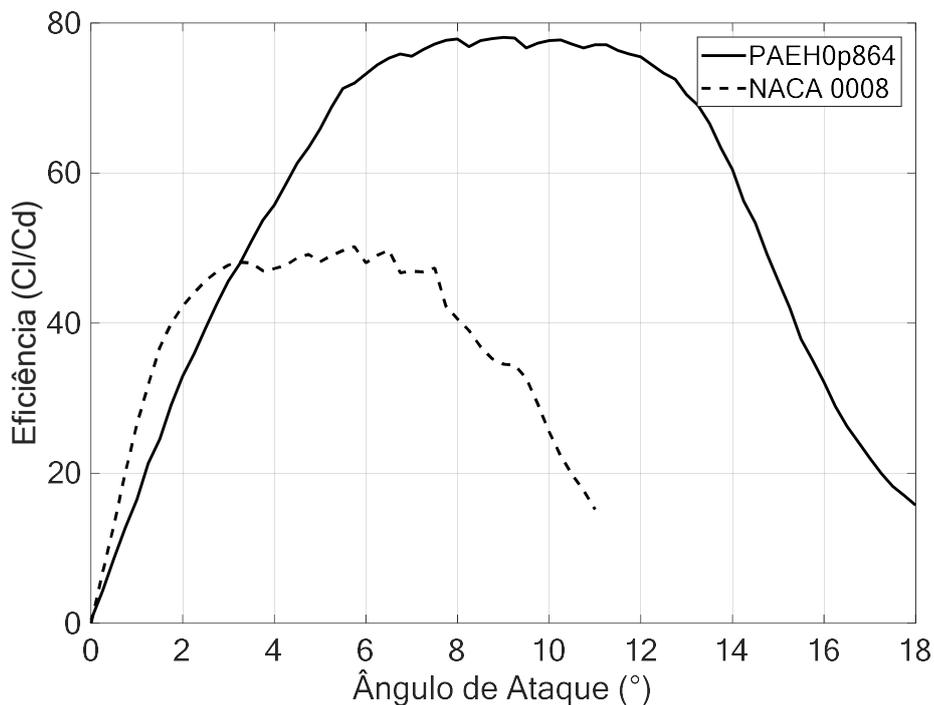
Na Figura 37, onde são mostradas as curvas de arrasto, vemos que o PAGEH tem um arrasto cerca de 47% maior que o NACA de 0° até 5° , onde a partir de então é o NACA que possui maior arrasto, sendo portanto mais eficiente apenas nesta faixa de alfa. O ganho de eficiência do perfil PAGEH fora dessa faixa também é explicada pela menor inclinação da curva de c_d , o que confere ao NACA um arrasto 300% maior para o mesmo valor de alfa.

Figura 37 - Gráfico de $C_d \times \alpha$ pra empenagem horizontal

Fonte: Próprio autor.

Na Figura 38 torna-se evidente a maior eficiência do PAGEH frente ao NACA 0008. Onde o perfil do algoritmo tem uma eficiência maior em cerca de 67%, além de manter essa maior eficiência por um maior intervalo de alfa. Isto quer dizer que é necessário menos energia para voar com o perfil na superfície gerando a mesma controlabilidade, quando comparado com um NACA 0008. Ou, que para a mesma quantidade de energia, o PAGEH consegue gerar mais sustentação, e conseqüentemente, mais controle sobre a aeronave.

