

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

UMA METODOLOGIA HÍBRIDA DE OTIMIZAÇÃO
APLICADA ÀS PÁS DE TURBINAS HIDRÁULICAS
AXIAIS

ANNA PAULA DE SOUSA PARENTE RODRIGUES

ORIENTADOR: ANTONIO CÉSAR PINHO BRASIL JUNIOR

TESEÇÃO DE DOUTORADO EM
CIÊNCIAS MECÂNICAS

PUBLICAÇÃO: ENM.TD - 013 A/2012

BRASÍLIA/DF: JUNHO - 2012.

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

UMA METODOLOGIA DE OTIMIZAÇÃO APLICADA ÀS
PÁS DE TURBINAS HIDRÁULICAS AXIAIS

ANNA PAULA DE SOUSA PARENTE RODRIGUES

TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS MECÂNICAS.

APROVADA POR:

Prof. Antonio César Pinho Brasil Junior, DSc. (ENM-UnB)
(Orientador)

Prof. Alberto Carlos Guimarães Castro Diniz, Dr. (ENM-UnB)
(Examinador Interno)

Prof. Taygoara Felamingo de Oliveira, Dr. (FGA-UnB)
(Examinador Externo)

Prof. André Luiz Amarante Mesquita, Dr. (UFPA)
(Examinador Externo)

Prof. Tito Dias Júnior, Dr. (DPF/SR/RO)
(Examinador Externo)

BRASÍLIA/DF, 06 DE JUNHO DE 2012.

FICHA CATALOGRÁFICA

RODRIGUES, ANNA PAULA DE SOUSA PARENTE

Uma Metodologia Híbrida de Otimização Aplicada às Pás de Turbinas
Hidráulicas Axiais. [Distrito Federal] 2012.

xvii, 175p., 297 mm (ENM/FT/UnB, Doutor, Ciências Mecânicas.)

Tese de Doutorado - Universidade de Brasília.

Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Mecânica.

- | | |
|--------------------------------|--|
| 1. Algoritmos Genéticos | 2. Otimização por Enxame de Partículas |
| 3. Turbinas Hidráulicas Axiais | 4. Simulação numérica - CFD |
| I. ENM/FT/UnB | II. Título (série) |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

RODRIGUES, A. P. S. P. (2012). Uma Metodologia Híbrida de Otimização Aplicada às Pás de Turbinas Hidráulicas Axiais. Tese de Doutorado em Ciências Mecânicas, Publicação ENM.TD - 013 A/2012, Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 175p.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Anna Paula de Sousa Parente Rodrigues.

TÍTULO DA TESE DE DOUTORADO: Uma Metodologia Híbrida de Otimização Aplicada às Pás de Turbinas Hidráulicas Axiais.

GRAU / ANO: Doutor / 2012

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Anna Paula de Sousa Parente Rodrigues
SGAN 911 Módulo G Bloco A Apartamento 209
70790-110 Brasília - DF - Brasil.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelos dons e força nos momentos mais difíceis; pelo ensejo de experimentar esta chance única e maravilhosa que se chama viver.

Aos meus pais, Valdenor e Juliana, e irmão Carlos Alberto, por todo o carinho, amor, paciência, compreensão e apoio, que mesmo distantes fisicamente, foram de suma importância para a conclusão dessa jornada tão desafiadora.

À minha amiga, irmã Leticia, por todo seu apoio, compreensão e companheirismo em todas as horas, não somente nas boas, mas principalmente nas mais difíceis. Dizem que amigos é a família que podemos escolher, e eu não poderia ter feito escolha melhor.

Ao professor Brasil por toda sua orientação, paciência e dedicação, sem as quais esse trabalho não teria sido possível. Além da sua amizade e confiança.

A todos os amigos, Fernanda, Gisele, Luciano, Diogo, José Gustavo, Claudinha, Gilmar, Lidia, professor Camargo, minhas tias e primos, entre tantos outros, por toda ajuda, apoio e companheirismo, cada um a sua maneira tornando a realização desse trabalho menos árdua.

RESUMO

UMA METODOLOGIA HÍBRIDA DE OTIMIZAÇÃO APLICADA ÀS PÁS DE TURBINAS HIDRÁULICAS AXIAIS

Autor: Anna Paula de Sousa Parente Rodrigues

Orientador: Antonio Cesar Pinho Brasil Junior

Programa de Pós-graduação em Ciências Mecânicas

Brasília, maio de 2012

Este trabalho apresenta uma metodologia de otimização para geometria de pás de turbinas hidráulicas axiais. O principal objetivo é determinar a geometria de pá que melhor se adaptará às condições de escoamento e funcionamento impostas, melhorando assim o desempenho dessa turbina. A motivação deste trabalho, decorre da necessidade cada vez maior do "melhor" projeto, em um curto período de tempo, fazendo com que esforços para a concepção de novas metodologias de otimização e ciclos de projeto, sejam desenvolvidos.

A otimização se dará através da junção das técnicas de otimização heurísticas: Algoritmos Genéticos (AG) e Otimização por Enxame de Partículas (PSO- Particle Swarm Optimization). O principal objetivo dessa junção é a busca por um método de otimização mais robusto e eficiente na determinação da melhor geometria dessas pás. Dessa forma, o desempenho das pás é considerada como função objetivo.

Métodos de dinâmica dos fluidos computacional (CFD- Computational Fluid Dynamics) são utilizados como ferramenta para o cálculo desse desempenho. Essa metodologia é aplicada para uma turbina hidrocínética e uma turbina do tipo bulbo. Os resultados provenientes da otimização da turbina hidrocínética são comparados, para diversos pontos de operação, com valores obtidos através de metodologias de otimizações anteriores. O que proporcionou a comprovação do melhor desempenho do algoritmo híbrido AG-PSO, sendo este posteriormente aplicado à otimização de forma das pás de uma turbina bulbo. Os resultados apresentam um ganho na potência (turbina hidrocínética) e rendimento (turbina bulbo) de saída do rotor otimizado via AG-PSO, além de uma melhora no tempo de processamento, demonstrando assim a viabilidade do uso dessa metodologia para a geração de geometrias ótimas de pás de rotores axiais.

ABSTRACT

A HYBRID OPTIMIZATION METHOD APPLIED TO AXIAL TURBINE RUNNERS

Author: Anna Paula de Sousa Parente Rodrigues

Supervisor: Antonio Cesar Pinho Brasil Junior

Programa de Pós-graduação em Ciências Mecânicas

Brasília, May of 2012

This thesis presents a methodology as optimization method for the blades of axial turbine runners. The aim is to determine the optimal shape for the blade, considering a specific flow condition and operation point, improving this turbine performance. The motivation behind this work is based on search of the "best" design, increasingly, in a short time, resulting in efforts to new optimization methods and design cycles.

The optimization method combines two heuristic optimization techniques: Genetics algorithms (GA) and particle swarm optimization (PSO). The addition of these two techniques in one algorithm (GA-PSO) allows an optimization method more robust and efficient for the purpose of optimal runner's shape. The objective function to be optimized is the performance generated by the rotor.

To computation of the performance by the turbine blades, a commercial CFD (Computational Fluid Dynamics) code is used. This methodology is applied to a hidrokinetic turbine and a bulb turbine. The performances of the hidrokinetic turbine, for different operating conditions, of the optimized rotor with GA-PSO were compared to results of previous optimization methods. Proving that the hybrid GA-PSO algorithm has the best performance, being applied to optimization of an bulb runner shape. The results showed a gain in power output (hidrokinetic turbine) and efficiency (bulb turbine) , beyond a improvement in the the processing time, which demonstrated the viability of the use of GA-PSO algorithm as a good design procedure for shape optimization of axial hydraulic turbines.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	OBJETIVOS E ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	3
1.2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
2	ABORDAGENS NUMÉRICAS - DESCRIÇÃO GEOMÉTRICA E CFD	10
2.1	PARAMETRIZAÇÃO GEOMÉTRICA DE ROTORES AXIAIS	10
2.2	SIMULAÇÃO NUMÉRICA VIA CFD	26
3	METODOLOGIA DE OTIMIZAÇÃO	39
3.1	ALGORITMOS GENÉTICOS	40
3.2	OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS	57
3.3	ALGORITMO HÍBRIDO AG-PSO	61
3.4	VERIFICAÇÃO DO ALGORITMO HÍBRIDO AG-PSO	64
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	69
4.1	OTIMIZAÇÃO DA GEOMETRIA DAS PÁS DE UMA TURBINA HIDRO- CINÉTICA	69
4.2	ANÁLISE DE DESEMPENHO DA GEOMETRIA DE PÁ OTIMI- ZADA - TURBINA HIDROKINÉTICA	82
4.3	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE - ALGORITMO HÍBRIDO AG-PSO	95
4.4	OTIMIZAÇÃO DA GEOMETRIA DAS PÁS DE UMA TURBINA BULBO111	
4.5	ANÁLISE DE DESEMPENHO DA GEOMETRIA DE PÁ OTIMI- ZADA - TURBINA BULBO	119
5	CONCLUSÃO	134
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	138
	APÊNDICES	148
	A - GERAÇÃO DO DOMÍNIO E MALHA NO ANSYS TURBOGRID	149

B - TURBINA HIDROCINÉTICA	152
C - MODELO MATEMÁTICO SIMPLIFICADO	157
D - DADOS GEOMÉTRICOS DOS ROTORES OTIMIZADOS	174

LISTA DE TABELAS

4.1	Resultados do rotor otimizado à 90 <i>RPM</i>	78
4.2	Parâmetros do módulo CFD (ANSYS CFX-11) de simulação numérica	85
4.3	Parâmetros iniciais adotados.	97
4.4	Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Probabilidade de Mutação	99
4.5	Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Probabilidade de Elitismo	101
4.6	Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Tamanho da população	103
4.7	Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Coeficiente de Aceleração c_1	105
4.8	Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Coeficiente de Aceleração c_2	105
4.9	Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Peso de inércia w	108
4.10	Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Divisão da população	110
4.11	Dados pré-projeto CHE-BM	113
4.12	Parâmetros de configuração	115
4.13	Rendimento do rotor otimizado - turbina bulbo.	117
4.14	Parâmetros do módulo CFD (ANSYS CFX-11) de simulação numérica	125
A.1	Parâmetros do módulo CFD (ANSYS CFX-11) de simulação numérica	150
C.1	Coeficiente de sustentação - Perfil ,NACA 0012.	172
D.1	Características do rotor da turbina hidrocínética.	174
D.2	Características das seções da pá do rotor da turbina hidrocínética. . . .	174
D.3	Características do rotor da turbina bulbo.	175
D.4	Características das seções da pá do rotor da turbina bulbo.	175

LISTA DE FIGURAS

2.1	Parametrização implementada por Rogalsky. [28]	12
2.2	Parametrização implementada por Desideri. [29]	13
2.3	Turbina hidrocínética.	18
2.4	Parametrização do rotor.	19
2.5	Perfil aerodinâmico.	19
2.6	Parametrização do perfil mais próximo ao cubo do rotor.	22
2.7	Parametrização de todos os perfis que formam a pá.	23
2.8	Parametrização 3D de todos os perfis que formam a pá.	26
2.9	Módulo de simulação numérica no ANSYS-CFX 11.	27
2.10	Canal entre pás da turbina hidrocínética.	27
2.11	Escoamento em um sistema referencial não-inercial.	29
3.1	Processo de cruzamento.	45
3.2	Representação do método da roleta ([75]).	51
3.3	Seleção pelo método de torneio ([75]).	51
3.4	Cruzamento de um único ponto.	53
3.5	Cruzamento de ponto duplo.	53
3.6	Cruzamento em pontos aleatórios.	53
3.7	Mutação no cromossomo de codificação binária.	55
3.8	Movimento das partículas [79]).	59
3.9	Algoritmo híbrido GA-PSO de otimização.	63
3.10	Representação gráfica 3D e linhas de contorno da função picos.	64
3.11	Distribuição da população através do algoritmo genético.	67
3.12	Distribuição da população através do algoritmo híbrido AG-PSO.	68
4.1	Turbina hidrocínética.	70
4.2	Modelo de otimização com algoritmo genético e modelo matemático simplificado.	73
4.3	Modelo de otimização com algoritmo genético e módulo CFD.	75
4.4	Algoritmo híbrido AG-PSO de otimização.	77
4.5	Gráfico de convergência do AG com módulo CFD.	80

4.6	Gráfico de convergência do AG-PSO com módulo CFD.	81
4.7	Comparação das geometrias otimizadas.	81
4.8	Malha 3D do canal entre pás.	83
4.9	Malha da seção próxima ao rotor com detalhe da visualização próxima à pá.	84
4.10	Malha da seção média com detalhe da visualização próxima à pá. . . .	84
4.11	Malha da seção próxima à carcaça com detalhe da visualização próxima à pá.	85
4.12	Curva de convergência CFX.	89
4.13	Potência do rotor otimizado 90 RPM.	89
4.14	Linhas de corrente no canal entre pás - visualização 1.	90
4.15	Linhas de corrente no canal entre pás - visualização 2.	90
4.16	Linhas de corrente cisalhamento - vista seção média do canal entre pás.	91
4.17	Linhas de cisalhamento - na pá e no canal entre pás.	91
4.18	Linhas de cisalhamento - no canal entre pás.	92
4.19	Campo de pressão sobre a pá.	92
4.20	Campo de pressão - vista seção média do canal entre pás.	93
4.21	Campo de pressão no canal entre pás.	93
4.22	Vetor velocidade - entrada e saída do canal entre pás.	94
4.23	Vetor velocidade ao longo do canal entre pás.	94
4.24	Híbrido AG-PSO, com modelo matemático simplificado.	96
4.25	Gráfico de convergência - Variação da probabilidade de mutação.	99
4.26	Gráfico de convergência - Variação da probabilidade de elitismo.	101
4.27	Gráfico de convergência - Variação do tamanho da população.	103
4.28	Gráfico de convergência - Variação do coeficiente de aceleração c_1	106
4.29	Gráfico de convergência - Variação do coeficiente de aceleração c_2	106
4.30	Gráfico de convergência - Variação do peso de inércia w	108
4.31	Gráfico de convergência - Divisão da população.	110
4.32	Turbina bulbo.	112
4.33	Convergência do AG-PSO.	118
4.34	Visualização das do rotor otimizado - turbina bulbo.	118
4.35	Visualização da pá do rotor otimizado - turbina bulbo.	119
4.36	Malha 3D do canal entre pás da turbina bulbo.	120
4.37	Malha da seção próxima ao rotor com detalhe da visualização próxima à pá.	121
4.38	Malha da seção média com detalhe da visualização próxima à pá. . . .	121

4.39	Malha da seção próxima à carcaça com detalhe da visualização próxima à pá.	122
4.40	Curva de convergência do ANSYS CFX-11 <i>Solver</i>	126
4.41	Rendimento do rotor otimizado.	126
4.42	Linhas de corrente no canal entre pás da turbina bulbo - visualização 1.	127
4.43	Linhas de corrente no canal entre pás da turbina bulbo - visualização 2.	127
4.44	Linhas de corrente na seção próxima ao rotor - detalhe da visualização próxima à pá.	128
4.45	Linhas de corrente na seção média - detalhe da visualização próxima à pá.	128
4.46	Linhas de corrente na seção próxima à carcaça - detalhe da visualização próxima à pá.	129
4.47	Linhas de cisalhamento na pá otimizada da turbina bulbo.	129
4.48	Linhas de cisalhamento no canal entre pás da turbina bulbo.	130
4.49	Campo de pressão com detalhe na entrada, saída e laterais.	131
4.50	Campo de pressão sobre a pá otimizada da turbina bulbo - vista frontal e posterior.	131
4.51	Campo de pressão com detalhe próximo à pá.	132
4.52	Vetor velocidade - detalhes da entrada e saída do canal entre pás.	132
4.53	Vetor velocidade ao longo do canal ente pás.	133
A.1	Geração do domínio (TurboGrid).	150
A.2	Pré-processamento.	151
B.1	Turbina hidrocínética - Geração 1.	154
B.2	Turbina hidrocínética, Geração 2, desenho CAD.	155
B.3	Turbina hidrocínética - Geração 2.	155
B.4	Turbina hidrocínética - Geração 3.	156
C.1	Turbina hidrocínética com difusor (configuração de fluxo).	157
C.2	Modelo de Superfície de contorno tubular.	159
C.3	Disco atuador.	159
C.4	Escoamento sem e com difusor.	162
C.5	Modelo de elementos de pá.	167
C.6	Esforços hidrodinâmicos no elemento de pá.	167
C.7	Velocidade tangencial no rotor.	171
C.8	Dados sobre o perfil NACA 0012.	172
C.9	Fator de correção de grade (Henn, 2001).	173

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURA E ABREVIACIONES

CFD: *Computational Fluid Dynamics*

IA: Inteligência Artificial

RNA: Redes Neurais Artificiais

SA: *Simulated Annealing* ou Recozimento Simulado

AG: Algoritmo Genéticos

NURBS: *Non Uniform Rational Basis Spline*

modeFRONTIER: Ferramenta de otimização multidisciplinar

ICEM-CFD: Ferramenta de discretização de geometria

FLUENT: Ferramenta computacional de modelagem física e simulação numérica

PSO: *Particle Swarm Optimization* ou Otimização por enxame de partículas

CAD: Computer-Aided Design

NACA: National Advisory Committee for Aeronautics

c_u : Equação da forma geral de uma curva

$N_{i,p}$: Polinômio de base

$S_{u,v}$: Superfície NURBS

d: Diâmetro interno

D: Diâmetro externo

nsec: Número de seções em posições radiais diferentes

X_{pu} : Coordenadas da superfície superior (extradorso)

Y_{pu} : Coordenadas da superfície inferior (intradorso)

L_c : Corda do perfil

β_e : Ângulo do bordo de ataque

β_s : Ângulo do bordo de fuga

rcurvatura: Raio de curvatura

rlocal: Raio local

fat: Fator de engrossamento da pá

rhub: Raio interno do rotor

Ω : Domínio do fluido

u_i : Campo de velocidade

p : Campo de pressão

O_1 : Sistema de coordenadas móveis

F_{r1} : Termo de Coriolis

F_{r2} : Aceleração centrípeta

R_e : Número de Reynolds

R_o : Número de Rossby

σ_{ij} : Tensor tensão

RANS: Reynolds Averaged Navier-Stokes

μ_t : Viscosidade turbulenta

SST: Shared stress transport

ν_t : Viscosidade

$\vec{p}(t)$: Composição da população

$\vec{x}t$: Aptidão de cada indivíduo

p_c : Ponto de corte

p_m : Probabilidade de mutação

p_e : Probabilidade de elitismo

N_{elit} : Número de elitismo

$f(i)$: Função de aptidão

p_i : Seleção proporcional

G_1 : Pai um

G_2 : Pai dois

g_1 : Filho um

g_2 : Filho dois

$v_i(t)$: Velocidade da partícula

$x(t)$: Posição da partícula

p_i : Melhor posição já registrada da partícula

p_g : Melhor posição entre todas as partículas da população

c_1 e c_2 : Coeficientes de aceleração

v_i^s : Velocidade próxima ao ponto ótimo da colônia

v_i^p : Velocidade próxima ao ótimo da partícula

p^s : Colônia ótima

p^i : Partícula ótima

ω : Peso de inércia

' a' : Fator de indução axial

C_{pr} : Coeficiente de pressão

C'_p : Coeficiente de potência intrínseco

V_0 : Velocidade de fluxo

n_b : Número de pás

T : Torque

ρ : Densidade da água

V_r : Velocidade relativa do escoamento na seção

C_D : Coeficiente de arrasto

C_L : Coeficiente de sustentação

γ : Raio local da seção

σ_R : Solidez da pá

Γ : Ângulo de curvatura

LEA: Laboratório de Energia e Ambiente

H : Queda de projeto

P_u : Potência unitária

η : Rendimento

R : Rotação

Q : Vazão

A : Área transversal ao fluxo

λ : Velocidade periférica de rotação do rotor

ϕ : Coeficiente de vazão

ψ : Coeficiente de pressão

N_s : Rotação específica

g : Aceleração da gravidade

1 INTRODUÇÃO

As turbinas hidráulicas são máquinas de fluxo que vêm sendo projetadas e construídas há séculos. Seus primeiros projetos eram baseados na experiência do projetista juntamente com numerosos e dispendiosos testes com modelos reduzidos ou protótipos com esforço de tentativa e erro. Com o maior desenvolvimento dos métodos computacionais de simulação numérica e sua aplicação na análise e projeto de turbomáquinas, uma concepção mais eficiente dessas turbinas tornou-se possível [1].