Figura 38 - Gráficos de eficiência dos perfis para asa voadora

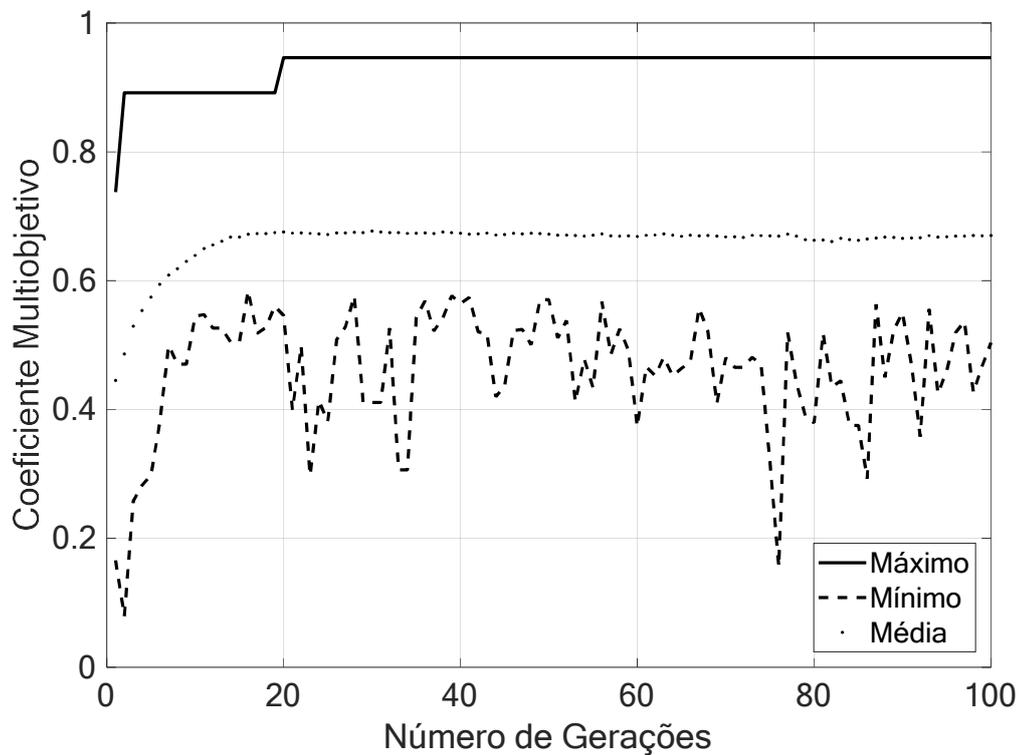


Fonte: Próprio autor.

4.3 ANÁLISE DA ASA (AEROGERADOR)

Observa-se na Figura 39, para os perfis do aerogerador, que houve significativo aumento na VM, cerca de 26%. O melhor indivíduo é encontrado na 20ª geração, ponto onde ocorre também a estagnação da média populacional. Assim como observado na Figura 25 para o PAGAV, o valor de mínimo oscila bastante devido às mutações ocorridas ao longo das gerações.

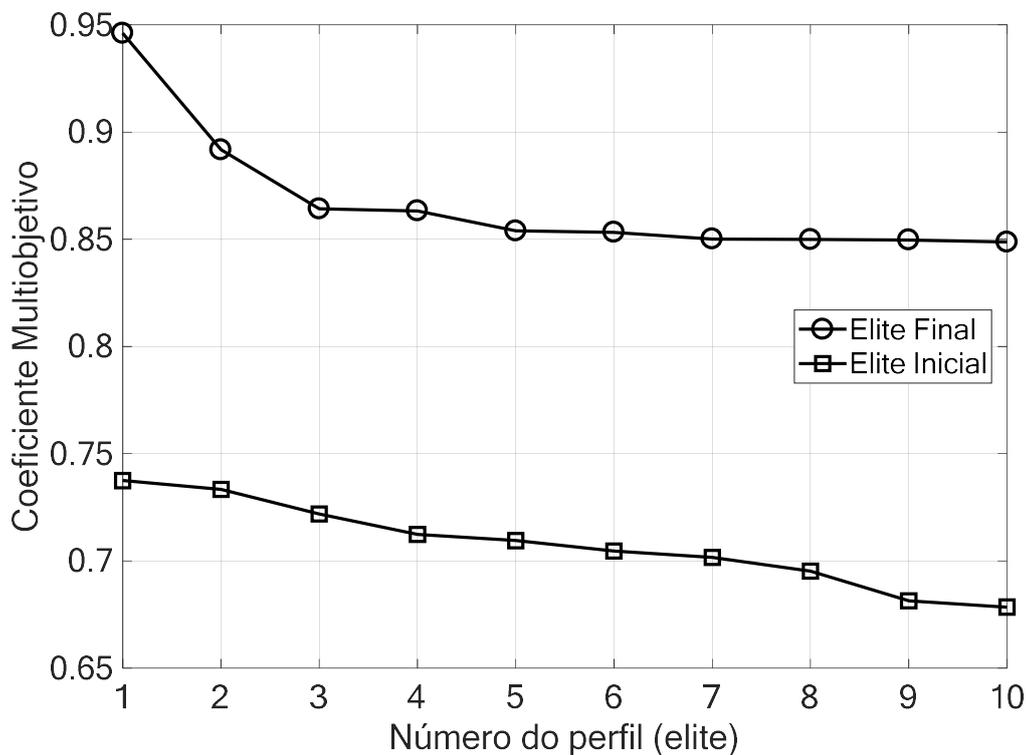
Figura 39 - Evolução da VM do aerogerador



Fonte: Próprio autor.

A elite final da simulação do aerogerador mostrou-se bastante superior à elite inicial, como visto na Figura 40. Exceto pelos 4 primeiros perfis, os demais membros da elite final parecem ter características bem próximas, a saber pelo valor do variável multiobjetivo. Como na maioria, o pior perfil da elite final é melhor do que o melhor indivíduo da elite inicial em cerca de 16%.

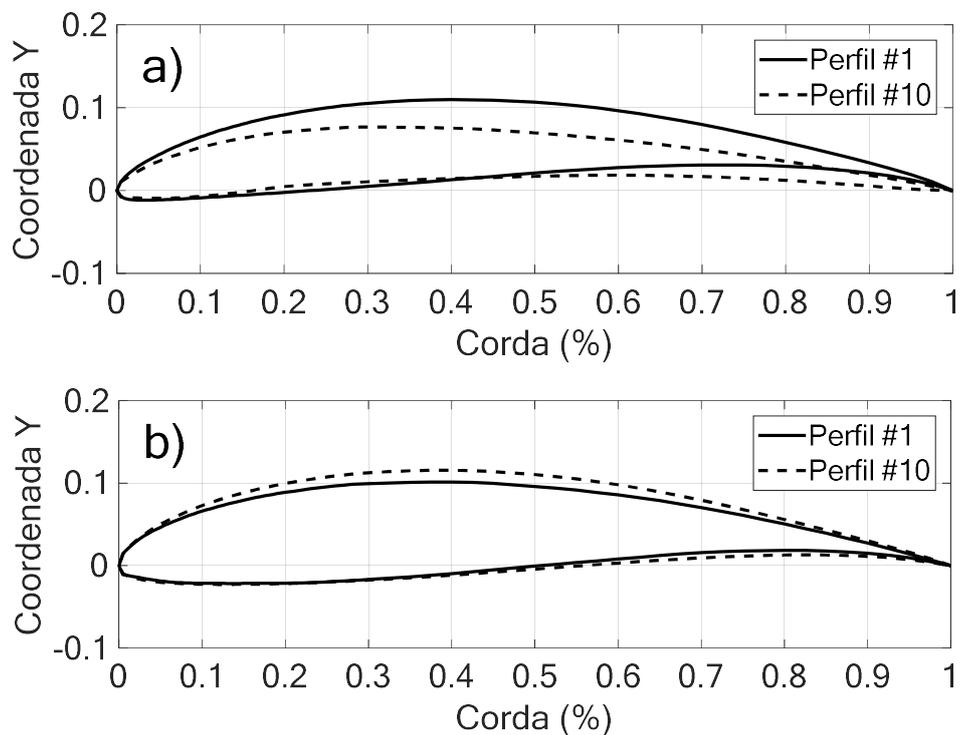
Figura 40 - Elites iniciais e finais do aerogerador



Fonte: Próprio autor.

Os perfis da elite inicial, parecem mais arqueados e espessos que os da elite final, podendo isto ser observado na Figura 41. Já os da elite final, são espessos apenas próximo de 30% da corda, para aumentar o c_l e diminuem suavemente até o bordo de fuga. Outra característica importante da elite final, é que os perfis tem um arqueamento inverso próximo de 80% da corda. Essa característica faz com que se gere menos ruído próximo do bordo de fuga, onde o escoamento descola do perfil. Além de diminuir o ruído, a eficiência é incrementada, pois o arrasto de pressão, gerado pelos vórtices nas pontas de asa, quando o perfil for utilizado para construir uma asa, será reduzido também.

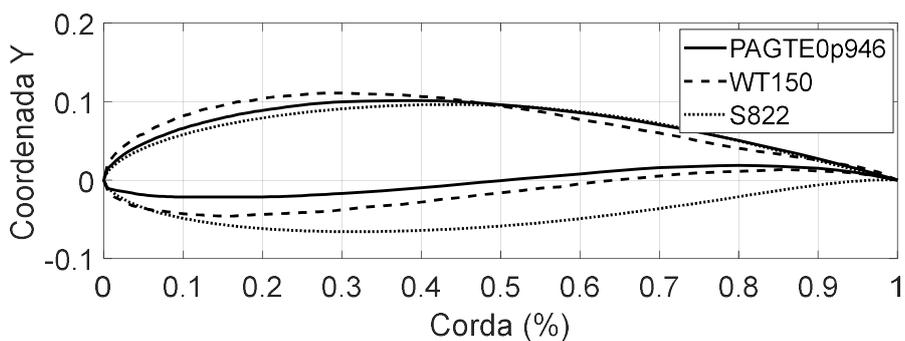
Figura 41 - Perfis da elite inicial e final do aerogerador



Fonte: Próprio autor.