No entanto, ao longo das últimas décadas, percebe-se uma maior demanda em termos de desempenho de turbomáquinas, o que resulta na necessidade de melhora na qualidade de projeto, pode ser claramente percebida. Para tanto, metodologias de otimização vêm sendo empregadas de forma a gerar projetos "ótimos" dessas máquinas, aumentando assim sua eficiência e reduzindo custos de testes. Esse enfoque direciona-se tanto à busca de condições operacionais otimizadas, quanto ao dimensionamento e projeto de partes (otimização de componentes e forma).

Dentro deste contexto, o objetivo principal deste trabalho é a otimização da geometria do rotor de turbinas hidráulicas axiais, mais especificamente das pás que compõem este rotor. Ou seja, a determinação da geometria de pá que melhor se adaptará às condições do escoamento e funcionamento impostos, aumentando assim a potência gerada pela turbina. Esta otimização se dará através da aplicação de técnicas de inteligência artificial (Algoritmos Genéticos e Otimização por Enxame de Partículas), visando uma melhora no desempenho da turbina.

Historicamente, a evolução das técnicas de projeto de turbinas hidráulicas iniciou-se na França em 1827 com a construção, por Fourneyron, da primeira turbina hidráulica para fins práticos. Esta turbina foi projetada com o auxílio do engenheiro francês Claude Burdin alcançando uma eficiência de até 75% para potência total, considerando quedas em torno de 107 metros. No seu funcionamento a água era dirigida tangencialmente através do rotor da turbina provocando seu giro. Em 1844, Uriah A. Boyden aumentou a eficiência destas turbinas, incluindo algumas modificações técnicas [2].

Por volta de 1838, S. B. Howd obteve a patente para um desenho similar aos desenvol-

vidos por Jean V. Poncelet em 1820 para uma turbina de fluxo interno. Em meados de 1849 James B. Francis melhorando tais desenhos desenvolveu nos Estados Unidos a turbina Francis. Através da aplicação de princípios e métodos de prova científica, Francis produziu a turbina mais eficiente elaborada até então. Considerada uma turbina de reação, ou seja, que funciona com uma diferença de pressão entre os dois lados do rotor. No seu funcionamento a água entra sob pressão na direção radial e descarrega na direção axial, havendo transformação tanto de energia cinética como de energia de pressão em trabalho.

Nesta mesma época, a turbina de fluxo axial ou tipo hélice foi inventada na Europa. Essa consiste basicamente de um rotor, similar a uma hélice de navio, ajustada internamente na continuação de um conduto, com eixo saindo do conjunto no ponto em que a tubulação muda de direção [3].

Em 1880 Lester Allan Pelton inventou uma turbina de ação (turbina Pelton), isto é, que funciona à pressão atmosférica. Esta turbina foi constituída por uma roda e um ou mais injetores, cuja função é transformar a energia de pressão do escoamento em energia cinética, orientando esse mesmo escoamento para a roda. O torque é gerado pela ação de um jato livre sobre a dupla concha do rotor.

Já na ex-Tchecoslováquia (1913), Kaplan inventou uma turbina semelhante a um propulsor de navio (similar a uma hélice) com duas a seis pás móveis, onde um sistema de êmbolo e manivelas montado dentro do cubo do rotor é responsável pela variação do ângulo de inclinação das pás. Esta característica proporcionou uma melhora na potência gerada, com adequação de ângulos das pás para cada condição de operação.

Além dessas, várias outras turbinas foram desenvolvidas, como por exemplo, turbinas bulbo. Esta se caracteriza por possuir o gerador montado na mesma linha da turbina em posição quase horizontal e envolto por um casulo que o protege do fluxo normal da água [4].

Apesar de toda esta evolução, melhoras na qualidade do projeto dessas máquinas vêm sendo requeridas cada vez mais. Dessa forma, a utilização de metodologias de otimização na busca do projeto "ótimo" tem se mostrado uma alternativa altamente atrativa.

Dentre os diversos componentes de uma turbina hidráulica que podem ser otimizados,

a fim de se obter um melhor desempenho da mesma, optou-se no presente trabalho pela otimização do rotor. Isso se deu devido ao fato do rotor ser um dos principais componentes de um sistema hidráulico, responsável por captar a energia hídrica do escoamento e transformá-la em energia mecânica de rotação. Sendo que sua configuração influencia diretamente no rendimento global do sistema.

Metodologias tradicionais de otimização e desenvolvimento de rotores de turbomáquinas são descritas como processos iterativos baseados em projetos anteriores e pré-projetos [5]. Dessa maneira, o principal objetivo é determinar a geometria ideal das pás do rotor, para uma dada condição de funcionamento, de forma que estas possuam o melhor desempenho hidrodinâmico. Para o cálculo desse desempenho, métodos de dinâmica dos fluidos computacional (CFD - *Computational Fluid Dynamics*) podem ser utilizados.

Na fase de projeto das pás, a determinação da melhor geometria varia de acordo com as condições de projeto, tornando-se necessário analisar, por tentativa e erro, um grande número de geometrias a fim de se encontrar a melhor. Cada uma destas análises requer um cálculo de desempenho, o que torna este processo computacionalmente caro e demorado. Além de não garantir que a geometria de pá ideal seja encontrada.

Projetos avançados de pás de turbomáquinas já não são concebidos pelo processo de tentativa e erro, mas através de métodos computacionais iterativos que definem a melhor geometria de pá para uma dada condição de operação. A necessidade do "melhor" projeto, em um curto período de tempo, fez com que esforços para a concepção de novas metodologias de otimização e ciclos de projeto fossem desenvolvidos. Dessa forma, visando uma melhora no projeto e eficiência da geometria resultante, a utilização de técnicas de Inteligência Artificial (IA) se torna uma alternativa interessante uma vez que leva às tendências corretas do campo de escoamento ótimo.

1.1 OBJETIVOS E ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Dessa forma, o objetivo principal deste trabalho é a otimização (de forma, geométrica) das pás do rotor de turbinas hidráulicas axiais. Isto é, a determinação da geometria de pá que melhor se adaptará as condições do escoamento e funcionamento impostos, aumentando assim a eficiência dessa turbina. Esta otimização se dará através de Algoritmos Genéticos e Otimização por Enxame de Partículas¹. Para o cálculo do desempenho e análise das geometrias das pás otimizadas será utilizado um código

¹Otimização por enxame de partículas será a tradução utilizada para *Particle swarm optimization*.

comercial de dinâmica dos fluidos computacional-CFD. A simulação numérica do escoamento efetuada via CFD tem como objetivo avaliar qualitativamente as geometrias geradas, através da obtenção dos rendimentos hidráulicos destas turbinas, além da visualização do escoamento no rotor.

Mais especificamente, o trabalho proposto na presente tese é:

- Aplicação de uma metodologia de parametrização geométrica e simulação numérica, o que permitirá uma análise do problema desde a formulação da geometria e malha, até a visualização do escoamento posteriormente;
- Implementação de um algoritmo híbrido de otimização. Tal algoritmo será composto das técnicas de otimização: Algoritmos genéticos e Otimização por enxame de partículas, a fim de se obter uma metodologia de otimização mais robusta;
- Avaliação dos resultados através de um código comercial de dinâmica dos fluidos computacional. Esta avaliação se dará através de simulações numéricas computacionais, possibilitando uma análise do escoamento através da pá otimizada, considerando vários pontos de funcionamento da máquina.

Para tanto, este trabalho se dividirá em cinco capítulos. No capítulo 1 é apresentado um breve histórico sobre a evolução das turbinas hidráulicas, assim como uma revisão bibliográfica sobre as metodologias de otimização destas e os objetivos deste trabalho.

O capítulo 2 apresenta a metodologia de parametrização da geometria das pás do rotor, assim como a metodologia de simulação numérica, através de código CFD. No capítulo 3 é descrito o processo de otimização empregado. Este utiliza Algoritmos Genéticos e Otimização por Enxame de Partículas a fim de determinar a melhor geometria das pás do rotor, melhorando assim, o desempenho da turbina hidráulica axial a ser otimizada.

No capítulo 4 essa metodologia de otimização é aplicada à uma turbina hidrocínética e à uma turbina bulbo, sendo que as geometrias otimizadas das pás desses rotores são avaliadas através do código CFD, possibilitando o cálculo de sua potência (no caso da turbina hidrocínética) e eficiência (no caso da turbina bulbo), assim como uma visualização do comportamento do fluido nessas pás. O capítulo 5 apresenta as conclusões obtidas no trabalho, assim como sugestões para pesquisas futuras.

1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O uso de técnicas de inteligência artificial como metodologia de otimização de turbinas hidráulicas, em específico das pás destas turbinas, é um campo relativamente novo. Dessa forma, sua literatura técnica não é muito vasta, apenas poucos artigos são apresentados e em geral, muitos destes disponibilizados em anais de conferências ou veículos específicos. Alguns destes trabalhos são descritos a seguir.

No trabalho de Flores *et. al.*, [6], é apresentada uma metodologia de otimização numérica para rotores de turbomáquinas utilizando redes neurais artificiais (RNA). Através do algoritmo de aprendizagem Levenberg-Marquardt e considerando os parâmetros operacionais da turbina, a eficiência global da mesma (através do torque) foi otimizada, apresentando uma melhora da ordem de 12%. A base de dados utilizada no treinamento da RNA foi obtida por meio de simulações numéricas no ANSYS-CFX 5.7. Segundo o artigo, essa rede neural proposta pode ser modelada e simulada em um tempo reduzido, o que permitiu a identificação de parâmetros de operação de saída, melhorando assim a eficiência da turbina. Assim, a aplicação de RNAs pode ser utilizada para uma estimativa segura na simulação de novos projetos de pás enquanto isto é contido em um banco de dados.

Em Shingai *et. al.*, [7], um rotor de cinco pás de uma turbina axial, tipo bulbo, é otimizado através da técnica de recozimento simulado (*Simulated Annealing* - SA). Três pontos operacionais são avaliados e a soma de seus pesos é utilizada como função objetivo. Para verificação do desempenho desse rotor otimizado a curva de eficiência obtida numericamente foi comparada com uma curva obtida de forma experimental (para o rotor não otimizado), apresentando uma melhora na eficiência das pás otimizadas. Tal fato demonstrou a viabilidade do uso dessa metodologia para o projeto e otimização de pás de rotor axial, nesse caso, turbina bulbo.

Já em Mengistu e Ghaly, [8], é utilizado um algoritmo genético (AG) acoplado com uma RNA com *backpropagation*, isso é, uma rede neural com aprendizado supervisionado por correção de erros. Para a representação da geometria das pás foi utilizado a metodologia NURBS (*Non Uniform Rational Basis Spline*). Esta metodologia resultou em uma melhora significativa no desempenho da turbina.

Harvey *et. al.*, [9], apresenta uma parametrização de pás 3D utilizando equações diferenciais. Essas são acopladas a uma implementação paralela de um algoritmo *Tabu Search*.

Essa metodologia permitiu a geração de formas arbitrárias de pás, e conseqüentemente, uma concepção inovadora de critérios funcionais.

Yangatal, [10], aplicou uma metodologia modificada para geração de pás de turbinas bulbo. Essa metodologia modificada consiste na utilização de curvas de *Bezier Spline* para parametrizar a geometria das pás dessa turbina combinada com ferramentas CFD para melhorar a eficiência da turbina bulbo. Essa metodologia modificada permitiu um controle da distribuição de pressão e velocidade na superfícies das pás.

Já Pierret,[11] desenvolveu uma aplicação onde o software MAX, implementado pelo CENAERO, foi utilizado para realizar a otimização de geometrias de pá 3D. O método desenvolvido nesse trabalho combina o uso de um AG com codificação real com variáveis significativas do projeto e uso de um modelo simplificado. A geometria do rotor 67 da NASA é utilizada para demonstrar a capacidade deste método. O objetivo principal foi encontrar a geometria ótima para três diferentes condições de operação para a mesma velocidade de rotação. Segundo o autor, uma das principais contribuições desse trabalho reside no fato da redução do tempo computacional necessário para a otimização das geometrias, proporcionando uma aplicação mais industrial e não somente acadêmica.

No trabalho de Harick, [12], otimizou-se o projeto de uma turbomáquina radial através de algoritmos genéticos e redes neurais artificiais. Diferentemente de outros trabalhos, cujo os objetivos foram maximizar uma função objetivo (FO), como a potência ou eficiência gerada, por exemplo. Nesse trabalho tem-se como objetivo minimizar uma FO, a qual é composta pela soma de penalidades as quais pioram o desempenho da turbina. Dessa forma, uma melhora na eficiência da turbina, além de uma rápida convergência foi obtida.

Em Swiderski *et. al*, [13] foi apresentado um processo automatizado para o projeto ótimo de pás de rotores. Um módulo CFD é o objeto central do algoritmo. Este trabalho apresenta um esboço geral de um algoritmo de otimização de geometria de pá, teoricamente base para experimentos e seleção de exemplos de aplicação. O método se mostrou eficiente, no entanto, segundo o autor este ainda necessita de ajustes como a determinação de sub-processos para melhorar a otimização, entre outros.

Outro processo de otimização é encontrado em Busea e Jian, [14]. Este trabalho apresenta alguns aspectos em relação ao tipo K20 de otimização de pás de turbinas hidráulicas axiais, usando análise de elementos finitos através do software ANSYS-CFX

BladeGen. Esse é iniciado com o projeto de pás do rotor, materialização do modelo da geometria e CAD-CFD *interfaces*. Tal metodologia foi aplicada em uma turbina Kaplan.

Camacho e Peres, [15], apresentaram uma metodologia de projeto otimizado de pás de turbinas hidráulicas axiais através do modeFRONTIER², ICEM-CFD³ e FLUENT⁴. Essa metodologia consiste na geração automática de geometria e malha as quais são interpretadas pelo ICEM-CFD e posteriormente simuladas numericamente no FLUENT. Através do algoritmo de otimização FSIMPLEX presente no modeFRONTIER uma melhora na eficiência dessas pás pode ser observada.

Em Thum e Shilling, [16], um método CFD multinível foi desenvolvido. Primeiramente, a geometria 3D da pá foi parametrizada através de ferramentas de projeto de geometria para reduzir o número de parâmetros. No primeiro nível de otimização, um quasi-3D código de Euler (EQ3D) foi aplicado. Após a convergência da solução, o processo de otimização foi repetido em um segundo nível utilizando o código 3D Euler completo, produzindo uma solução mais exata. Finalmente, um código 3D Navier-Stokes foi aplicado no terceiro nível para encontrar o ótimo por meio de uma regularização dos parâmetros geométricos. Para comprovar o potencial do sistema de otimização, as pás do rotor de uma turbina Francis foram otimizadas aplicando uma aproximação multinível.

Recentemente, baseado na interação de agentes sociais chamados "partículas", Kennedy e Eberhart, [17], propuseram um novo algoritmo de otimização heurística chamado otimização por enxame de partículas (PSO). Esta técnica tem atraído uma considerável atenção e alguns resultados podem ser observados em ([18]; [19]). No entanto, sua aplicação à otimização de turbomáquinas ainda é bastante escassa, onde um número relativamente pequeno de trabalhos são relacionados na literatura. Alguns desses trabalhos são: Fange *et. al*, [20], o qual utiliza a técnica de otimização PSO aplicada ao sistema governador PID de turbinas hidráulicas, melhorando assim o desempenho das

²modeFRONTIER é uma ferramenta de otimização multidisciplinar, a qual permite o acoplamento em uma mesma análise de ferramentas CAD/CAE e até mesmo a implementação de algoritmos do próprio projetista.

³ICEM-CFD é uma ferramenta ANSYS de discretização de geometria, dispondo de vários recursos para o tratamento de geometrias com problemas e estratégias para geração de malha.

⁴FLUENT é uma ferramenta computacional capaz de prover uma modelagem física e simulação numérica para fenômenos de turbulência, transferência de calor, aeroacústicos, sistemas multifásicos, entre outros.

mesmas. J-zhong *et. al.*[21], a otimização por enxame de partículas foi aplicada ao sistema de controle de velocidade de uma turbina hidráulica; Li e Zhou, [22], o PSO foi utilizado juntamente com o AG para a otimização do sistema governador de uma turbina hidráulica (HTGS). Esse trabalho contou com o desenvolvimento de dois algoritmos: GSA (Gravitational Search Algorithm) e IGSA (Improved Gravitational Search Algorithm), onde comparações de resultados experimentais e numéricos comprovaram um melhor desempenho do algoritmo IGSA. Além desses, Tsalicoglou e Phillipsen, [23], empregaram o PSO na otimização de perfis meridionais de uma turbina radial, utilizando também a parametrização por curvas de *Bézier*.

Métodos de otimização baseados em gradientes são eficientes em termos de taxa de convergência, no entanto não garantem a localização do ótimo global. Por outro lado, métodos heurísticos, como AG possuem uma maior probabilidade de atingir este ótimo, porém, necessitam de grande número de iterações [24]. As RNAs por sua vez, possuem uma alta adaptabilidade, aprendizado automático entre outras vantagens. Por outro lado, por dependerem de uma base de dados, seus resultados são altamente sensíveis a quantidade de dados avaliados. O PSO localiza rapidamente, quando comparado a outras técnicas de computação evolutiva, a região do ótimo. Porém, uma vez dentro desta região, ele pode enfrentar dificuldades em ajustar o seu incremento de velocidade para prosseguir a busca mais refinada [25]. Todos esses métodos de otimização possuem vantagens e desvantagens, sendo que a definição do melhor método depende fortemente do problema tratado [6].