Nos gráficos mostrados na Figura 42, percebemos que o PAGTE é o menos espesso de todos, gerando assim, menos arrasto, comparado ao WT150 e o S822 utilizados para fabricação de pás de turbinas eólicas. Isto se deve ao fato também de ter um menor raio de bordo de ataque. O perfil PAGTE gera maior rendimento para a turbina, e aproveita melhor o vento, já que consegue gerar mais energia com a mesma velocidade de vento.

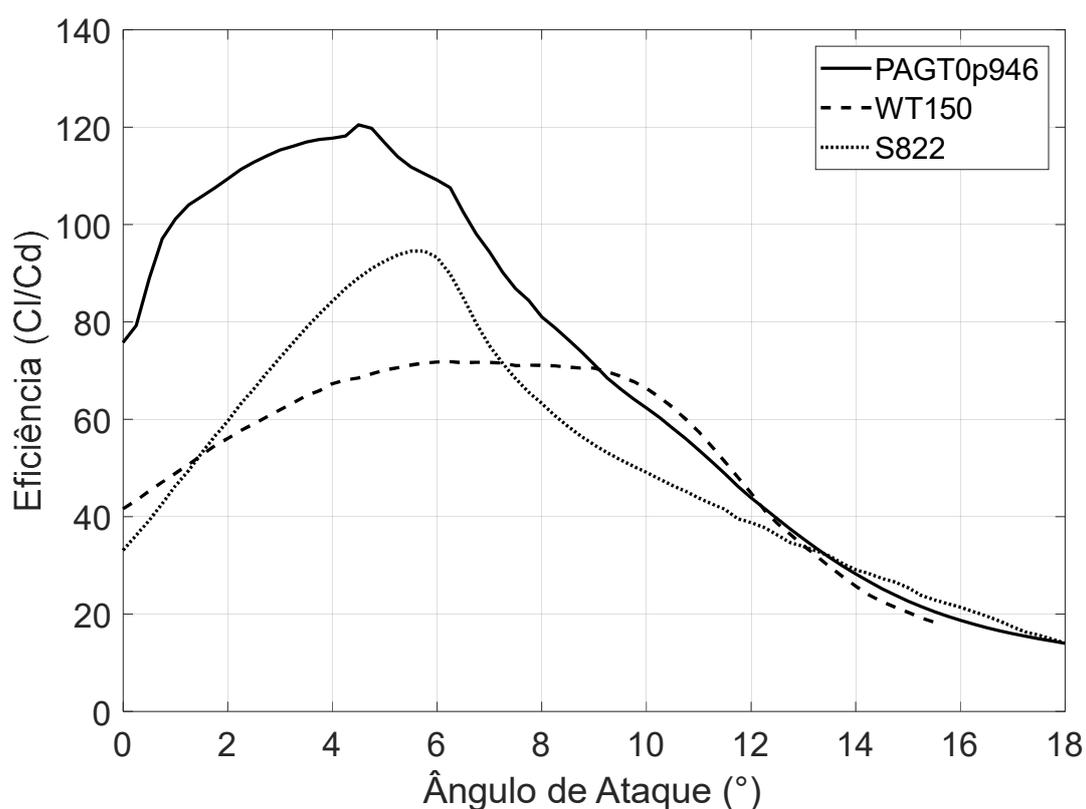
Figura 42 – Perfis: PAGTE, WT150 e S822



Fonte: Próprio autor.