Em termos de otimização o que se pode notar nas últimas décadas é que por volta dos anos 80 observou-se uma utilização de métodos heurísticos ⁵, específicos e dedicados à otimização de um dado problema. Sendo possível produzir, em tempo reduzido, soluções que se aproximavam da solução ótima como um bom grau de concordância. Porém, a maioria dessas heurísticas por serem muito específicas para um determinado problema, na maioria das vezes, não eram aplicáveis na resolução de uma classe mais ampla de problemas. Já por volta dos anos 90 e anos 2000, uma mudança de paradigma ocorreu, surgindo um interesse em técnicas aplicáveis à problemas mais gerais, conhecidas como metaheurísticas. Dentre essas técnicas destacam-se a busca tabu, algoritmos genéticos, colônia de formigas, redes neurais, recozimento simulados, otimização por enxame de partículas, entre outras. Além disso, uma maior utilização de algoritmos híbridos, isso é, a junção de duas ou mais técnicas de otimização a fim de aproveitar as

⁵Para a inteligência artificial, a heurística pode ser descrita como uma regra prática derivada da experiência.

melhores características de cada uma dessas, passou a ser empregada. Assim, podemos observar que nesse contexto, a inserção dessa tese encontra-se na utilização de técnicas metaheurísticas implementadas utilizando algoritmos híbridos.

2 ABORDAGENS NUMÉRICAS - DESCRIÇÃO GEOMÉTRICA E CFD

Neste capítulo será apresentada a metodologia de parametrização geométrica e simulação numérica utilizada para descrever e avaliar todas as geometrias de pá resultantes do processo de otimização.

2.1 PARAMETRIZAÇÃO GEOMÉTRICA DE ROTORES AXIAIS

Técnicas atuais de projeto e otimização de turbomáquinas utilizam parametrização de curvas e superfícies para a definição geométrica dos componentes dessas máquinas ([5]). O uso da parametrização provê uma representação geométrica mais robusta e precisa. Em problemas de otimização aerodinâmica (como em hidrofólios que formam as pás de um rotor), a representação da geometria desses hidrofólios utilizando esquemas de parametrização possui extrema importância. Isso porque determinados pontos de controle das curvas e superfícies do processo de parametrização passam a ser variáveis de projeto na metodologia de otimização. Isto reduz a descrição de uma superfície 3D a um número finito de parâmetros, aproximando assim, com uma predição adequada, a forma de pá de turbina.

Em geral, uma parametrização deve permitir boa reprodução de toda a geometria além de reduzir o número de variáveis necessárias à definição da curva, facilitando assim a manipulação e alterações geométricas da mesma durante o processo de otimização. A parametrização é muito importante no que diz respeito à reduzir o número de variáveis de projeto em uma turbomáquina, sendo usada até mesmo na geração e modificação de malhas em problemas tratados via CFD ([26]).

De acordo com López, [5], para a representação da geometria de pás de turbinas hidráulicas são utilizadas diversos tipos de metodologias de parametrização de curvas e superfícies. Essas por sua vez, são utilizadas para a geração de geometrias de formas livres (2D ou 3D). Dentre os diversos tipos de representação dessas curvas e superfícies, podemos destacar a parametrização por curvas de Bézier e *Non-Uniform Rational B-Splines*-NURBS.

- Parametrização por Curvas de Bézier

No ano de 1912, o matemático Sergei N. Bernstein apresentou uma demonstração para polinômios aproximantes, os quais ficaram conhecidos como Polinômios de Bernstein. Estes polinômios ganharam notoriedade na década de 70, quando foram utilizados em paralelo por Pierre Bézier quando trabalhava na Renault e Paul de Casteljaou na Citroen. Bézier referiu-se a estes polinômios no livro " *Emploi des Machines a Commande Numerique*", assim, as curvas geradas pelos polinômios de Bernstein passaram a ser conhecidas como curvas Bezier ou curvas Bernstein-Bezier.

Uma curva de Bézier é definida por vários pontos, os quais são conhecidos como pontos de controle, sendo que o primeiro e o último pertencem à curva. Dessa forma, a curva de Bézier está sempre contida no invólucro convexo definido pelos seus pontos de controle formando assim o Polígono de Bézier. Assim, a questão fundamental baseia-se em como criar uma curva que começa em um ponto, termina no outro ponto e a sua forma irá depender de um certo número de pontos de controle, os quais irão "puxar" ou "afastar" a curva em si. Uma possível solução é estabelecer um "peso" para cada ponto de controle, utilizando os polinômios de Bernstein para conseguir este efeito. Essa metodologia está presente em ferramentas CAD e de representação gráfica.

O polinômio de Bernstein de grau n é definido como:

$$B_{i,n}(t) = \frac{n!}{i!(n-i)!} t^i (1-t)^{n-i} \quad (2.1)$$

onde i representa o índice do ponto de controle e o parâmetro $t \in [0, 1]$. O parâmetro t move-se ao longo da curva, que representa o mesmo grau que o polinômio, além de determinar em cada instante o peso do ponto i .

Assim, podemos parametrizar uma curva bidimensional com coordenadas x e y por uma curva de Bézier de grau n , através das seguintes expressões:

$$x(t) = \sum_{i=0}^n \frac{n!}{i!(n-i)!} t^i (1-t)^{n-i} X_i \quad (2.2)$$

$$y(t) = \sum_{i=0}^n \frac{n!}{i!(n-i)!} t^i (1-t)^{n-i} Y_i \quad (2.3)$$

onde X_i e Y_i representam as coordenadas dos pontos de controle da curva, que uma vez unidos formam os vértices do polígono de controle da curva de Bézier. Esses pontos controlam a forma da curva, com o parâmetro t variando de 0 a 1. A curva parametrizada será tangente ao segmento de reta que liga o ponto extremo inicial (X_0, Y_0) ao ponto (X_1, Y_1) e tangente ao segmento de reta que liga o ponto (X_{n-1}, Y_{n-1}) ao ponto extremo final (X_n, Y_n) , o que segundo [1] facilita a união de duas curvas Bézier.

Como apresentado em Sousa, [27], diferentemente de outras metodologias de parametrização como NACA, PARSEC e o esquema Hicks-Henne, por exemplo, as curvas de Bézier não são capazes de definir a geometria de um aerofólio através de características geométricas específicas, a menos que seja implementado um esquema especial que possibilite este controle. Tais esquemas podem ser encontrados em [28] e [1]. Nesses esquemas, as linhas de esqueleto e de distribuição de espessura do aerofólio são parametrizadas, cada uma, por duas curvas de Bézier. A figura 2.1, adaptada de [28], demonstra esse esquema de parametrização.

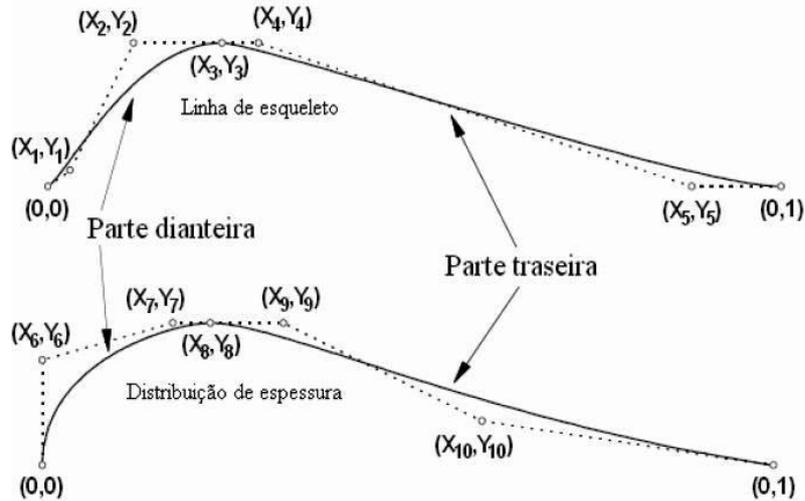


Figura 2.1: Parametrização implementada por Rogalsky. [28]

Outra metodologia de parametrização de aerofólios baseada em curvas de Bézier é descrita em [29], [30] e [31], onde duas curvas de alto grau são utilizadas para a representação do extradorso e intradorso. Isso é ilustrado na figura 2.2, adaptada de [29], onde foram utilizadas duas curvas de grau $n = 16$.

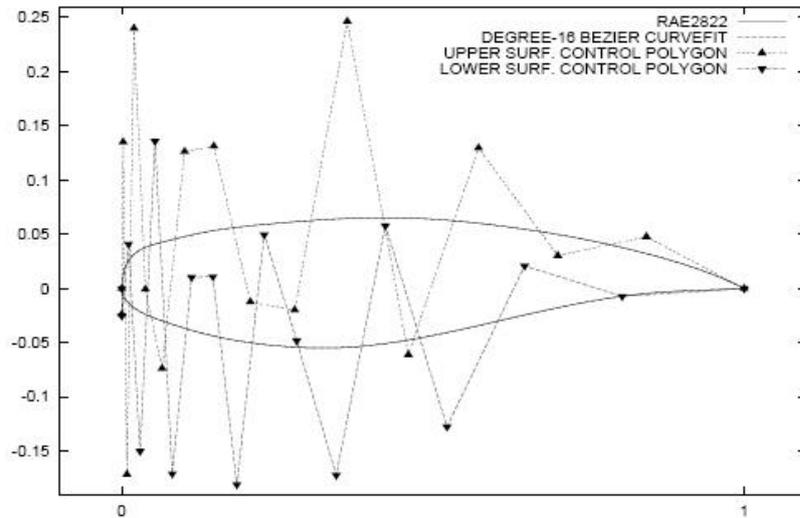


Figura 2.2: Parametrização implementada por Desideri. [29]

Podemos notar que, ao utilizar uma metodologia de parametrização baseada em curvas de Bézier, quanto maior o grau dos polinômios (variável t) das curvas utilizadas para representar a superfície do aerofólio, maior será o controle exercido, isso é, maior será a flexibilidade na geração das geometrias. Assim, um dos desafios será determinar um grau que não seja muito alto mas que permita obter uma boa representação das geometrias.

As vantagens de se utilizar este tipo de curva é a simplicidade na construção, não exige que se tenha conhecimento dos vetores tangente de partida e chegada durante a definição dos segmentos da curva e a curva interpola o primeiro e o último ponto de cada segmento sendo influenciada pelos outros dois. Em contrapartida as curvas de Bézier não garantem entre dois segmentos consecutivos da curva a menos que os dois últimos pontos do primeiro segmento e os dois primeiros do segundo sejam colineares e não possui a propriedade de controle local, [32].

- Parametrização por *Non-Uniform Rational B-Splines*-NURBS

As curvas B-Spline ou splines de base podem ser definidas como curvas, que da mesma maneira que as de Bézier, utilizam formas recursivas de construção dos polinômios de base, ponderados pelos pontos de controle. A equação da forma geral de uma curva $C(u)$ pode ser descrita como:

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u) P_i \quad (2.4)$$

para $a \leq u \leq b$ e $1 \leq p \leq n$, onde $(n + 1)$ é o número de pontos de controle P_i e p é a ordem da B-Spline. Cujos polinômios de base $N_{i,p}(u)$ são definidos como:

$$N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u_i \leq u < u_{i+1}, \\ 0 & \text{para os demais valores.} \end{cases} \quad (2.5)$$

$$N_{i,p}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+p} - u_i} N_{i,p-1}(u) + \frac{u_{i+p+1} - u}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} N_{i+1,p-1}(u) \quad (2.6)$$

Podemos observar o surgimento de um novo elemento, o vetor de nós, o qual não existia nas curvas de Bézier. Este vetor tem por finalidade agir como um divisor do parâmetro u em segmentos, o que faz com que a curva $C(u)$ seja formada por várias partes. Estas partes têm como características:

- $C(u)$ é um polinômio de grau $p - 1$ em cada intervalo $u_i \leq u < u_{i+1}$;
- $C(u)$ e suas derivadas até a ordem $1, 2, \dots, p - 2$ são contínuas ao longo de toda a curva.

No caso da B-Spline, para que seja mantida a concordância entre os pontos de controle inicial e final e os pontos inicial e final da curva assim como as derivadas coincidentes nestes pontos, deve ocorrer a multiplicidade dos nós nos extremos do vetor. Isso é, $U = [0, \dots, 0, u_i, \dots, 1, \dots, 1]$, sendo que o número de 0 e 1 será equivalente à ordem da B-Spline desejada.

No entanto, de acordo com [33], tanto a parametrização de curvas através de Bézier e B-Spline apresentam uma limitação na capacidade de representarem seções cônicas de forma precisa. Dessa maneira, uma alternativa é a utilização das chamadas B-Spline racionais não-uniformes ou NURBS.

Utilizando NURBS podemos gerar curvas e superfícies B-Spline no espaço homogêneo, para que estas entidades geométricas sejam mapeadas para o espaço Euclidiano e assim

seja possível torná-las racionais. Dessa forma, o primeiro conceito que necessitamos é o de curvas NURBS.

- Curvas NURBS

Uma curva NURBS de grau p pode ser definida como:

$$C(u) = (x(u), y(u), z(u)) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u)P_i \quad (2.7)$$

Onde $a \leq u \leq b$. Sendo que (P_i) representa os pontos de controle e $N_{i,p}(u)$ representa as funções base B-Spline de grau p definidas em relação a um vetor de nós não-periódicos e não-uniformes $u = [a, \dots, a, u_{p+1}, \dots, u_{m-p-1}, b, \dots, b]$ de $(m + 1)$ nós.

Pode-se assumir, sem correr o risco de perder generalidade, que $a = 0$, $b = 1$ e $w_i > 0 \forall i$.

A curva B-Spline definida na equação 2.7 é tipicamente não-racional, se o vetor de nós utilizar uma distribuição não-uniforme de nós e as funções bases forem racionais, podemos obter uma curva NURBS descrita como:

$$C(u) = \frac{\sum_{i=0}^n N_{i,p}w_iP_i}{\sum_{i=0}^n N_{i,p}w_i} = \sum_{i=0}^n R_{i,p}w_iP_i \quad (2.8)$$

em que $R_{i,p} = \frac{N_{i,p}w_i}{\sum_{i=0}^n N_{i,p}w_i}$ e $a \leq u \leq b$ sendo $a = 0$, $b = 1$ e $w_i > 0 \forall i$.

Após a definição de curvas NURBS, temos a definição das superfícies NURBS.

- Superfícies NURBS

Uma superfície NURBS com grau p na direção u e com grau q na direção v pode ser definida como sendo uma função vetorial bivalente racional por partes, da seguinte maneira:

$$S(u, v) = \frac{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m N_{i,p}(u) N_{j,q}(v) w_{i,j} P_{i,j}}{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m N_{i,p}(u) N_{j,q}(v) w_{i,j}} \quad (2.9)$$

Considerando que $(u, v) \in [0, 1] \times [0, 1]$. Sendo que $P_{i,j}$ forma uma rede de controle bidirecional, $w_{i,j}$ representa os pesos e $(N_{i,p}(u) e N_{j,q}(v))$ são as funções de base B-Spline não-rationais definidas de acordo com os vetores de nós $u = [0, \dots, 0, u_{p+1}, \dots, u_{r-p-1}, 1, \dots, 1]$ e $v = [0, \dots, 0, u_{q+1}, \dots, u_{s-q-1}, 1, \dots, 1]$, onde $r = n + p + 1$ e $s = m + q + 1$.

Se introduzirmos as funções de base racionais $R_{i,j}(u, v)$, a equação 2.9 pode ser reescrita como:

$$S(u, v) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m R_{i,j}(u, v) P_{i,j} \quad (2.10)$$

Sendo que $R_{i,j}(u, v)$ para $(u, v) \in [0, 1] \times [0, 1]$ é definida como:

$$R_{i,j}(u, v) = \frac{N_{i,p}(u) N_{j,q}(v) w_{i,j}}{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m N_{i,p}(u) N_{j,q}(v) w_{i,j}} \quad (2.11)$$

Essa parametrização é capaz de gerar curvas e superfícies, no entanto, para que essa metodologia possa ser aplicada à representação dos perfis que formam uma pá, um esquema especial que consiga definir a geometria do perfil através de características geométricas específicas é necessário.

De acordo com [5], uma opção para esse esquema de representação é o uso de uma abordagem por seção, a qual ainda pode ser entendida como uma evolução de metodologias tradicionais utilizadas para a descrição geométrica das pás de um rotor. Nesse novo modelo, a discretização dos pontos é realizada através de curvas parametrizadas, o que permite um melhor controle em relação à forma e a precisão, porém preservando as características físicas presentes na definição da geometria.

Nessa abordagem a pá é dividida em n seções em diferentes posições radiais e duas abordagens podem ser aplicadas:

- Curva de cambagem e distribuição de espessura no perfil: nessa abordagem a geometria geral da pá e ângulos são definidos em relação à curva de cambagem. Após

esse passo, a variação de espessura do perfil é aplicada para determinar o lado da pressão e sucção do perfil, definindo a geometria do perfil e conseqüentemente da pá.

- Perfil direto: essa metodologia define as seções da pá (perfis), sem a necessidade da curva de cambagem, trabalhando sobre a definição dos lados da pressão e sucção dos perfis. De toda forma, essa metodologia requer a imposição de um certo número de restrições geométricas as quais delimitam os parâmetros, gerando perfis factíveis.

Em ambos os modelos, as curvas podem ser formuladas por várias entidades paramétricas (polinômios, Splines, etc). Isso garante uma grande variedade de formatos geométricos para esses perfis. No entanto, uma das desvantagens encontradas está relacionada ao número de seções necessárias para se obter uma boa definição geométrica da pá. O detalhamento completo dessas duas metodologias pode ser encontrado em [5].

Como mencionado acima, esses esquemas de parametrização necessitam de um grande número de pontos de controle. Esses pontos de controle irão compor o cromossomo dos indivíduos, formando a população do algoritmo genético. Isso é, uma grande quantidade de pontos de controle gera indivíduos cada vez maiores, o que dependendo do tamanho pode influenciar no desempenho do algoritmo genético em relação ao tempo de processamento. Esse conceito ficará mais claro quando a teoria das metodologias de otimização for discutido nos capítulos seguintes.

Podemo considerar que uma metodologia de parametrização é adequada quando a quantidade de parâmetros é suficiente para gerar um espaço de soluções representativo, sem, no entanto, ser excessivo. Dessa maneira, uma parametrização baseada na teoria de turbinas hidráulicas axiais foi estudada e implementada nesse trabalho e é descrita a seguir.

- Parametrização Baseada na Teoria de Turbinas Hidráulicas Axiais

Nesse trabalho, optou-se por utilizar a parametrização baseada nas máquinas axiais desenvolvidas na Universidade de Brasília - UnB. Tais máquinas são conhecidas como turbinas hidrocínéticas, as quais possuem rotores concebidos com base na teoria de

turbinas hidráulicas axiais (turbinas tipo hélice), considerando condições nominais específicas.

A turbina hidrocínética, figura 2.3, é um tipo de turbina destinada a geração de energia elétrica utilizando somente a energia cinética das águas em movimento diretamente, sem interromper seu curso natural, de forma similar a uma turbina eólica. Um maior detalhamento sobre esta turbina pode ser encontrado no Apêndice B.

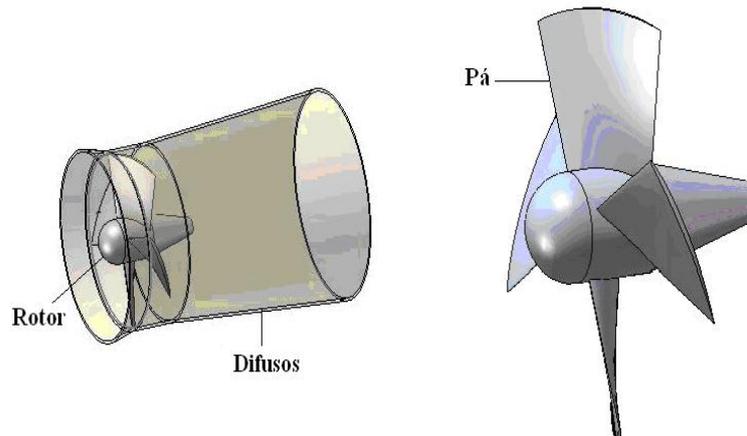


Figura 2.3: Turbina hidrocínética.

Assim, a partir de um equacionamento que associa relações empíricas que definem variáveis de projeto com base na velocidade específica do rotor, e no balanço integral de quantidade de movimento nas pás, a geometria total do rotor pode ser definida no sentido de proporcionar a potência requerida, para uma dada condição de projeto.

Para que a pá de uma turbina hidráulica possa ser perfeitamente representada, a escolha adequada do método de parametrização geométrica é de suma importância. Uma parametrização é considerada adequada quando o número de parâmetros introduzidos é suficiente para gerar um espaço de soluções representativo do universo em questão, sem, contudo, ser excessivo, de modo a manter um custo computacional aceitável para o processo de otimização.

Dessa forma, considerando um rotor axial de n_b pás, com diâmetro interno d e externo D , a geometria de suas pás é definida pela parametrização de um conjunto de n_{sec} seções em posições radiais diferentes, como podemos observar na figura 2.4.

Essa geometria da pá é determinada através da teoria de elemento de pá, onde cada

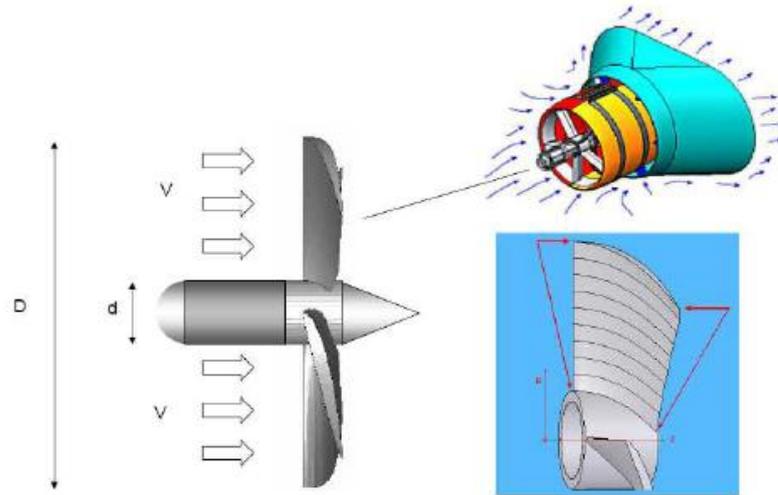


Figura 2.4: Parametrização do rotor.

seção é denominada "turbina parcial". Na construção das turbinas parciais, pode-se utilizar vários perfis padronizados, ou mesmo, um único perfil, para todas as seções.

Perfil pode ser definido como sendo a geometria da superfície de sustentação, na figura 2.5 são ilustradas as propriedades geométricas comumente utilizadas na descrição de um perfil aerodinâmico.

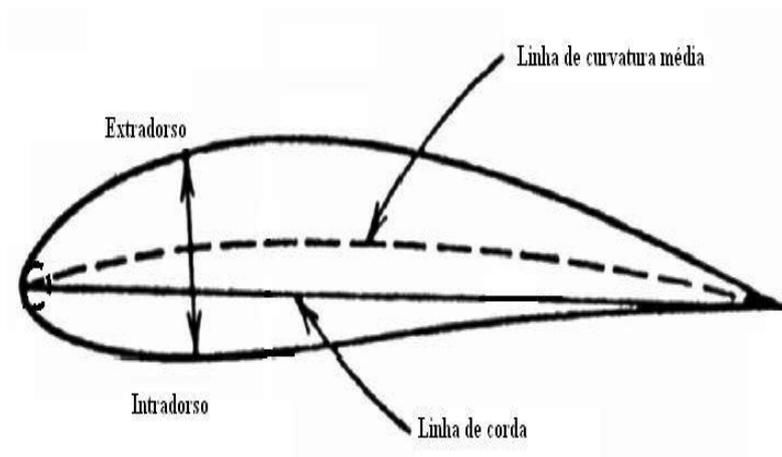


Figura 2.5: Perfil aerodinâmico.

Onde algumas características importantes podem ser descritas como:

- Linha de Corda: é uma linha reta ligando o bordo de ataque ao bordo de fuga

do perfil aerodinâmico;

- Corda: é o comprimento da linha de corda, e caracteriza a dimensão do perfil aerodinâmico;
- Linha de Curvatura Média: é uma linha equidistante da superfície superior e inferior do perfil aerodinâmico, iniciando e terminando nas extremidades da corda;
- O perfil da linha de curvatura média é muito importante na determinação das características aerodinâmicas do perfil. A curvatura máxima (maior espaçamento entre a linha de curvatura média e a linha de corda) e sua localização são dois parâmetros importantíssimos na definição da linha de curvatura média. Essas dimensões são expressas como frações ou porcentagens da corda;
- A espessura e sua distribuição são também importantes para a aerodinâmica do perfil. A espessura máxima e sua localização são igualmente expressas em porcentagens da corda;
- O raio do bordo de ataque de um perfil aerodinâmico é uma medida do raio de curvatura neste local.

No presente trabalho foi adotado o perfil simétrico NACA 0012 como base para a construção das turbinas parciais. Essa escolha se deu pelo fato do mesmo ser utilizado na construção das pás da turbina hidrocínética.

Assim, considerando as coordenadas da superfície superior (extradorso) em porcentagem X_{pu} e inferior (intradorso) também em porcentagem Y_{pu} do perfil NACA 0012 e considerando a linha de curvatura igual a um arco de círculo, para cada uma das n_{sec} ou turbinas parciais (no presente trabalho $n_{sec} = 6$), é possível calcular as coordenadas bidimensionais (2D) (X_s e Y_s para o extradorso e X_i e Y_i para o intradorso) para cada turbina parcial. Utilizando para tanto a seguinte formulação matemática:

$$X_s = X_c - ((Y_{pu}L_c) \sin(F'_i)) \quad (2.12)$$

$$Y_s = Y_c + ((Y_{pu}L_c) \cos(X_{pu}\gamma)) \quad (2.13)$$

$$X_i = X_c + ((Y_{pu}L_c) \sin(F'_i)) \quad (2.14)$$

$$Y_i = Y_c - ((Y_{pu}uL_c) \cos(X_{pu}\gamma)) \quad (2.15)$$

em que:

$$X_c = L_c(0.5 - (rlocal \sin(F'_i))) \quad (2.16)$$

$$Y_c = rcurvatura(\cos F'_i - \cos(\frac{\gamma}{2})) \quad (2.17)$$

$$\gamma = \beta_s - \beta_e \quad (2.18)$$

$$rcurvatura = \frac{-L_c}{2 \sin(\gamma * \frac{\pi}{360})} \quad (2.19)$$

$$rlocal = \frac{rcurvatura}{L_c} \quad (2.20)$$

$$F'_i = \sum \Delta\gamma - \sum \Delta\gamma(17) \quad (2.21)$$

$$\sum \Delta\gamma = X_{pu}\gamma \quad (2.22)$$

Sendo que β_s é o ângulo do bordo de fuga do perfil, β_e é o ângulo do bordo de ataque, L_c corresponde ao comprimento da corda, $rcurvatura$ é o raio de curvatura e $rlocal$ o raio local. Observando que γ deve estar em graus ($^\circ$).

Essa formulação matemática é capaz de fornecer como saída as coordenadas 2D de cada um dos perfis que compõem a pá, para um determinado rotor axial. Esses perfis podem ser observados nas figuras 2.6 a qual apresenta a parametrização bidimensional para o perfil mais próximo ao cubo do rotor e 2.7 a qual apresenta a parametrização de todos os perfis que compõem a pá.

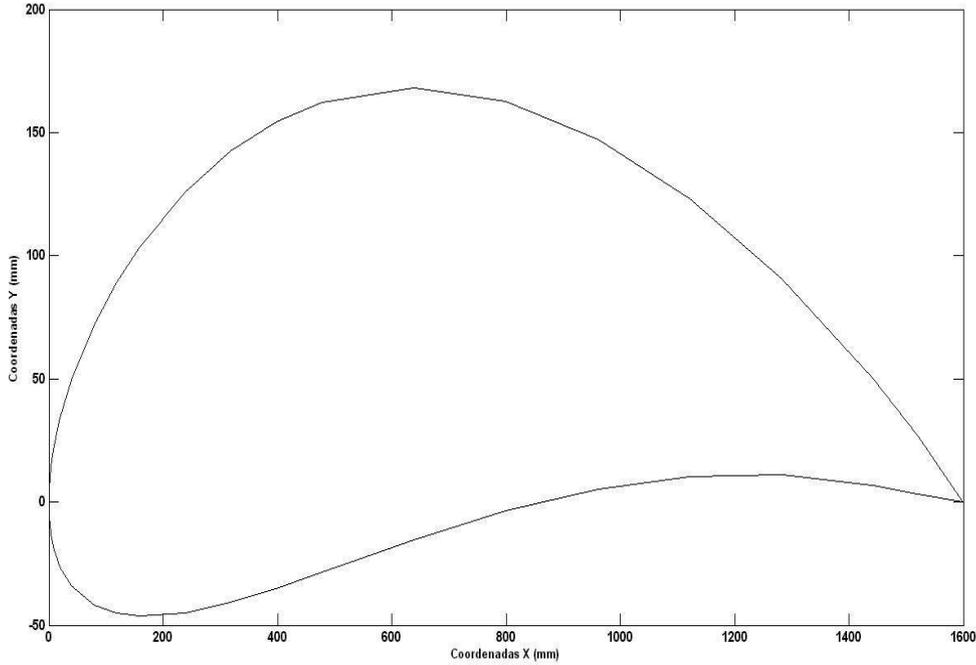


Figura 2.6: Parametrização do perfil mais próximo ao cubo do rotor.

A partir das coordenadas bidimensionais para o extradorso (X_s, Y_s) e para o intradorso (X_i, Y_i) dos perfis, é feita uma transformação desses pontos para coordenadas cilíndricas, a fim de se obter os pontos tri-dimensionais (3D) que irão compor todos os perfis dessa pá. Para tanto, utilizou-se a seguinte formulação matemática:

$$X_s = \frac{rs}{2}(\cos(\theta_s)) \quad (2.23)$$

$$Y_s = \frac{rs}{2}(\sin(\theta_s)) \quad (2.24)$$

$$Z_s = Y_{sn} \quad (2.25)$$

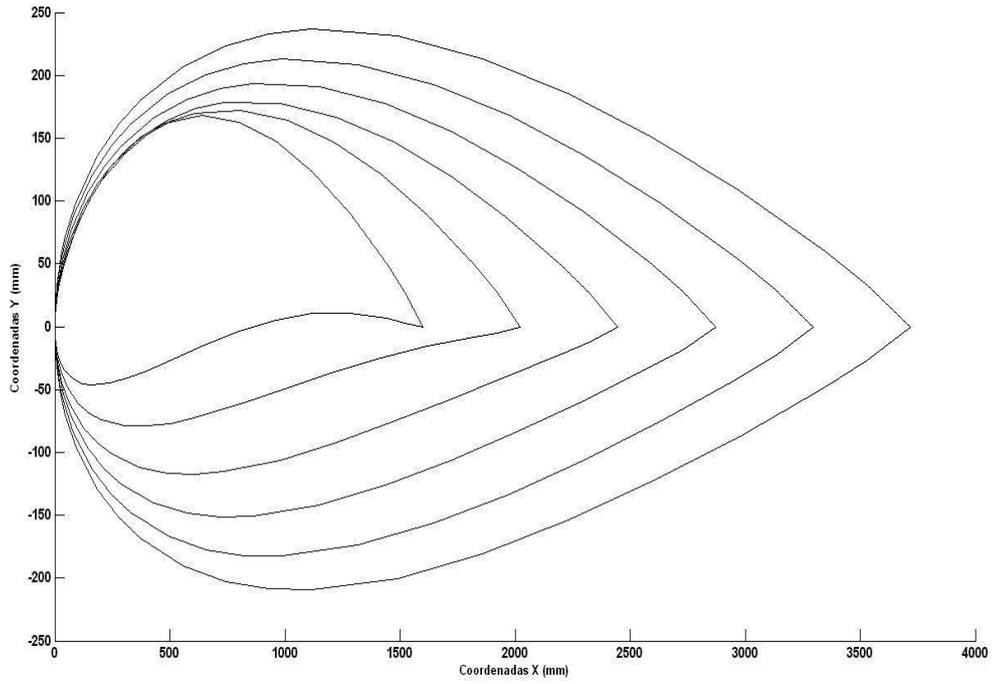


Figura 2.7: Parametrização de todos os perfis que formam a pá.

$$X_i = \frac{rs}{2}(\cos(\theta_i)) \quad (2.26)$$

$$Y_i = \frac{rs}{2}(\sin(\theta_i)) \quad (2.27)$$

$$Z_i = Y_{in} + \min(Y_{in}) \quad (2.28)$$

Onde:

$$\theta_s = 2 \frac{X_{sn}}{rs} \quad (2.29)$$

$$\theta_i = 2 \frac{X_{in}}{rs} \quad (2.30)$$

$$X_{sn} = \text{vetor}_s \cos(\text{angulo}'_s) \quad (2.31)$$

$$Y_{sn} = vetor_s \sin(angulo'_s) \quad (2.32)$$

$$X_{in} = vetor_i \cos(angulo'_i) \quad (2.33)$$

$$Y_{in} = vetor_i \sin(angulo'_i) \quad (2.34)$$

$$angulo'_s = angulo_s + \beta_m \quad (2.35)$$

$$angulo'_i = angulo_i + \beta_m \quad (2.36)$$

$$angulo_s = \cos\left(\frac{X_c}{vetor_s} \sin(Y_{sup})\right)^{-1} \quad (2.37)$$

$$angulo_i = \cos\left(\frac{X_c}{vetor_i} \sin(Y_{inf})\right)^{-1} \quad (2.38)$$

$$vetor_s = \sqrt{X_c^2 + Y_{sup}^2} \quad (2.39)$$

$$vetor_i = \sqrt{X_c^2 + Y_{inf}^2} \quad (2.40)$$

$$Y_{sup} = Y_{sfat} \quad (2.41)$$

$$Y_{inf} = Y_{ifat} \quad (2.42)$$

$$rs = (dr + rhub) \quad (2.43)$$

$$dr = \frac{D - d}{n_{sec} - 1} \quad (2.44)$$

$$\beta_m = \frac{\beta_e + \beta_s}{2} \quad (2.45)$$

Sendo que fat é o fator de engrossamento da pá, $rhub$ é o raio interno do rotor, D é o diâmetro externo e d o diâmetro interno do rotor.

Essa formulação matemática foi codificada em Matlab, obtendo como saída os valores de $X(X_{cs}, X_{ci})$, $Y(Y_{cs}, Y_{ci})$ e $Z(Z_{cs}, Z_{ci})$, isso é, as coordenadas 3D do extradorso e intradorso para cada um dos perfis que formam a pá. De forma resumida, podemos falar que, a partir das entradas:

- Diâmetros: Diâmetro interno e externo do rotor (d, D);
- Seções: Ângulos dos bordos de ataque e de fuga, além do comprimento da corda de cada perfil, i.e., $(\beta_e^i, \beta_s^i, L_c^i; i = 1 : n_{sec})$;
- Hidrofólio: Tipo do hidrofólio e base de dados de coordenadas (por exemplo, NACA 0012).

Obtemos como saída a parametrização 3D para essa referida pá, como observado na figura 2.8.

Como mencionado anteriormente, uma metodologia de parametrização deve ser capaz de representar uma determinada forma geométrica, nesse caso a pá de uma turbina hidráulica axial, com um bom grau de concordância e reduzido números de variáveis necessárias à essa descrição. Através da aplicação da metodologia de parametrização baseada na teoria de turbinas hidráulicas axiais, foi possível obter uma boa descrição da geometria da pá, boa concordância, além de um custo computacional não excessivo.

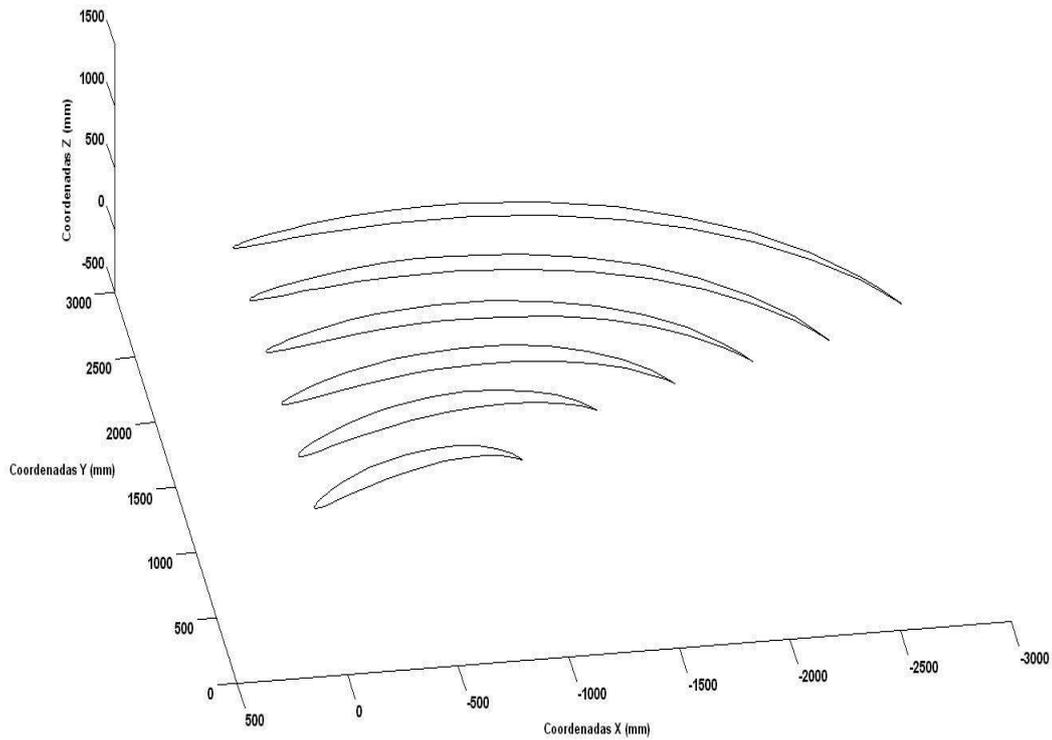


Figura 2.8: Parametrização 3D de todos os perfis que formam a pá.