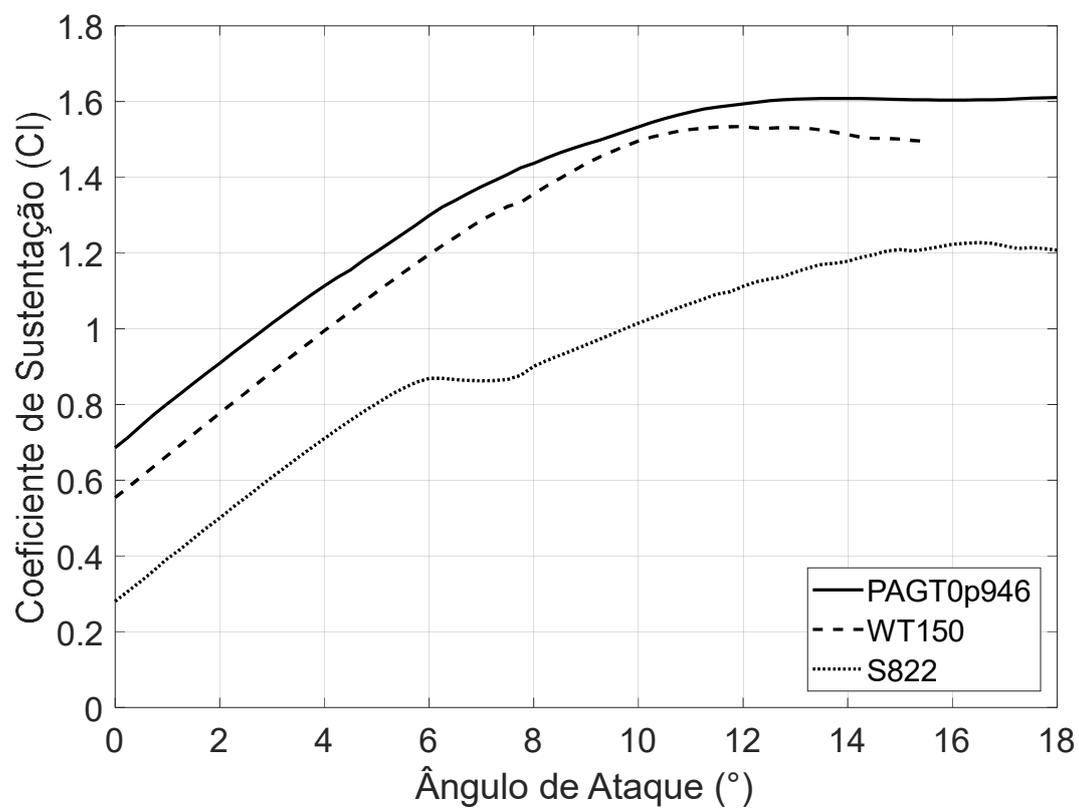
Quando comparamos a eficiência do PAGTE com os demais perfis, na Figura 43, torna-se evidente a diferença para ambos, onde o PAGTE apresenta uma eficiência 33% maior que o S822 e de 70% maior que o WT150. Essa característica, quanto a eficiência, deixa claro que o GAAP apresenta resultados satisfatórios quando se deseja otimizar eficiência, sendo observado nas pesquisas como o parâmetro mais buscado pelos pesquisadores da área de otimização em perfis.

Figura 43 – Gráficos de eficiência dos perfis: PAGT, WT150 e S822



Fonte: Próprio autor.

Na Figura 44 percebemos que o $c_{l_{máx}}$ do PAGTE é bem próximo ao do WT150 otimizado por Chen (2015), porém o WT150 ainda possui menor $c_{l_{máx}}$, além do PAGTE conseguir manter o $c_{l_{máx}}$ por uma maior faixa de ângulo de ataque, onde não se percebe estol até 18°, quanto que os outros já estolaram ou apresentaram descolamento da camada limite, gerando assim mais arrasto e menor eficiência aerodinâmica. As inclinações das curvas são bem parecidas, porém, o c_l em ângulo de ataque zero é maior para o PAGTE em 19% comparado com o WT150, e 133% para o S822.

Figura 44 - Gráficos de c_l dos perfis para aerogerador

Fonte: Próprio autor.

5 CONCLUSÕES

O algoritmo mostrou-se satisfatório em encontrar perfis que tinham como objetivo melhorar o c_l , o c_d , e conseqüentemente a eficiência, sendo portanto promissor como algoritmo para encontrar perfis otimizados de forma multiobjetiva.

Em contraste com os algoritmos genéticos e os outros algoritmos dos autores citados durante o trabalho, o GAAP não necessita de discretizar o perfil como funções polinomiais, como pontos de controle através das curvas de bézier, ou ainda através de malhas (pois o método de otimizar perfis é 2D). Ou seja, o GAAP consegue apenas com as coordenadas do perfil, fazer interpolações com outros perfis e gerar perfis novos, o que minimiza a geração de perfis mutantes. Além disso, nenhum autor pesquisado buscou otimizar o momento do perfil, ou a inclinação da curva de sustentação, o que deixa uma brecha grande que o GAAP preenche, pois estas características são tão importantes quanto o arrasto, a sustentação ou a eficiência.

Para os PAGAV's, conseguiu-se perfis mais eficientes, apesar do valor de c_m não ser próximo de zero tanto quanto o Tsagi ou o MH45, o melhor PAGAV conseguiu alcançar um valor de c_m nulo para uma maior faixa de ângulo alfa, além deste baixo valor de c_m ser em ângulos de ataque próximos do estol, onde o perfil gera mais sustentação. O valor do c_l foi cerca de 12% maior do que o MH45 e 32% do que o Tsagi. Para o C10 o PAGAV apresentou um aumento de 160% pro MH e 65% para o Tsagi. Já na eficiência, os valores foram de 10% e 20% para o MH e o Tsagi, respectivamente. Além do perfil ter apresentado estol mais suave.