2.2 SIMULAÇÃO NUMÉRICA VIA CFD

A simulação numérica efetuada via CFD tem como objetivo avaliar qualitativamente as geometrias geradas, através da obtenção dos rendimentos hidráulicos destas turbinas, além da visualização do escoamento no rotor.

O recente desenvolvimento dessas ferramentas computacionais tem permitido um substancial avanço em projetos de turbomáquinas. Essas ferramentas podem tratar e resolver com eficiência as equações de Navier-Stokes e de Euler ([5]). Embora uma validação final com dados experimentais seja comumente realizada, essa metodologia acelera o ciclo de tomada de decisão na concepção de um projeto.

Neste trabalho foi utilizado o pacote comercial ANSYS CFX-11, como descrito na figura 2.9, o que permitiu uma análise do problema desde a formulação da geometria e malha, até a visualização do escoamento posteriormente ao seu cálculo.

As quatro fases: Geração de domínio e malha; pré-processamento; processamento e pós-processamento, que compreende esse módulo de simulação numérica são detalhadas a seguir.

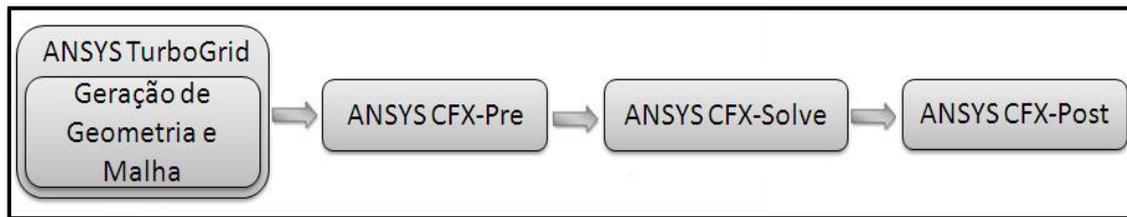


Figura 2.9: Módulo de simulação numérica no ANSYS-CFX 11.

- Geração do Domínio

O domínio de cálculo utilizado para avaliação numérica de uma turbina axial (turbina hidrocínética ou turbina bulbo) consiste do canal entre pás do rotor. Optou-se por desprezar a geometria do cone do rotor após as pás, mantendo o canal meridiano reto na região de saída. Devido a simplificação de geração da malha, limitação no número de nós, uma vez que a região de interesse são as pás do rotor.

Para a obtenção do domínio de cálculo, figura 2.10, e geração da malha, o código comercial ANSYS TurboGrid foi utilizado. Esta ferramenta computacional é destinada à criação de malhas estruturadas de geometrias periódicas de pás de turbomáquinas. O uso de modelos de canais entre pás específicos para cada tipo de turbomáquina em particular, "*topology templates*" pré-definidos, torna a ferramenta amigável para o usuário, possibilitando otimizar o processo de geração da geometria e da malha.

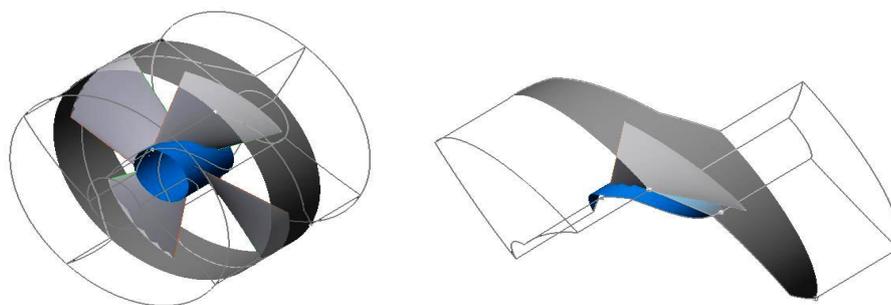


Figura 2.10: Canal entre pás da turbine hidrocínética.

A geração do domínio, canal entre pás, e posterior geração de malha no software ANSYS - TurboGrid, encontra-se descrita no Apêndice A. Para a malha completa do domínio de cálculo utilizou-se o refinamento médio, em torno de 100.000 nós. Por se tratar de uma metodologia de otimização rápida, este número de nós foi suficiente para realizar os cálculos de modo confiável, sendo feito em um canal entre pás apenas. Esta malha será o parâmetro de entrada para o módulo de pré-processamento.

- Condições de Contorno e processamento

A fase de pré-processamento é responsável pela determinação das condições de contorno do problema, isto é, condições de entrada, saída e parede. Já no Solver, são resolvidas as equações de Navier-Stokes discretizadas, permitindo o acompanhamento do processo de convergência do problema. Finalmente, no pós-processamento é possível se obter visualizações do escoamento, valores de forças e coeficientes, além dos campos das propriedades.

Primeiramente, no pré-processamento é necessário escolher o modelo de turbulência a ser utilizado. Atualmente uma série de opção desses modelos são disponibilizadas pelos códigos comerciais, sendo fortemente dependentes do tipo de problema a ser resolvido ([34]).

O escoamento em turbinas hidráulicas possui como característica o fato de, em alguns casos, serem incompressíveis e turbulentos, podendo apresentar a possibilidade de mudanças de fase líquido-vapor, devido a cavitação, dificultando a sua modelagem. Tais escoamentos apresentam algumas características particulares que devem ser consideradas na escolha do modelo de turbulência associado a sua descrição. De acordo com [35], três pontos iniciais devem ser considerados:

- O movimento relativo do rotor, em relação às demais partes da turbina, movimento este que representa uma dificuldade inicial a qual induz fenômenos transitórios caracterizados por domínios de cálculo que se modificam ao longo do tempo;
- A característica de escoamento com referencial móvel em rotação, representando uma dificuldade particular na proposição de modelos de fechamento;
- Escoamentos que apresentam linhas de corrente com elevada curvatura, como os encontrados no interior de dutos de sucção ou em caixas espirais, representam também condições particulares, onde uma grande gama de modelos de turbulência clássicos apresentam falhas.

Este trabalho utiliza modelos de turbulência, os quais são padrões do ANSYS CFX-11, que consideram o estado de referencial móvel associado ao escoamento em canais entre pás de máquinas hidráulicas.

1. Descrição do Escoamento em Referencial Móvel

Para a descrição do escoamento em referencial móvel considera-se que este seja incompressível no interior de uma máquina hidráulica, descrito em um domínio fluido Ω , contido no espaço de R^3 . A mudança de fase devido à pressão (cavitação) não é analisada e o escoamento é considerado isotérmico.

As equações de conservação de massa e quantidade de movimento, para um referencial fixo são dadas por:

$$\frac{\partial \underline{u}_i}{\partial x_i} = 0 \quad (2.46)$$

$$\frac{\partial \underline{u}_i}{\partial t} + \underline{u}_j \frac{\partial \underline{u}_i}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x_i} + \nu \frac{\partial^2 \underline{u}_i}{\partial x_j \partial x_j} \quad (2.47)$$

Onde \underline{u}_i e p representam os campos de velocidade e pressão, expressos nos sistema de referencial fixo \underline{x}_i . As variáveis ρ e ν denotam a massa específica e a viscosidade cinemática do fluido.

Para a descrição do escoamento através do canal entre pás de máquinas hidráulicas utiliza-se uma transformação galileana de mudança de referencial. O principal intuito dessa transformação é representar as equações 2.46 e 2.47 no sistema de coordenadas móveis O_1 , mostrado na figura 2.11.

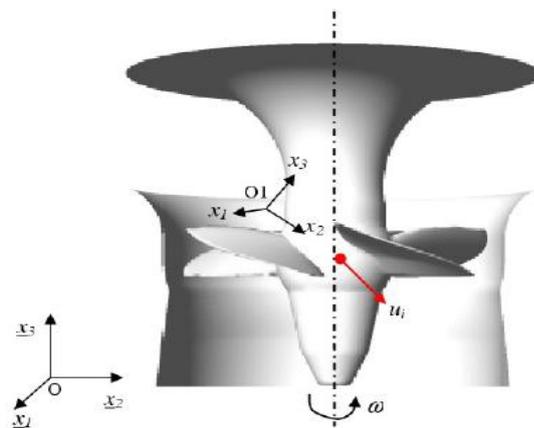


Figura 2.11: Escoamento em um sistema referencial não-inercial.

Nesta modificação de referencial, a relação entre vetores posição, velocidade e aceleração são dadas pelas transformações:

$$\underline{x} = \overrightarrow{OO'} + \mathbf{x} \quad (2.48)$$

$$\underline{u} = u + \omega \times \mathbf{x} \quad (2.49)$$

$$\underline{a} = a + \omega \times u + \omega \times \omega \times \mathbf{x} \quad (2.50)$$

Aplicando a transformação de referenciais às equações de conservação tem-se:

$$\frac{\partial u_i}{\partial x_i} = 0 \quad (2.51)$$

$$\frac{\partial u_i}{\partial t} + u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} = \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x_i} + \nu \frac{\partial^2 u_i}{\partial x_j \partial x_j} - F_{r1} - F_{r2} \quad (2.52)$$

onde:

$$F_{r1} = \omega_m \omega_k x_k e_{ljk} e_{iml} \quad (2.53)$$

$$F_{r2} = 2\omega_j u_k e_{ijk} \quad (2.54)$$

Com e_{ljk} representando o operador de permutação associado ao produto vetorial. Neste ponto, algumas observações se fazem pertinentes:

- A transformação de referencial adiciona dois termos aparentes de força na equação de Navier-Stokes (Eq. 2.52) associados respectivamente à aceleração centrípeta (F_{r2}) e ao termo de Coriolis (F_{r1}). O primeiro termo pode ser incorporado ao termo de gradiente de pressão compondo assim uma pressão generalizada expressa no referencial móvel:

$$p = \underline{p} - \frac{\rho}{2} (\omega \times \mathbf{x})(\omega \times \mathbf{x}) \quad (2.55)$$

- Para escoamentos com rotação, a sua hidrodinâmica pode ser caracterizada pelo número de Reynolds, relação entre as forças de inércia e as forças viscosas; e Rossby, relativo às forças de inércia convectiva por local, escritos como:

$$Re = \frac{L_0 U_0}{\nu} \quad (2.56)$$

$$Ro = \frac{U_0}{|\omega|L_0} \quad (2.57)$$

Com L_0 e U_0 representando escalas de comprimento e velocidade.

2. Decomposição de Reynolds

Antes de entrarmos na formulação da Decomposição de Reynolds algumas considerações se fazem pertinentes. Primeiramente, escoamentos turbulentos são considerados incompressíveis e isotérmicos, sendo usualmente modelados por meio das equações de conservação de massa e quantidade de movimento, descritas como:

$$\frac{\partial u_i}{\partial x_i} = 0 \quad (2.58)$$

$$\frac{\partial u_i}{\partial t} + \frac{\partial(u_i u_j)}{\partial x_j} = \frac{1}{\rho} \frac{\partial \sigma_{ij}}{\partial x_j} + g_i \quad (2.59)$$

Sendo que u_i está representando as componentes cartesianas do vetor velocidade, enquanto que x_i representa as componentes das coordenadas cartesianas do sistema de origem do escoamento. Assim, o tensor tensão σ_{ij} pode ser decomposto em parte isotrópica e parte deviatória, como representado na equação 2.60:

$$\sigma_{ij} = \tau_{ij} - \delta_{ij}p \quad (2.60)$$

De acordo com [36], a parte isotrópica de σ está relacionada com a pressão, enquanto que a parte deviatória relaciona-se com os efeitos viscosos do escoamento.

Se inserirmos a equação 2.60 na equação 2.59, iremos obter:

$$\frac{\partial u_i}{\partial t} + \frac{\partial(u_i u_j)}{\partial x_j} = \frac{1}{\rho} \left(-\frac{\partial p}{\partial x_i} + \frac{\partial \tau_{ij}}{\partial x_j} \right) + g_i \quad (2.61)$$

onde

$$\tau_{ij} = \mu \left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) \quad (2.62)$$

Tais equações possibilitam a descrição de escoamentos turbulentos. Dessa forma, para que as simulações numéricas, destes escoamentos, sejam possíveis, algumas abordagens são utilizadas. No caso desse trabalho, utilizou-se a Decomposição

de Reynolds.

A decomposição de Reynolds pode ser descrita como um processo de tratamento estatístico das equações de Navier-Stokes utilizando uma média temporal (RANS - *Reynolds Averaged Navier-Stokes*). Este processo consiste na análise do comportamento médio do escoamento, modelando suas flutuações ([37]).

A tomada de média temporal para uma grandeza f qualquer é realizada da seguinte maneira:

$$\bar{f} = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} f(t) dt \quad (2.63)$$

Sendo que t corresponde a um tempo inicial e T a um tempo decorrido de observação do escoamento, superior à escala de tempo de Kolmogorov ([38]). Dessa forma, para esta grandeza qualquer, é realizada a separação da mesma em uma média e uma flutuação:

$$f = \bar{f} + f' \quad (2.64)$$

Admitindo que a média é um valor constante, tem-se: A média da flutuação é zero; A média do produto entre uma média e uma flutuação é zero; A média do produto é o produto das médias.

Para a equação da continuidade (Eq.2.58), tomando a média e utilizando a propriedade de comutatividade das derivadas parciais, tem-se:

$$\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_i} = 0 \quad (2.65)$$

Realizando a operação de subtração entre as equações 2.58 e 2.65, é possível obter a equação da continuidade para a flutuação da velocidade:

$$\frac{\partial u'_i}{\partial x_i} = 0 \quad (2.66)$$

Considerando a equação 2.61 (com ausência de forças de campo), além de aplicar a média e utilizar a comutatividade, obtemos:

$$\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial t} + \frac{\partial (\bar{u}_i \bar{u}_j)}{\partial x_j} = \frac{1}{\rho} \left[-\frac{\partial \bar{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial \bar{\tau}_{ij}}{\partial x_j} \right] \quad (2.67)$$

Sendo que agora, a parte deviatórica média para o tensor de tensões pode ser definida como:

$$\overline{\tau_{ij}} = \mu \left(\frac{\partial \overline{u_i}}{\partial x_j} + \frac{\partial \overline{u_j}}{\partial x_i} \right) \quad (2.68)$$

Quando aplicamos a separação de escalas para a velocidade (equação 2.64) no interior do termo advectivo de 2.67 e utilizamos as propriedades mencionadas, temos:

$$\begin{aligned} \overline{u_i u_j} &= \overline{(\overline{u_i} + u'_i)(\overline{u_j} + u'_j)} \\ &= \overline{\overline{u_i} \overline{u_j} + u'_i \overline{u_j} + u'_j \overline{u_i} + u'_i u'_j} \\ &= \overline{u_i} \overline{u_j} + \overline{u'_i u'_j} \end{aligned} \quad (2.69)$$

Inserindo esse resultado na equação 2.67 e multiplicando a equação pela massa específica:

$$\rho \frac{\partial \overline{u_i}}{\partial t} + \rho \frac{\partial (\overline{u_i} \overline{u_j} + \overline{u'_i u'_j})}{\partial x_j} = \left[-\frac{\partial \overline{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial \overline{\tau_{ij}}}{\partial x_j} \right] \quad (2.70)$$

Com a equação da continuidade, a derivada do termo convectivo é reescrito como:

$$\frac{\partial (\overline{u_i} \overline{u_j} + \overline{u'_i u'_j})}{\partial x_j} = \overline{u_j} \frac{\partial \overline{u_i}}{\partial x_j} + \frac{\partial \overline{u'_i u'_j}}{\partial x_j} \quad (2.71)$$

Se agruparmos o termo $\overline{u'_i u'_j}$ no lado direito da equação, teremos:

$$\rho \frac{\partial \overline{u_i}}{\partial t} + \rho \overline{u_j} \frac{\partial \overline{u_i}}{\partial x_j} = -\frac{\partial \overline{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial \overline{\tau_{ij}}}{\partial x_j} - \frac{\partial \overline{\rho u'_i u'_j}}{\partial x_j} \quad (2.72)$$

Rearranjando o lado direito da equação acima, temos:

$$\rho \frac{\partial \overline{u_i}}{\partial t} + \rho \overline{u_j} \frac{\partial \overline{u_i}}{\partial x_j} = -\frac{\partial \overline{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial \overline{\tau_{ij}}}{\partial x_j} - \frac{\partial (\overline{\rho u'_i u'_j})}{\partial x_j} \quad (2.73)$$

Nesta fase, o tratamento do tensor de Reynolds é necessário ($\overline{\rho u'_i u'_j}$). Este tensor possui como característica ser simétrico. É necessário também ressaltar que não é possível resolver este sistema de equações nesta forma, uma vez que este encontra-se aberto. Isto é, existem mais incógnitas do que equações. Ao todo tem-se 10 incógnitas (três componentes da velocidade, as seis tensões de Reynolds e a pressão) e 4 equações (equação da continuidade e as três componentes da equação de Navier-Stokes). Sendo necessário a utilização de modelos para este

tensor, de modo a "fechar" o problema.

Segundo [39], é possível deduzir uma equação para o tensor de Reynolds, porém, isso irá resultar na criação de novas incógnitas de ordem superior, as quais são responsáveis pelos processos turbulentos eliminados pelo processo de tomada da média, fazendo com que o sistema de equações se mantenha aberto. Tais características fazem com que este processo de dedução seja insuficiente para resolver o problema de fechamento, sendo necessário assim uma ordem de fechamento.

Neste trabalho será utilizado um fechamento de primeira ordem para o cálculo do escoamento. Lembrando que neste fechamento de primeira ordem, as tensões de Reynolds são definidas através de funções de velocidade média e da geometria do escoamento. Para tanto, a hipótese de Boussinesq foi utilizada para modelar as tensões de Reynolds.

- Hipótese de Boussinesq

A hipótese de Boussinesq propõe que na transição de um escoamento laminar para turbulento, um aumento de atrito do fluido é percebido. O regime turbulento origina um coeficiente de atrito conhecido como atrito interno (Este é uma grandeza escalar de dependência linear com os gradientes de velocidade média do escoamento e independente da pressão e temperatura). Dessa maneira, o campo de tensão o qual é gerado por este atrito interno é função de uma variável (viscosidade turbulenta μ_t) e dos gradientes de velocidade média do escoamento turbulento. Assim, a hipótese de Boussinesq é representada por [40].

$$-\overline{\rho u'_i u'_j} = \mu_t \left(\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{u}_j}{\partial x_i} \right) - \frac{2}{3} \rho \delta_{ij} k \quad (2.74)$$

Dessa forma, k denota a energia cinética de turbulência, definida como $k = \frac{1}{2} \overline{u'_i u'_i}$. Incorporando esta grandeza ao termo de pressão, resultará em um termo de pressão efetiva, tal como:

$$\bar{p}^* = \bar{p} + \frac{2}{3} k \quad (2.75)$$

É importante ressaltar que para o fechamento do sistema de equações é necessário modelar a viscosidade turbulenta, sendo que a forma a qual esta viscosidade é calculada é o que vem a definir os modelos de turbulência baseados neste conceito.