Para os PAGEH's, o perfil ideal desta aplicação obteve um incremento de eficiência pelo aumento de sustentação e redução de arrasto, obtendo cerca de 67% a mais de c_l do que o NACA 0008, onde este último apresentava um c_d maior em cerca de 300% para altos ângulos de ataque. Por ter mais arrasto e menos sustentação, o PAGEH se destacou pela eficiência maior do que o NACA 0008 em 67%, além de manter esse valor por uma maior faixa de alfa.

Na otimização dos perfis de turbinas eólicas, o PAGT obteve uma eficiência maior do que o S822 em 33% e 70% maior que o WT150 otimizado por Chen (2015),

Apesar da redução da espessura, o maior arqueamento do PAGT tornou-o com um c_l maior do que o S822 em 133% e 19% para o WT150. O mecanismo de seleção natural conseguiu funcionar de forma satisfatória, chegando a criar o arqueamento inverso próximo do bordo de fuga, característica essa não implementada, mas que é desejável no projeto de aerogeradores, pois minimiza o ruído do escoamento gerado além de suavizar o descolamento da camada limite para aumentar a eficiência. Vale salientar que o ruído é um dos problemas causados pela implementação de turbinas eólicas próximas de áreas residenciais, sendo um assunto que gera debates acirrados.

Por ter gerado um perfil menos espesso, o PAGT pode ter problemas quanto a redução de espaço interno para alocar os elementos que garantem a rigidez estrutural do perfil. Sendo este um ponto negativo do algoritmo, que ainda não foi aperfeiçoado para ter maior desempenho na restrição de perfis com pequenas espessuras.

Há ainda incertezas quanto ao valor de ponto de cruzamento e mutação, pois o problema de perfis difere-se da maioria dos problemas de otimização onde há uma função que modela o problema, para então depois, ser otimizado. O mesmo ocorre quanto ao critério de parada, isto é, não há garantias, nem investigações suficientes na fronteira das 100 gerações. Como observado nos gráficos de algumas otimizações, a média populacional não convergiu para um valor, e parecia evoluir, o que dá a entender que, nas aplicações sem penalizações, poderiam surgir novos indivíduos mais aptos na elite e conseqüentemente na população.

6 TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros, sugere-se investigar uma maior faixa de número de Reynolds, e outros solvers aerodinâmicos pois em regime turbulento os coeficientes variam significativamente e tem maior precisão devido à maior aceleração da camada limite e o XFOIL tem limitações com números de Reynolds baixos, onde os métodos implementados (particularmente menores que $1,00e6$) não conseguem captar os efeitos do pós descolamento da camada limite.

De acordo com as pesquisas e resultados de outros autores, o RFOIL, parece ser melhor pois tem uma correção de compressibilidade maior que o XFOIL, permitindo que haja uma maior precisão na estimativa da região de estol do perfil e após esta também.

Sugere-se também, como continuação deste trabalho, a implementação da otimização pelo método inverso, onde o foco é atingir uma distribuição de pressão desejada, como nos perfis supercríticos e a restrição de espessura dos perfis.

Além disso, seria interessante verificar a acuracidade do XFOIL, comparando todos os perfis em CFD ou túnel de vento, a fim de obter uma maior precisão no valor dos seus coeficientes aerodinâmicos.

7 REFERÊNCIAS

ABBOTT, I.H. **Theory of wing sections, including a summary of airfoil data**. AE Von Doenhoff. 1959.

AIRFOIL TOOLS, <http://airfoiltools.com/search/index> <Acesso em 12/07/2019 às 21:45>.

AGÊNCIA NACIONAL DE AVIACAO CIVIL, Dados e Estatísticas, **Demanda e Oferta do Transporte Aéreo**, 2019. <https://www.anac.gov.br/assuntos/dados-e-estatisticas/demanda-e-oferta-do-transporte-aereo>, <Acesso em 10/11/2019 às 00:17>.

ANDERSON, J.D. **Fundamentals of Aerodynamics**. 4. ed. New York: McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1999.

ANGELOVA, M.; PENCHEVA, T. **Tuning Genetic Algorithm Parameters to Improve Convergence Time**, International Journal of Chemical Engineering, vol. 2011, 7 pages, 2011.