De acordo com [39], atualmente os modelos de turbulência baseados na hipótese de Boussinesq se divide em: Modelos a zero equação - utilizam equações algébricas para a viscosidade turbulenta; Modelos a meia equação - utilizam uma equação diferencial ordinária para a viscosidade turbulenta; Modelos a uma equação - utilizam uma equação diferencial parcial para a viscosidade turbulenta; Modelos a uma e meia equação - utilizam uma equação diferencial ordinária e uma equação parcial para a viscosidade turbulenta; Modelos a duas equações - utilizam duas equações diferenciais parciais para a viscosidade turbulenta.

A categoria de modelos a duas equações é uma das mais utilizadas atualmente na indústria, sendo os modelos $k - \epsilon$, $k - \omega$ e SST, exemplos dessa categoria. No atual trabalho optou-se por utilizar o modelo a duas equações para as simulações numéricas, mais especificamente o modelo SST.

3. Modelo SST

O modelo SST (Shear Stress Transport) não se trata de um novo modelo de turbulência, mas sim uma conjunção entre os modelos $k - \epsilon$ e $k - \omega$, explorando as melhores características de cada um.

Regiões distantes da parede o modelo utiliza a formulação $k - \epsilon$ e próximo as regiões de parede, o mesmo utiliza a formulação do modelo $k - \omega$. A lógica deste modelo é dada pelo fato do modelo $k - \omega$ ser desejado para descrever o escoamento no interior da camada limite. Ao contrário de outros modelos a duas equações, este modelo dispensa leis de parede ou funções de amortecimento, o que possibilita a especificação de condições de contorno de Dirichlet.

Na região de esteira, o modelo é substituído pelo modelo $k - \epsilon$. Para que esta lógica de troca de modelos funcione, o modelo $k - \epsilon$ é multiplicado por uma função de mistura e adicionado ao modelo $k - \omega$, o qual também é multiplicado por esta função de mistura. Assim, impõe-se que a função tenha valor unitário na região logarítmica (interior da camada limite) e, gradativamente, torne-se nulo fora da mesma.

As equações de transporte do modelo são:

$$\rho \left(\frac{\partial k}{\partial t} + u_i \frac{\partial k}{\partial x_i} \right) = P_k - \beta' k \omega \rho + \frac{\partial}{\partial x_i} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \frac{\partial k}{\partial x_i} \right] \quad (2.76)$$

$$\rho \left(\frac{\partial \omega}{\partial t} + u_i \frac{\partial \omega}{\partial x_i} \right) = \alpha \rho S^2 + \beta \rho \omega + \frac{\partial}{\partial x_i} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\omega} \right) \frac{\partial \omega}{\partial x_i} \right] + 2(1-F_1) \rho \sigma_{\omega 2} + \frac{1}{\omega} \frac{\partial k}{\partial x_i} \frac{\partial \omega}{\partial x_i} \quad (2.77)$$

Onde ω é a frequência turbulenta. A definição da viscosidade turbulenta é feita de modo a contabilizar o transporte das tensões cisalhantes principais turbulentas:

$$\nu_t = \frac{\alpha_1 k}{\max(\alpha_1 \omega, (S_{ij} S_{ij})^{\frac{1}{2}} F_2)} \quad (2.78)$$

Sendo $(S_{ij} S_{ij})^{\frac{1}{2}}$ uma medida invariante do tensor de deformação e F_2 uma de duas função de mistura do modelo.

As funções de mistura, por sua vez, têm o intuito de restringir o limitador para a camada limite. Estas funções delimitam a zona de atuação do modelo, sendo capaz de determinar a eficiência do modelo. Sua formulação matemática é baseada na distância de proximidade da parede e nas variáveis apresentadas pelo escoamento, sendo dada por:

$$F_1 = \tanh(\arg_1^4) \quad (2.79)$$

em que:

$$\arg_1^4 = \min \left[\max \left(\frac{\sqrt{k}}{\beta' \omega}, \frac{500\nu}{y^2 \omega}, \frac{4\rho \sigma_{\omega 2} k}{CD_{k\omega} y^2} \right) \right] \quad (2.80)$$

$$CD_{k\omega} = \max \left(2\rho \sigma_{\omega 2} \frac{1}{\omega} \nabla k \nabla \omega, 1, 0.10^{-10} \right) \quad (2.81)$$

$$F_2 = \tanh(\arg_2^2) \quad (2.82)$$

$$\arg_2 = \max \left(\frac{2\sqrt{k}}{\beta' \omega y}, \frac{500\nu}{y^2 \omega} \right) \quad (2.83)$$

Assim, observa-se que a função de mistura F_2 encontra-se relacionada à viscosidade turbulenta, sendo responsável pela troca de modelos ocorrentes em sua formulação. Enquanto que a função F_1 encarrega-se da troca de modelos na segunda equação de transporte e pela determinação das constantes do modelo.

Desta forma, um limitador de produção com a função de evitar um aumento da turbulência nas regiões de estagnação é utilizado.

$$p_k = \mu_t \frac{\partial U_i}{\partial x_j} \left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} + \frac{\partial U_j}{\partial x_i} \right) \quad (2.84)$$

Suas constantes são compatibilizadas como uma síntese das constantes dos demais modelos:

$$\alpha = \alpha_1 F + \alpha_2 (1 - F) + \dots \quad (2.85)$$

onde $\alpha_1 = 5/9$; $\beta' = 0.09$; $\beta_1 = 3/40$; $\sigma_{k1} = 0.5$; $\sigma_{\omega 1} = 0.5$ $\alpha_2 = 0.44$; $\beta_2 = 0.0828$; $\sigma_{k2} = 1$ e $\sigma_{\omega 2} = 0.856$.

Sendo este o modelo utilizado no presente trabalho, devido as suas características se aplicarem tanto nas regiões próximas, quanto nas distantes da parede. Após a escolha do modelo de turbulência empregaram-se as condições de contorno no domínio de cálculo. O software ANSYS CFX- 11 adota a metodologia de volumes finitos, onde se aproximam as equações através do balanço de conservação da propriedade evolutiva no volume elementar, onde se parte da equação diferencial integrando-a sobre um volume finito. Esse volume é discretizado em uma malha. Neste trabalho a malha utilizada foi gerada pelo ANSYS TurboGrid como descrito no Apêndice A.

Todo esse processo de simulação numérica, descrito na figura 2.9, foi realizado através de linhas de comando, *batch mode*. Esta metodologia consiste na execução

de uma série de programas (*jobs*) sem a iteração humana, implementados no Matlab 7.1, facilitando um acoplamento deste módulo de simulação CFD com o módulo de otimização.

3 METODOLOGIA DE OTIMIZAÇÃO

Um processo de otimização tem como principal objetivo a busca do melhor produto. Esta pode ser feita de forma puramente experimental, testando-se vários protótipos com características diferentes e escolhendo aquele de melhor desempenho, ou ir metodicamente alterando um único protótipo, até obter-se o desempenho desejado, um processo que além de demorado pode ser extremamente custoso [41].

Na sua forma analítica ou numérica, um problema de otimização é usualmente colocado de maneira a minimizar ou maximizar uma função objetivo, sujeita a um conjunto de restrições. A busca de um projeto eficiente poderá implicar em soluções menos óbvias, ou menos intuitivas, à medida que o número de variáveis de projeto cresce e aumenta seu caráter multidisciplinar [42].

De acordo com [43], um projeto ótimo difere de um projeto tradicional devido à introdução de técnicas numéricas de otimização. Dessa maneira, a alteração do valor de suas variáveis, à medida que se tenta obter melhores soluções, é feita automaticamente, seguindo um procedimento pré-estabelecido, que é definido pelo método de otimização utilizado.

Nos últimos 40 anos foram desenvolvidas diversas técnicas numéricas para tratar o problema da busca pela otimização ([43]; [44]; [45]; [46]; [47]; [41]; [48];). Essa grande variedade de técnicas se deve ao fato da eficiência de um método de otimização ser fortemente dependente do tipo de problema que está sendo resolvido, não existindo uma técnica que seja a melhor, mas sim técnicas que são mais apropriadas para um dado tipo de problema ([41]; [49]).

Tradicionalmente os métodos mais usados baseiam-se em algoritmos de busca local, frequentemente usando a informação do gradiente da função objetivo como "guia" para a busca do ponto ótimo no espaço de projeto. De fato, os métodos tradicionais para otimização são bastante eficientes quando aplicados em problemas que apresentem um espaço de projeto convexo, com variáveis contínuas e onde a função objetivo e suas restrições não apresentem características altamente não-lineares.

No entanto, a maioria dos problemas práticos apresenta espaços de projeto complexos, com a presença de variáveis de diversos tipos ([50]). Estas características reduzem bastante a eficiência dos métodos tradicionais, principalmente quando baseados em informação do gradiente, que tendem a fornecer soluções sub-ótimas, isso é, uma solução inicial, prematura, não representativa da solução ótima desejada. Assim, para lidar com esses problemas mais complexos, foram também desenvolvidos vários métodos de otimização que têm como característica comum realizarem uma busca global pelo ótimo no espaço de projeto. Embora sejam bastante robustos e freqüentemente de fácil implementação, estes usualmente necessitam de um grande número de avaliações da função objetivo para serem eficazes ([51]).

Dentro da categoria de métodos de otimização que fazem busca global, surgiu nos últimos anos uma classe que têm como característica comum serem inspirados em fenômenos naturais, isto é, na observação de como vários processos naturais são "otimizados". Tal classe é conhecida como computação evolutiva (CE), pertencendo ao ramo da computação natural.

A computação evolutiva é um ramo da ciência da computação a qual propõe um paradigma alternativo ao processamento de dados convencionais ([52]). A CE é baseada em mecanismos evolutivos encontrados na natureza, como por exemplo, organização e comportamento adaptativo ([53]; [54]).

Dos algoritmos inspirados pela natureza utilizando busca global, aplicados à otimização de problemas complexos, pode-se destacar os Algoritmos Genéticos (AG), ([55]), e a Otimização por Enxame de Partículas também conhecida como PSO (*Particle Swarm Optimization*). Essas duas técnicas de otimização foram utilizadas no presente trabalho e são descritas a seguir.

3.1 ALGORITMOS GENÉTICOS

Os algoritmos genéticos são inspirados no princípio Darwiniano da evolução das espécies e na genética. São métodos probabilísticos inspirados nos mecanismos de evolução natural e recombinação genética, que fornecem um mecanismo de busca paralela e adaptativa baseado no princípio de sobrevivência dos mais aptos e na reprodução, preferencialmente dos melhores indivíduos da população ([56]).

Em seus estudos, Darwin concluiu que nem todos os organismos que nascem, sobre-

vivem ou reproduzem-se. Os indivíduos com maiores oportunidades de sobrevivência seriam aqueles com características mais apropriadas para enfrentar as condições ambientais. Esses indivíduos teriam maior probabilidade de reproduzir-se e deixarem descendentes. Nessas condições as variações favoráveis tenderiam a ser preservadas e as desfavoráveis, destruídas.

A idéia básica de seleção natural apresentada por Darwin representa uma das maiores conquistas no campo científico, particularmente, na ciência biológica. É o mecanismo de seleção que impõe certa ordem ao processo de evolução. A primeira parte do processo se caracteriza pela obtenção de variedade genética e é realizada ao acaso. Já a segunda parte, composta pela seleção, é em certo grau determinada pelos fatores ecológicos do ambiente ([57]).

Através da seleção natural, a frequência de um gene vantajoso aumenta gradativamente na população. A vantagem conferida pelo gene pode se refletir em um maior tempo de sobrevivência do indivíduo, aumentando assim a quantidade de filhos que ele produz. Pode implicar também em uma fertilidade maior do indivíduo que, mesmo sobrevivendo menos tempo, poderá deixar um número maior de filhos que seu competidor. Finalmente, o gene poderá aumentar a sua frequência se ele fornecer ao indivíduo maior capacidade de proteção ([56]).

A primeira tentativa de representação, por meio de um modelo matemático, da teoria de Darwin, surgiu com o livro *The Genetic Theory of Natural Selection*, escrito pelo biólogo evolucionista R. A. Fisher, sendo sua primeira publicação datada de 1930. A evolução era tal como a aprendizagem, uma forma de adaptação, diferindo apenas na escala de tempo. Em vez de ser o processo de uma vida, era o processo de gerações. Como era feita em paralelo por um conjunto de organismos, tornava-se mais poderosa que a aprendizagem.

A seguir, John Holland dedicou-se ao estudo de processos naturais adaptáveis, tendo inventado os AGs em meados da década de 60. Ele desenvolveu os AGs em conjunto com seus alunos e colegas da Universidade de Michigan nos anos 60 e 70, com o objetivo de estudar formalmente o fenômeno da adaptação como ocorre na natureza, e desenvolver modelos em que os mecanismos da adaptação natural pudessem ser importados para os sistemas computacionais.

Como resultado do seu trabalho, em 1975, Holland edita *Adaptation in Natural and Ar-*

tificial Systems ([58]) e, em 1989, David Goldberg edita *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* ([55]), introduzindo os AGs como uma técnica de otimização através de simulações de sistemas genéticos ([59]).

Desde então os algoritmos genéticos começaram a se expandir por toda a comunidade científica, gerando uma série de aplicações as quais vem ajudando a solucionar problemas extremamente importantes. Além desse progresso científico, também houve o desenvolvimento comercial de pacotes usando AG, como o Evolver ([60]).

- Características gerais

Os AGs são capazes de empregar uma estratégia de busca paralela e estruturada, aleatória, com o objetivo de encontrar os pontos de maior aptidão. Isto é, regiões no domínio do problema onde a função a ser maximizada ou minimizada apresenta os melhores valores ([52]).

Tais algoritmos podem ser definidos como um conjunto de passos distintos e bem especificados, onde cada um destes passos pode apresentar algumas variações. Inicialmente é gerada uma população contendo um conjunto aleatório de indivíduos, possíveis soluções do problema. No decorrer do processo evolutivo, esta população é avaliada sendo associado um índice de aptidão para cada indivíduo. Através dos operadores genéticos, cruzamento e mutação, descendentes são gerados formando a próxima geração. Este processo é repetido até que uma solução satisfatória seja encontrada.

Um entendimento mais profundo a cerca do funcionamento dos AGs pode ser obtido através de análises matemáticas desenvolvida por diversos autores, como: [55]; [61]; [62]; [63]; [64]; [65]. Conforme [66], esses modelos matemáticos capturam os detalhes do algoritmo genético simples através dos operadores matemáticos.

Dessa forma, tendo como base a formalização de [62] será apresentado a seguir o modelo matemático que descreve o funcionamento do AG simples. Segundo essa formalização, a população na geração t é representada por dois vetores: $\vec{p}(t)$, o qual especifica a composição da população e $\vec{z}(t)$, que reflete a aptidão de cada indivíduo de acordo com a equação 3.1. Estes vetores, de dimensão l , são relacionados através da função de aptidão *fitness* F , uma matriz bi-dimensional tal que $F_{ij} = 0$ para $i \neq j$ e $F_{ii} = f(i)$.

Isto é, toda entrada de F é 0, exceto as entradas da diagonal (i, i) , que representa a aptidão da seqüência i correspondente (usando a seleção proporcional).

$$\vec{s}(t) = \frac{F \vec{p}(t)}{\sum_{i=0}^{2^t-1} F_{ii} p_i(t)} \quad (3.1)$$

Assim, a estratégia de [62] define um único operador G aplicado à $\vec{s}(t)$ que irá reproduzir os efeitos esperados com a execução do AG sobre a população na geração $t + 1$ a partir da geração t :

$$\vec{s}(t + 1) = G \vec{s}(t) \quad (3.2)$$

Integrando G em $\vec{s}(0)$ é possível obter uma descrição mais exata do comportamento esperado do AG. De uma maneira mais clara, supondo que o AG possua apenas o operador de seleção (sem cruzamento ou mutação), adota-se então $E(x)$ como sendo a esperança de x . Assim, $s_i(t)$ é a probabilidade de i ser selecionado em cada passo da seleção, onde:

$$E(\vec{p}((t + 1))) = \vec{s}(t) \quad (3.3)$$

Assumindo $\vec{x} \sim \vec{y}$, temos que \vec{x} e \vec{y} diferem somente por um fator de escala. Dessa forma, para a equação 3.1, temos:

$$\vec{s}((t + 1)) \sim F \vec{p}(t + 1) \quad (3.4)$$

Resultando em $\vec{s}((t + 1)) \sim F \vec{p}(t)$.

O que demonstra que $G = F$ para os casos onde ocorra apenas a operação de seleção.

Para que o processo de cruzamento e mutação sejam incorporados no modelo, o operador G é então definido com uma composição da matriz de *fitness* F e de um operador

de cruzamento M , então os efeitos dos métodos de cruzamento e mutação serão reproduzidos. M pode ser definido através de $r_{i,j}(k)$, isto é, da probabilidade da *string* k ser produzida pela recombinação entre as *strings* i e j . Resultando na equação 3.2.

$$E((p_k(t+1))) = \sum_{i,j} s_i(t)s_j(t)r_{i,j}(k) \quad (3.5)$$

Em outras palavras, isto significa que a proporção da *string* k esperada na geração $t+1$ é a probabilidade desta ser produzida por cada par de "pais", multiplicada pela probabilidade de seleção destes pais, somando todos os possíveis pares de pais.

Como a definição de $r_{i,j}(k)$ e M é relativamente complicada, [62] define primeiramente uma matriz M cujos elementos $M_{i,j}$ fornecem a probabilidade de $r_{i,j}(0)$ ser produzido pela recombinação entre os vetores i e j , dado que i e j foram selecionados para o cruzamento. Uma vez que $r_{i,j}(0)$ foi definido, este pode ser utilizado para definir o caso geral.

A expressão que representa $r_{i,j}(0)$ é formada por uma somatória entre: a probabilidade do cruzamento entre i e j não existir e além disso os indivíduos selecionados para esse cruzamento (i ou j) terem seus valores "mutados" para zero (0); e pela probabilidade desse cruzamento existir e os indivíduos selecionados para o mesmo, tanto i ou j terem seus valores "mutados" para zero (0).

Se i e j são selecionados para o cruzamento, a probabilidade deste cruzamento ocorrer é p_c e a probabilidade de não ocorrer é $1 - p_c$. Da mesma forma, a probabilidade de ocorrer a mutação em cada *bit* da população selecionada é p_m e de não ocorrer é $1 - p_m$. Se $|i|$ é o número de *bits* de valor 1 (um) no vetor i de tamanho l , então a probabilidade de que o valor de i seja modificado para 0 (zero) é a probabilidade de que todos os de valor 1 (um) sejam modificados, vezes a probabilidade que nenhum dos $(l - |i|)$ zeros sejam modificados, como demonstrado abaixo.

$$p_m^{|i|}(1 - p_m)^{l-|i|} \quad (3.6)$$

O primeiro termo na expressão de $r_{i,j}(0)$ pode ser escrito como:

$$\frac{1}{2}(1 - p_c)[p_m^{|i|}(1 - p_m)^{l-|i|} + p_m^{|j|}(1 - p_m)^{l-|j|}] \quad (3.7)$$

Relembrando que, neste modelo, apenas um indivíduo é selecionado para a próxima geração. O fator $\frac{1}{2}$ indica que cada um dos dois indivíduos possui probabilidades iguais de serem selecionados.