AZUMA, R. M. **Otimização multiobjetivo em problema de estoque e roteamento gerenciados pelo fornecedor**. Campinas, SP. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

BARRET, R., NING, A. **Comparison of Airfoil Precomputational Analysis Methods for Optimization of Wind Turbine Blades**. IEEE Transactions on Sustainable Energy. Vol. 7, 2016.

BENIM, A.C., DIEDERICH, M., PFEIFFELMANN, B. **Aerodynamic optimization of airfoil profiles for small horizontal axis wind turbines**. Multidisciplinary Digital Publishing Institute – MDPI Journal, Volume 6, Issue 2, Article number 34, 2018.

CHEN, J.; WANG, Q.; ZHANG, S.; EECEN, P.; GRASSO, F. **A new direct design method of wind turbine airfoils and wind tunnel experiment**. Applied Mathematical Modelling, Volume 40, Issue 3, 1 February 2016, Pages 2002-2014.

CHEHOURI, A., YOUNES, R., ILINCA, A., PERRON, J. **Review of performance optimization techniques applied to wind turbines**. Elsevier Applied Energy, Volume 142, Pages 361-388, 2015.

COELLO, C. A. C. **An updated survey of ga-based multiobjective optimization techniques: state of the art and future trends**. CEC, v. 1, p. 3 13. 1999.

DAVIES, Z. G., ARMSWORTH, P. R., **Making an impact: The influence of policies to reduce emissions from aviation on the business travel patterns of individual corporations**. Elsevier Energy Policy, Volume 38, Pages 7634-7638, 2010.

DRELA, M. **XFOIL: an analysis and design system for low Reynolds number airfoils**. In: Conference on Low Reynolds Number Airfoil Aerodynamics, University of Notre Dame, 1989.

GOMES, P. L. H. **Análise do desempenho do método dos painéis de ordem superior para o calculo do escoamento em torno de um aerofólio**. 127 p. Tese de mestrado (Mestrado em Engenharia Mecânica) - UFRJ, Rio de Janeiro-RJ, 2005.

GUDMUNDSSON, S. **General Aviation Aircraft Design: Applied Methods and Procedures**. Butterworth-Heinemann, 1 ed., 2014.

HAN, Z. **Kriging surrogate model and its application to design optimization: A review of recent progress**. Press of Chinese Society of Aeronautics and Astronautics Journal, Volume 37, Issue 11, Pages 3197-3225, 2016.

HE, Y., AGARWAL, R. K. **Shape Optimization of NREL S809 Airfoil for Wind Turbine Blades Using a Multiobjective Genetic Algorithm**. International Journal of Aerospace Engineering, Volume 2014, 13 pages. 2014.

HUMPHREY, N., LIM, P., BALLS, S., **The Middle East crisis: implications for the aviation industry**. Kennedys Law LLP, 2017. <https://www.kennedyslaw.com/thought-leadership/article/the-middle-east-crisis-implications-for-the-aviation-industry>. <Acesso em 10/11/2019 às 01:35>.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY, **Global Energy & CO2 Status Report: The Latest Trends In Energy And Emission In 2018**, Paris, 2018. <https://www.iea.org/geco/data/>. <Acesso em 10/11/2019 às 02:09>.

ISMAIL, M.F., VIJAYARAGHAVAN, K. **The effects of aerofoil profile modification on a vertical axis wind turbine performance**. Elsevier Energy, Volume 80, Pages 20-31, 2015.

JÚNIOR, G.P. **Métodos de otimização multiobjetivo e de simulação aplicados ao problema de planejamento operacional de lavra em minas a céu aberto**. Ouro Preto, MG: 103 p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto Departamento de Engenharia de Minas Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mineral - PPGEM.

KARABOGA, D., BASTURK, B. **A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm**. Journal of Global Optimization, Volume 39, Issue 3, Pages 459-471, 2007.

JAVED, F., JAVED, S., BILAL, T., RASTOGI, V. **Design of multiple airfoil HAWT blade using MATLAB programming**. International Conference on Renewable Energy Research and Applications, Article number 7884373, Pages 425-430, 2016.

LANZAFAME, R., MAURO, S. EMAIL AUTHOR, MESSINA, M. **HAWT design and performance evaluation: Improving the BEM theory mathematical models**. Elsevier Energy Procedia, Volume 82, Pages 172-179, 2015.

LEIFSSON, L.; DU, X.; REN, J. **Aerodynamic inverse design using multifidelity models and manifold mapping**. Elsevier Masson SAS Aerospace Science and Technology Journal. Volume 85, Pages 371-385, 2014.