Já para a determinação do segundo termo de $r_{i,j}(0)$, considera-se que h e k sejam dois indivíduos resultantes do processo de cruzamento de ponto único. É possível observar que existem $l - 1$ pontos de cruzamento possíveis, assim, a probabilidade de escolher um ponto c é $\frac{1}{l-1}$. Tal que:

$$\frac{1}{2} \frac{p_c}{l-1} \sum_{c=1}^{l-1} [p_m^{|h|}(1 - p_m)^{l-|h|} + p_m^{|k|}(1 - p_m)^{l-|k|}] \quad (3.8)$$

Novamente, o fator $\frac{1}{2}$ indica a igualdade na probabilidade de seleção dos indivíduos. Assim, necessita-se apenas das expressões para $|h|$ e $|k|$. Para tanto, considerando i_1 um sub-vetor de i contendo os $l - c$ bits posicionados a esquerda do ponto de cruzamento c , i_2 um sub-vetor composto pelos bits a direita do ponto de cruzamento c e da mesma maneira j_1, j_2 dois sub-vetores do vetor j , como ilustrado na figura 3.1, $|h|$ e $|k|$ podem ser definidos como:

$$|h| = |i| - |i_2| + |j_2| \quad (3.9)$$

$$|k| = |j| - |j_2| + |i_2| \quad (3.10)$$

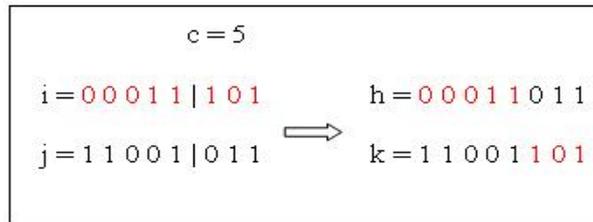


Figura 3.1: Processo de cruzamento.

Através dessa da representação do processo de cruzamento (de ponto único), apresentado na figura acima, podemos observar que uma vez escolhido o ponto de cruzamento c , os indivíduos pais (i e j), são divididos e combinados, dando origem a dois novos indivíduos (h e k), os quais contém informações tanto de i como de j .

Usando a simplificação de [62], tem-se: $|i_2| = |(2^{c-1})\text{and } i|$ e $|j_2| = |(2^{c-1})\text{and } j|$.

Sendo $\Delta_{i,j,c} = |i_2| - |j_2| = |(2^{c-1})\text{and } i| - |(2^{c-1})\text{and } j|$, então $|h| = |i| + \Delta_{i,j,c}$ e $|k| = |j| + \Delta_{i,j,c}$.

Dessa forma, após algumas simplificações, a expressão para $r_{i,j}(0)$ é definida como:

$$r_{i,j}(0) = \frac{(1 - p_m)^l}{2} [\eta^{|i|} (1 - p_c + \frac{p_c}{l-1}) \sum_{c=1}^{l-1} \eta^{-\Delta_{i,j,c}}; + \eta^{|j|} (1 - p_c + \frac{p_c}{l-1}) \sum_{c=1}^{l-1} \eta^{\Delta_{i,j,c}}] \quad (3.11)$$

Maiores detalhes podem ser encontrados em [62].

Assim, $G(\vec{x}) = F \circ M(\vec{x})$ para vetores \vec{x} . Dessa forma, para uma população infinita:

$$G(\vec{s}(t)) \sim \vec{s}(t+1) \quad (3.12)$$

Definindo $G_p(\vec{x}) = M(\frac{F_x}{|F \vec{x}|})$, onde $G_p(\vec{p}(t)) = \vec{p}(t+1)$. Apesar de G e G_p atuarem em diferentes representações da população, uma pode ser escrita na outra através de simples transformações.

De acordo com [66], esta formalização ajuda no entendimento do funcionamento dos algoritmos genéticos uma vez que, G é visto como um sistema dinâmico, formulando uma imagem geométrica do comportamento do AG e sendo utilizado para a prova de algumas propriedades desse comportamento.

Devido ao fato dos AGs serem compostos por diversos passos distintos, cada um desses podendo apresentar diversas variações, não existindo o algoritmo genético, mas sim um algoritmo genético, será apresentado a seguir a descrição e variações desses passos.

- Representação

O ponto de partida e um dos maiores desafios para a aplicação de algoritmos genéticos a um problema qualquer é a representação deste ([67]). Essa representação é feita em cima dos indivíduos da população. Indivíduo e população são dois elementos distintos em um AG. Um indivíduo, também conhecido como cromossomo representa uma possível solução enquanto que a população é o conjunto dos indivíduos em cada geração.

O cromossomo é uma estrutura de dados, geralmente vetores ou cadeia de valores binários, reais, inteiros ou combinação destas, que representa uma possível solução do problema a ser otimizado. Em geral, o cromossomo representa o conjunto de parâmetros da função objetivo cuja resposta será otimizada. O conjunto de todas as configurações que o cromossomo pode assumir forma o seu espaço de busca.

A maioria das representações são genótípicas. O genótipo é o conjunto de genes que define a constituição genética de um indivíduo e sobre estes genes é que serão aplicados os operadores genéticos ([68]). A seguir são apresentadas algumas das principais formas de codificação.

1. Codificação binária

Tradicionalmente, o genótipo de um indivíduo é representado por um vetor binário, ou seja, apenas conjuntos de 0 e 1 para representar as variáveis. Cada parâmetro é representado por um conjunto de *bits* (*genes*). Cada variável pode ser representada por um distinto número de *bits*, conforme a precisão requerida. Teoricamente, essa representação é independente do problema, pois uma vez encontrada a representação em vetores binários, as operações padrões podem ser utilizadas, facilitando o seu emprego em diferentes classes de problemas ([69]).

A codificação binária é historicamente importante, uma vez que foi utilizada nos trabalhos pioneiros de ([70]). Além disso, ela ainda é amplamente utilizada, por ser de fácil implementação e manipulação, e simples de analisar teoricamente. Contudo, esta possui certas dificuldades ao lidar com múltiplas dimensões de variáveis contínuas, especialmente quando uma grande precisão é requerida.

Estas dificuldades decorrem do fato da necessidade de um grande número de *bits* para atingir a precisão desejada, tornando estes cromossomos extremamente grandes, dificultando a operação do AG. Além disto, outro fator é a presença do efeito *hamming cliff* ([71]). Este efeito é produzido pela existência no código binário de valores adjacentes que diferem em mais de um *bit*. Dificultando o refinamento do intervalo no espaço de busca.

2. Codificação por valor

Este tipo de codificação é geralmente aplicada à problemas onde valores mais complexos são necessários, sendo cada cromossomo uma seqüência de valores. Um exemplo deste tipo de representação é a codificação real.

A codificação real trabalha diretamente com os números reais, o que é útil quando os parâmetros a serem otimizados são variáveis contínuas ([72]). Em termos computacionais, utilizam-se números de ponto flutuante para representar o cromossomo, sendo seu comprimento o mesmo do vetor que representa a solução do problema, dessa forma cada gene representa uma variável do problema. No entanto, modificações nos operadores genéticos são necessárias.

3. Codificação por permutação

Mais utilizada em problemas de ordenação, este tipo de codificação considera cada cromossomo como uma string de números os quais representam uma posição em uma seqüência.

Cromossomo A: 1 5 3 2 6 4 7 9 8

Cromossomo B: 8 5 6 7 2 3 4 1 9

Um exemplo de aplicação é o problema do caixeiro viajante, onde cada cromossomo descreve a ordem em que o caixeiro irá visitar as cidades.

- Função de Aptidão (*fitness*)

A função de aptidão, ou também conhecida como função de avaliação é utilizada para determinar o quão boa uma solução candidata é para a resolução efetiva de um problema. Segundo [73], este valor não só indica o quão boa essa solução é para o problema, mas também o quão perto este cromossomo está do ponto ótimo.

Somada à forma de codificação, esses dois componentes do AG normalmente são os únicos com relação direta ao domínio do problema. Em uma população natural, a função de avaliação é determinada pela capacidade do indivíduo de sobreviver a predadores e outros obstáculos naturais, e depois se reproduzir. Já em uma população artificial, a responsável pela vida ou morte do indivíduo é sua função objetivo.

- Elitismo

Visando preservar e utilizar as melhores soluções encontradas na geração atual nas próximas gerações, surgiu a estratégia de elitismo. Em sua versão mais simples, ela conserva os *Nelit* (*Nelit* - número de elitismo) melhores indivíduos da população atual, copiando-os para a próxima geração sem nenhuma alteração.

Os outros $N - N_{elit}$ indivíduos da população são gerados normalmente, através do método de seleção e posterior aplicação dos operadores genéticos. Assim, as melhores soluções não são apenas passadas de uma geração para outra, mas também participam da criação dos novos membros da nova geração.

- Seleção

A função de seleção é um método randômico responsável pela escolha dos indivíduos que irão participar do cruzamento. Este processo, apesar de aleatório, tende a oferecer aos melhores indivíduos da população corrente preferência para o cruzamento, permitindo que tais indivíduos perpetuem suas características genéticas às próximas gerações.

Nesse processo, após associada uma nota de aptidão para cada indivíduo, através do *fitness*, um subconjunto de indivíduos da população atual é selecionado. Tais indivíduos irão então participar do processo de cruzamento dando origem à população da próxima geração.

Este operador, seleção, é completamente independente do restante do AG, isto é, qualquer operador de seleção pode ser utilizado independentemente da representação do problema, o que caracteriza tal operador como universal ([74]).

Dentre os diferentes métodos de seleção propostos tem-se a seleção proporcional, o método do torneio e a dizimação.

1. Seleção proporcional

Um dos métodos mais populares de seleção, também conhecida como roleta. Neste processo, os indivíduos são selecionados com base na probabilidade de seleção, diretamente proporcional à função objetivo. A probabilidade P_i que um indivíduo i possui de ser selecionado em função de sua aptidão $f(i)$, expressa pela Eq. 3.13.

$$p_i = \frac{f(i)}{\sum f(i)} \quad (3.13)$$

Este processo pode ser interpretado como uma roleta, figura 3.2, onde cada indivíduo da população é representado em uma porção proporcional ao seu índice de aptidão. Desta forma, uma porção maior da roleta é fornecida aos indivíduos com alta aptidão. A roleta é girada tantas vezes quantas forem necessárias para a obtenção do número requerido de pares de indivíduos para o cruzamento e mutação. A grande vantagem deste método é que todos os indivíduos, sem exceção, possuem chances de serem selecionados.

Uma das suas desvantagens é possuir uma alta variância, podendo levar a um grande número de cópias de um cromossomo com boa aptidão, diminuindo a variabilidade da população. Além de poder induzir a uma convergência prematura.

2. Torneio

Outro processo de seleção é o torneio, onde uma série de indivíduos são escolhidos aleatoriamente na população e competem entre si, com base no valor de



Figura 3.2: Representação do método da roleta ([75]).

sua aptidão, pelo direito de participar do processo de cruzamento (Figura 3.3). Neste método, existe um parâmetro denominado tamanho do torneio k que define quantos indivíduos serão selecionados aleatoriamente dentro da população para competir. Uma vez definidos os competidores, aquele dentre eles que possuir a melhor avaliação é selecionado para a aplicação do operador genético.

O valor mínimo de k é igual a 2, pois caso contrário, não haverá competição. Sendo que se o valor de k for igual ao tamanho da população n o vencedor será sempre o mesmo (o melhor de todos os indivíduos) e se forem escolhidos valores muito altos, os $n - k$ indivíduos tenderão a predominar, uma vez que sempre um deles será o vencedor do torneio ([60]).

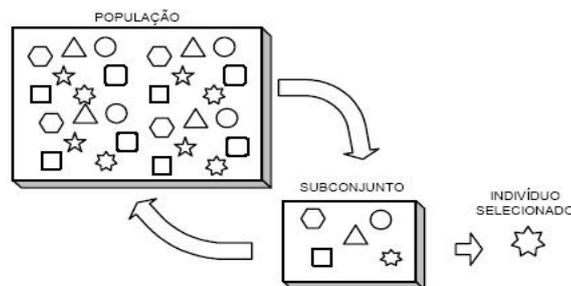


Figura 3.3: Seleção pelo método de torneio ([75]).

3. Dizimação

Uma estratégia determinística simples, conhecida como dizimação, consiste em ordenar os indivíduos através do valor de sua função objetivo e simplesmente remover um número fixo de indivíduos que apresentarem baixa aptidão, ou seja,

criar um patamar e eliminar aqueles que estiverem abaixo deste. Através de um processo aleatório, os pais são então escolhidos dentre os que sobreviveram ao processo de dizimação.

A vantagem desta estratégia de seleção consiste na simplicidade de implementação, no entanto, características genéticas únicas podem ser perdidas uma vez que um indivíduo é removido da população. A perda da diversidade é uma consequência natural das estratégias evolucionárias, mas neste caso isto ocorre geralmente antes que os efeitos benéficos de uma característica única sejam reconhecidos pelo processo evolutivo ([75]).

- Operadores Genéticos

Os operadores genéticos são responsáveis por transformar a população através de sucessivas gerações, buscando melhorar a aptidão dos indivíduos. Estes operadores são necessários para que a população evolua e mantenha as características significantes adquiridas pelas gerações anteriores ([75]).

Uma vez que os pais tenham sido definidos, ou seja, um par de indivíduos selecionados a partir dos critérios de seleção, um par de filhos é gerado pela recombinação e mutação dos cromossomos dos pais utilizando os operadores genéticos básicos, cruzamento e mutação.

1. Cruzamento

O objetivo do cruzamento é a permutação de material genético entre os pares de indivíduos previamente selecionados. Os AGs são caracterizados pela alta flexibilidade de implementação e isto também é válido para o cruzamento, que pode ser realizado de diferentes maneiras.

Dentre estas várias maneiras, a mais simples consiste no cruzamento de ponto único. Neste processo, uma localização aleatória no cromossomo dos pais (*site*) é escolhida, dividindo cada cromossomo em duas partes. Cada filho é composto pela combinação dessas partes, de tal maneira que possua informação genética

dos dois pais, figura 3.4.

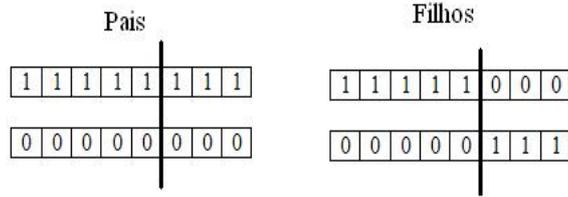


Figura 3.4: Cruzamento de um único ponto.

Um cruzamento mais elaborado é o de ponto duplo, onde ao invés de selecionar um simples ponto de cruzamento, são selecionados dois pontos, dividindo o cromossomo em três partes, como representado na figura 3.5.

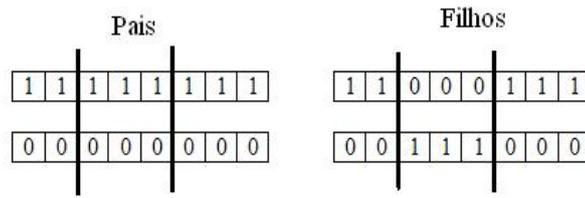


Figura 3.5: Cruzamento de ponto duplo.

Além das muitas outras formas de cruzamento possíveis, vale citar o cruzamento uniforme ou cruzamento em pontos aleatórios, onde os pontos para procedimento de troca de material genético são sorteados para cada geração, figura 3.6.

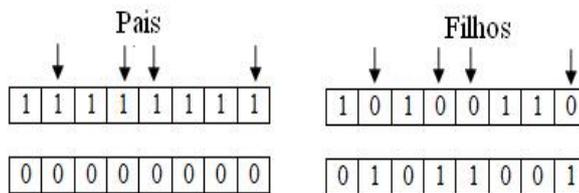


Figura 3.6: Cruzamento em pontos aleatórios.

2. Cruzamento na codificação real

O cruzamento para codificação real é bem distinto dos empregados na codificação binária devido à natureza contínua ([72]). Uma das diferenças é o fato dos operadores para a codificação real não atuarem no cromossomo como um todo, mas sim em um gene de cada vez. Isto significa que o processo de cruzamento atuará distintamente para cada variável real do problema. A maneira mais evidente de gerar dois filhos com derivação genética a partir de dois pais é a média ponderada entre o valor dos genes dos pais, equações 3.14 e 3.15.

$$g1 = ran1 * G1 + (1 - ran1) * G2 \quad (3.14)$$

$$g2 = (1 - ran1) * G1 + ran1 * G2 \quad (3.15)$$

Onde $G1$ e $G2$ correspondem respectivamente ao gene do *pai1* e *pai2*, $g1$ e $g2$ ao gene do *filho1* e *filho2*, e $ran1$ a um número randômico pertencente ao intervalo $[0, 1]$. O problema deste método é a polarização em torno do ponto médio do intervalo permitido, o que pode levar a uma homogeneização precoce da população, e até mesmo a uma convergência prematura.

Outra metodologia é baseada no processo do cruzamento binário, utilizando um ponto de corte para dividir os genes reais em duas partes, a mais significativa e a menos significativa. Essas partes são intercambiadas para gerar o genótipo dos filhos. As equações 3.16 e 3.17 definem matematicamente tal operação.

$$g1 = \left[\frac{G1}{k}\right] * k + G2 - \left[\frac{G2}{k}\right] * k \quad (3.16)$$

$$g2 = \left[\frac{G2}{k}\right] * k + G1 - \left[\frac{G1}{k}\right] * k \quad (3.17)$$

Onde k representa o ponto de cruzamento.

3. Mutação

A mutação consiste na inserção de material genético novo na população. Este processo pode ou não ocorrer de acordo com uma dada probabilidade de mutação. Conforme [76], geralmente, esta probabilidade deve ser muito baixa, em torno de 0 a 10%, para que o processo de otimização não se torne puramente aleatório.

A mutação é um operador genético muito simples de ser realizado. No caso da codificação binária, um *bit* aleatório é selecionado no cromossomo, tendo seu valor invertido, como ilustrado na figura 3.7.

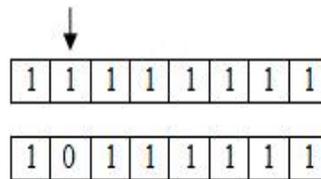


Figura 3.7: Mutação no cromossomo de codificação binária.

Os AGs com codificação real podem realizar a mutação com uma permutação aleatória em genes escolhidos aleatoriamente. Esta permutação pode ser um valor escolhido de uma distribuição simétrica com média zero. Usualmente a distribuição utilizada é a distribuição uniforme ou a gaussiana, com desvio padrão aproximadamente igual a 10% da possível variação do gene em questão ([75]).

- Parâmetros que influenciam na configuração do AG

De acordo com [52], o desempenho do algoritmo genético depende fortemente da configuração dos seus parâmetros de funcionamento. Dentre os diversos parâmetros capazes de influenciar nessa eficiência, pode-se destacar o tamanho da população e o critério de convergência.