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos**. 3 ed. Rio de Janeiro, Editora Ciência Moderna. 2012.

LUCENA, A. N. **Desenvolvimento de um veículo aéreo não tripulado com sustentação e propulsão híbrida**. 2018. 141f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2018. Disponível em:

<<https://repositorio.ufrn.br/jspui/handle/123456789/24977>>. Acesso em 4 de junho de 2018.

LYU, Z., KENWAY, G.K.W., MARTINS, J.R.R.A. **Aerodynamic shape optimization investigations of the common research model wing benchmark**. American Institute of Aeronautics and Astronautics Journal, Volume 53, Issue 4, Pages 968-985, 2015.

MARKARIAN, J. **Design for Manufacture Is Ready for Takeoff in Aircraft: Faster, more efficient processing technologies, integrated part design, and optimized materials aim to cut production costs and boost performance**. Society of Plastics Engineers, Vol. 73, Issue 9, p.26+, 2017.

MIRJALILI, S., GANDOMI, A.H., MIRJALILI, S.Z., SAREMI, S., FARIS, H., MIRJALILI, S.M. **Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems**. Elsevier Advances in Engineering Software, Volume 114, Pages 163-191, 2017.

MIRJALILI, S., LEWIS, A. **The Whale Optimization Algorithm**. Elsevier Advances in Engineering Software, Volume 95, Pages 51-67, 2016.

MIRJALILI, S. **SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems**. Elsevier Knowledge-Based Systems, Volume 96, Pages 120-133, 2016.

PETRUCCI, D.R; MANZANARES FILHO, N; CAMACHO, R.G.R. **Um método de painéis eficiente baseado em distribuições lineares de vórtices para análise do escoamento em grades de turbomáquina**. Itajubá-MG. Escola Federal de Engenharia de Itajubá. 2001.

RAM, K. R., LAL, S., AHMED, M. R. **Low Reynolds number airfoil optimization for wind turbine applications using genetic algorithm**. Journal of Renewable and Sustainable Energy. Volume 5. 2013.

RUBIO-CLEMENTE, A., AGUILAR, J., CHICA, E. **Shape optimization of a multi-element hydrofoil for hydrokinetic turbines using response surface methodology**. European Association for the Development of Renewable Energy, Environment and Power Quality (EA4EPQ) Journal, Volume 17, Pages 68-73, 2019.

SECCHI, A. R., **COQ-897 - Otimização de Processos**. Programa de Engenharia Química, Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, 2015. <http://www2.peq.coppe.ufrj.br/Pessoal/Professores/Arge/COQ897/Otimiza.pdf>. <Acesso em 14/11/2019 às 03:20>.

SELIG, M.S. **PROFOIL: A Multipoint Inverse Airfoil Design Method User's Guide**. Department of Aerospace Engineering, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, IL, 2014.

SELIG, M.S. **UIUC Airfoil Coordinates Database**. Department of Aerospace Engineering, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, IL, 2019.

SEMENOVA, A., CHIRKOV, D., LYUTOV, A., CHEMY, S., SKOROSPELOV, V., PYLEV, I. **Multi-objective shape optimization of runner blade for Kaplan turbine**. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Volume 22, Article number 012025, 2014.

TANOMARU, J. **Motivação, Fundamentos e Aplicações de Algoritmos Genéticos**. II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, III Escola de Redes Neurais. 1995.

TICONA, W.G.C. **Algoritmos evolutivos multi-objetivo para a reconstrução de árvores filogenéticas**. Tese de doutorado, ICMC, USP, São Carlos, S.P., 2003.

TSAI, K. **Shape optimization of cambered airfoils using a geneticalgorithm and a multipoint inverse method**. Master of Science in Aerospace Engineeringin, Graduate College of the University of Illinois at Urbana-Champaign, 2015.

VEREINIGUNG, O. U. **Airfoils for Tailless Airplanes: Design and Selection**. 8th Tailless Planes Symposium, Germany, 1991.

WANG, Q.; CHEN, J.; PANG, X.; LI, S.; GUO, X. **A new direct design method for the medium thickness wind turbine airfoil**. Journal of Fluids and Structures. Volume 43, Pages 287-301. 2013.

YANG, X. S. **A new metaheuristic Bat-inspired Algorithm**. Book: Studies in Computational Intelligence, Volume 284, Pages 65-74, 2010.

ZHANG, S.; LI, H.;ABBASI, A. A. **Design methodology using characteristic parameters control for low Reynolds number airfoils**. Aerospace Science and Technology. Volume 86, Pages 143-152. 2019.