Ao utilizar grandes populações é possível ter uma cobertura mais representativa do espaço de busca, uma maior diversidade de soluções. Porém, um maior poder compu-

tacional, ou maior tempo de processamento será necessário, devido a grande quantidade de avaliações da função de aptidão.

Já para pequenas populações a eficiência do AG pode cair, uma vez que, apenas uma pequena parte do domínio do problema seria representada. Apesar do seu custo computacional ser menor, uma convergência prematura para soluções locais pode ocorrer. Assim, como uma forma de determinar uma melhor relação do tamanho da população, [77] propõe que o tamanho da população seja relacionado com o tamanho do cromossomo.

Em relação à convergência, esta acontece de acordo com um critério pré-determinado o qual estipula a parada da simulação. Se o valor da função objetivo requerido for conhecido, pode-se trabalhar com a determinação de um erro máximo admissível, assim, quando um indivíduo que proporcione um erro menor ao estipulado for encontrado, o processo é finalizado.

Pode-se utilizar também a convergência através da diversidade genética da população. Se os indivíduos estão muito parecidos entre si, ou seja, se a avaliação da equação de mérito de cada indivíduo fornecer resultados muito próximos, pode significar que eles estejam na mesma região, caracterizando a presença de um máximo ou mínimo da função.

Outro método para se testar a convergência pode ser realizado através da estipulação de um número máximo admissível de gerações. No entanto, todas estas metodologias apresentam falhas.

A convergência por diversidade genética falha quando os AGs convergem para um mínimo ou máximo local, ou seja, quando acontece convergência prematura, ou ainda quando uma solução próxima ao ótimo é considerada como sendo ótima. Já a estratégia do número máximo de gerações não é satisfatória quando não se fornece tempo suficiente para o algoritmo investigar o universo de busca. Assim, uma alternativa mais eficiente é a utilização racional destas. Isto é, se ao final do processo evolutivo a diversidade genética ainda for elevada, pode-se permitir que o número de gerações seja estendido ([75]).

- Vantagens e Desvantagens do AG

Algumas vantagens da utilização da otimização via algoritmos genéticos incluem: A independência do domínio, uma vez que a codificação é utilizada; A não linearidade, isto é, enquanto as técnicas de otimização convencionais se baseiam em suposições irrealistas de linearidade, convexidade e diferenciabilidade, entre outras, os AGs não utilizam nenhuma dessas suposições; A robustez e facilidade de modificação; Uma natureza paralela o que facilita a efetivação de implementações com processamento paralelo; A boa adaptação à problemas complexos, com múltiplos mínimos/máximos; Além de ser facilmente hibridizados com outras técnicas e heurísticas.

No entanto, os AGs não podem ser considerados a melhor forma de otimização para todos os problemas. Em alguns casos a utilização de uma população muito grande, o que dá ao AG seu poder, torna-se também um grande problema quando se trata do desempenho computacional requerido. Isto porque a aptidão de cada uma destas soluções deve ser avaliada.

Uma possível solução para este problema de tempo de processamento é o uso de processamento paralelo, onde cada processador é responsável por avaliar n indivíduos da população ao mesmo tempo. Por outro lado, quando o uso de computação paralela não é possível ou desejável, outra possibilidade seria a utilização de uma metodologia híbrida (hibridização). Este procedimento visa acoplar algoritmos distintos com o intuito de melhor aproveitar as vantagens de cada um destes. Neste trabalho optou-se pela junção do algoritmo genético com a otimização por enxame de partículas, gerando assim, uma metodologia de otimização mais robusta e eficaz.

3.2 OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS

Otimização por enxame de partículas (PSO) ou *Particle Swarm Optimization* pode ser definida como uma técnica de computação estocástica baseada em populações. Originalmente desenvolvida por [17], este método é baseado em uma metáfora do comportamento social da interação entre indivíduos (partículas) de um grupo (enxame), onde o comportamento do grupo é influenciado pela experiência individual acumulada por cada indivíduo bem como pelo resultado da experiência acumulada pelo grupo ([78]).

Esta metáfora foi desenvolvida a partir da observação de bandos de pássaros e cardumes de peixes em busca de alimento. Considerando um cenário onde os pássaros estão

dispostos aleatoriamente e estes estão à procura de alimento e um local para construir o seu ninho, eles não sabem onde está esse lugar e este é único. A grande questão é qual o melhor comportamento que os pássaros terão que realizar para conseguir atingir seu objetivo, o mais evidente é que eles sigam o pássaro que estiver mais próximo do alimento ou do ninho.

Inicialmente os pássaros voam sem nenhuma orientação prévia, eles se aglomeram em bandos, até um conseguir encontrar o ninho atraindo os que estiverem mais próximos. Pelo fato de um pássaro encontrar o ninho a chance de os outros pássaros também encontrarem aumenta consideravelmente, isto se deve ao fato de a inteligência ser social, ou seja, o indivíduo aprende com o acerto do outro.

No algoritmo PSO, cada possível solução do problema irá corresponder a um ponto no espaço de busca, neste trabalho cada possível solução será uma configuração da geometria da pá. Essas soluções, partículas, têm associado um valor, que é avaliado individualmente e que indica a adequação da partícula como solução para o problema, e uma velocidade definindo a direção do movimento da partícula. Cada partícula modifica sua velocidade levando em conta a melhor posição da partícula e a melhor posição do grupo, ao longo do tempo o grupo acaba encontrando o alimento. Esse processo pode ser descrito como:

$$v_i(t + 1) = v_i(t) + c_1\alpha_1(p_i - x_i(t)) + c_2\alpha_2(p_g - x_i(t)) \quad (3.18)$$

$$x(t + 1) = x_i(t) + v(t + 1) \quad (3.19)$$

Onde $v_i(t)$ é a velocidade da partícula i na iteração t , $x(t)$ é a posição da partícula i na iteração t , p_i é a melhor posição já registrada pela partícula, p_g é a melhor posição entre todas as partículas da população em toda a história. As constantes c_1 e c_2 são os coeficientes de aceleração que regulam como as partículas irão acelerar em direção a p_i . Os escalares α_1 e α_2 são escolhidos de forma aleatória a cada iteração, sendo responsáveis pela capacidade de exploração das partículas. A figura 3.8 ilustra o movimento de duas partículas.

Sendo v_i^s a velocidade próxima ao ponto ótimo da colônia, v_i^p a velocidade próxima ao

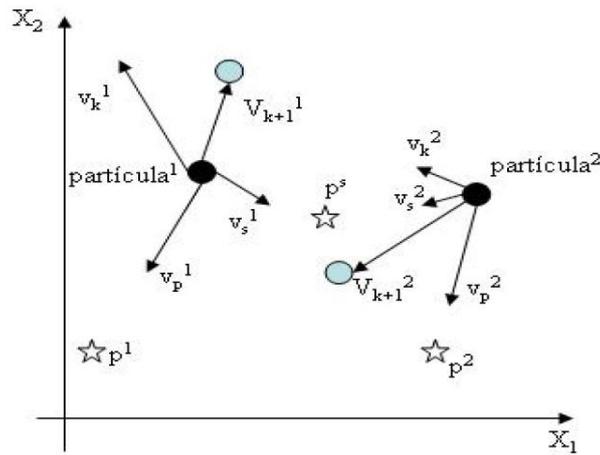


Figura 3.8: Movimento das partículas [79].

ótimo da partícula, p^s a colônia ótima, p^i partícula ótima, o ponto em preto a posição atual e o ponto em azul a posição próxima.

O algoritmo básico da otimização por enxame de partículas é descrito como:

1. Geração da população inicial, onde a posição de cada partícula representa uma possível solução do problema. Essa posição é gerada inicialmente de forma aleatória;
2. Calcula-se o *fitness*, isso é a aptidão de cada partícula. Se o valor dessa aptidão for melhor que o melhor valor global, este valor é atualizado. Nesse trabalho, o *fitness* é relacionado ao rendimento gerado em cada pá, assim, se o rendimento da pá atual for melhor que o maior rendimento registrado até o momento, esse rendimento atual será considerado o melhor rendimento global até então;
3. Atualiza-se a velocidade e posição das partículas, equação (3.18);
4. Repete-se esse processo até que o critério de parada seja atingido, como por exemplo, número máximo de iterações ou erro mínimo. Neste trabalho utilizou-se o número máximo de iterações como critério de parada.

Após os primeiros trabalhos propondo o método de otimização por enxame de partículas, várias modificações foram sugeridas por diversos autores, visando uma melhora na eficiência do método original. Dentre estas modificações está o uso de coeficientes de aceleração c_1 e c_2 variantes no tempo proposto no trabalho de [80]. A limitação de

velocidade de [81] têm o intuito de limitar a máxima mudança de posição que uma partícula pode realizar em uma única iteração. Esse método introduz um limitante superior de velocidade V_{max} visando impedir que as partículas aumentem indefinidamente sua velocidade, o que poderia gerar uma instabilidade no método.

Outra modificação apresentada no trabalho de [82] é o peso de inércia. Este fator visa controlar a influência da velocidade da partícula na iteração anterior, de forma a proporcionar maior eficiência ao método. A alteração necessária para introduzir o peso de inércia ω no método PSO original é simplesmente adicionar este fator à equação de atualização da velocidade que passa a ser escrita como:

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 \alpha_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 \alpha_2 (p_g - x_i(t)) \quad (3.20)$$

[83] propôs a inclusão do fator de constrição, restrição, visando criar um modelo de otimização por enxame de partículas que se auto adaptasse a seus parâmetros. Esse fator possibilita a concepção de um algoritmo sem levar em conta o peso de inércia e o limite superior de velocidade, propondo a atualização de velocidade dada pela equação a seguir, descrevendo a velocidade da iteração $t+1$.

$$v_i(t+1) = \chi [v_i(t) + c_1 \alpha_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 \alpha_2 (p_g - x_i(t))] \quad (3.21)$$

$$\chi = \frac{2}{|4 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|} \quad (3.22)$$

Onde $\varphi = c_1 + c_2$.

Este método foi utilizado no presente trabalho devido a sua capacidade de convergência mais rápida, apesar de poder apresentar perda da capacidade exploratória, fazendo com que o algoritmo não obtenha bons resultados quando iniciado muito distante do ponto ótimo.

A otimização por enxame de partículas possui vários pontos em comum com o algoritmo genético. Ambos são inicializados por meio de uma população aleatória, possuem uma função de aptidão para avaliar a população, além de utilizarem técnicas randômicas

para a procura do ponto ótimo. No entanto, o PSO se diferencia das demais técnicas de otimização devido ao fato de sua população ser mantida ao longo de todo o processo de otimização. Isso ocorre devido ao fato deste não possuir operadores genéticos de seleção e cruzamento, sendo sua evolução baseada no compartilhamento do conhecimento (experiência) dos indivíduos ([84]).

Em comparação com o algoritmo genético, o mecanismo de troca de informação do PSO é significativamente diferente. No AG as informações são compartilhadas pelos cromossomos, dessa forma a população inteira se move como um grupo a procura do ponto ótimo. Já no PSO, só o melhor indivíduo global, ou em alguns casos o local, compartilha as informações para os demais indivíduos. Assim, esses indivíduos irão seguindo para a melhor solução mais rapidamente, na maioria dos casos. Isto é, a taxa de convergência deste método tende a ser melhor ([85]).

Devido às características citadas acima, foi desenvolvido neste trabalho uma metodologia de otimização híbrida, ou seja, a junção da metodologia do algoritmo genético com a otimização por enxame de partículas. Dessa forma, todo o processamento foi realizado em uma única máquina, porém agregando as vantagens de ambos, mantendo uma metodologia de otimização robusta e rápida.

Alguns trabalhos na literatura demonstram a viabilidade do uso de técnicas de otimização híbrida entre o algoritmo genético e a otimização por enxame de partículas. Em [86] esta metodologia híbrida é aplicada à otimização de funções multimodais; Já em [87] o objetivo é otimizar o roteamento de agentes em redes de sensores sem fio; [88] utiliza esta metodologia em redes neurais artificiais (*recurrent network design*). Não sendo nenhum desses trabalhos aplicados à otimização de forma de pás de turbinas hidráulicas.

3.3 ALGORITMO HÍBRIDO AG-PSO

Com o intuito de encontrar a melhor geometria de uma pá de rotor axial (no caso desse trabalho, de uma turbina hidrocínética e de uma turbina bulbo), isso é, a melhor combinação dos ângulos dos bordos de ataque (β_e) e de fuga (β_s), além da dimensão da corda (L_c) de cada perfil desta pá, um algoritmo híbrido AG-PSO foi implementado. Tal algoritmo combina as vantagens dessas duas técnicas a fim de se obter uma metodologia de otimização mais robusta. Este algoritmo foi implementado no Matlab 7.1, em plataforma Windows XP.

1. Por meio da definição do número de indivíduos da população, limite superior e inferior do cromossomo, probabilidade de mutação, número de gerações e probabilidade de elitismo, é gerada uma população inicial de indivíduos, de forma aleatória, onde cada indivíduo ou cromossomo é composto pelos campos [valor do ângulo do bordo de ataque (β_e), valor do ângulo do bordo de fuga (β_s) e corda (L_c)];
2. É calculado então o *fitness* de cada indivíduo da população. Esse *fitness* considera o valor da potência para o caso da turbina hidrocínética e a eficiência para o caso da turbina bulbo, produzido por cada indivíduo (cada configuração de pá) de tal maneira a privilegiar as melhores soluções em detrimento das piores. Essa potência e eficiência são calculada através do módulo CFD apresentado no capítulo 2;
3. Após a classificação dos indivíduos de acordo com seu *fitness*:
 - A metade da população a qual obteve os melhores valores de *fitness* é direcionada para a otimização via algoritmo genético. Nesse algoritmo esses indivíduos serão submetidos ao processo de cruzamento e mutação, gerando a metade da nova população;
 - A outra metade da população inicial, a qual obteve os piores valores de *fitness* são direcionados para algoritmo PSO. Dessa forma, a velocidade e posição desses indivíduos (partículas) são atualizadas através das equações (3.21) e (3.22), levando em consideração a posição do melhor indivíduo da população global (o melhor indivíduo do AG). Gerando a outra metade da nova população;
4. Ao final de todo esse processo, o indivíduo mais apto é selecionado. Ou seja, o indivíduo com maior potência ou rendimento.

A figura 3.9 apresenta a representação esquemática de algoritmo híbrido AG-PSO.

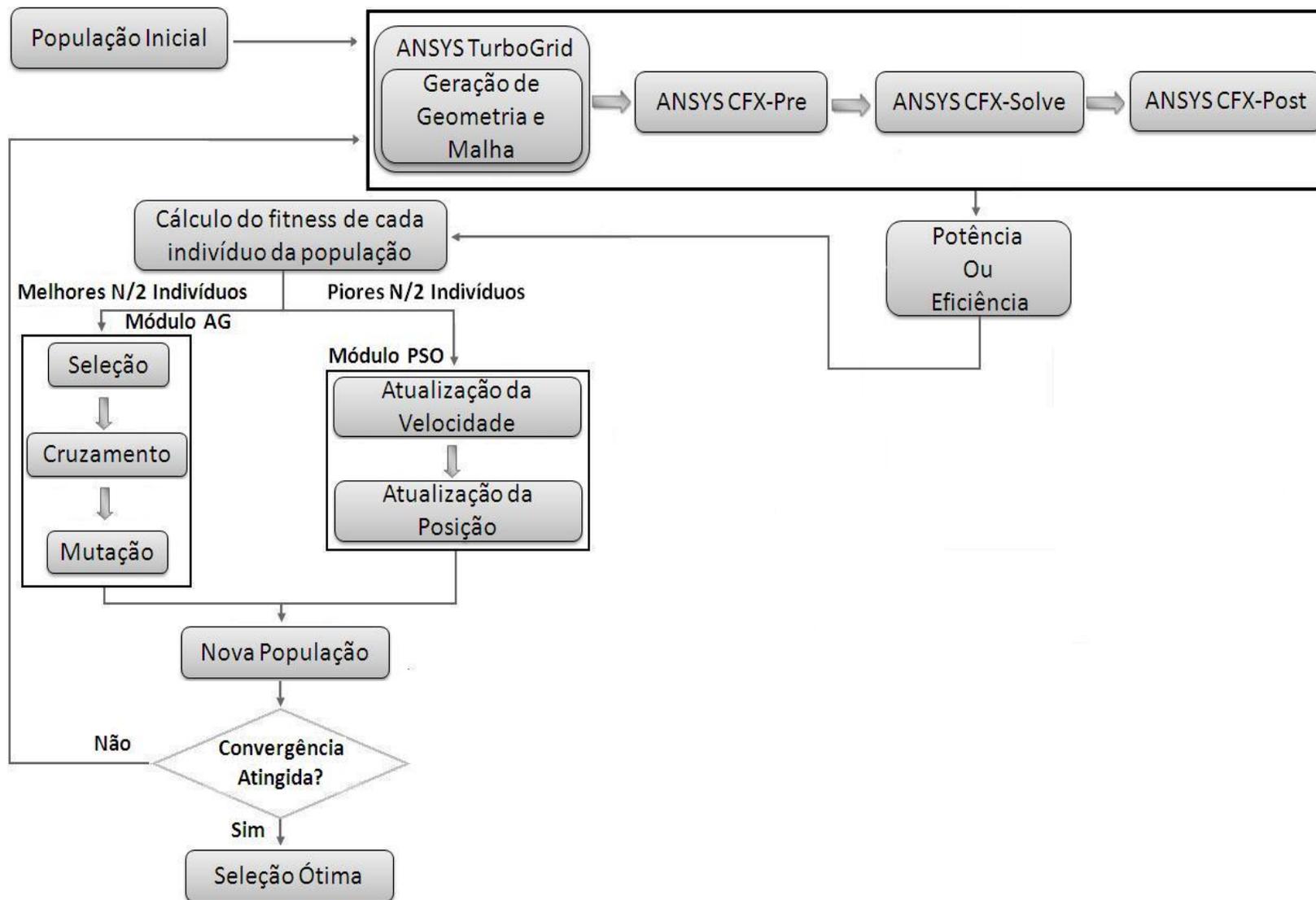


Figura 3.9: Algoritmo híbrido GA-PSO de otimização.

Através desse processo de otimização uma geometria de pá otimizada é obtida. Esse algoritmo apresenta como saída a combinação dos ângulos dos bordos de ataque e de fuga β_e e β_s , além da dimensão da corda L_c , para cada posição radial, do indivíduo mais apto. Tais dados possibilitam a reconstrução da geometria da pá. Toda a metodologia empregada para a reconstrução dessa geometria pode ser encontrada no capítulo 2.

Após a reconstrução da geometria da pá em coordenada cilíndricas, é possível gerar os arquivos de geometria do ANSYS TurboGrid (.curve), como descrito no apêndice A. Estes arquivos contêm a descrição da geometria do canal entre pás do rotor otimizado, possibilitando a simulação numérica no ANSYS-CFX 11 dessa pá otimizada.

3.4 VERIFICAÇÃO DO ALGORITMO HÍBRIDO AG-PSO

A fim de se avaliar o desempenho do algoritmo híbrido AG-PSO, foram realizados testes de convergência com base em uma função matemática conhecida. Para tanto, a função picos (*peaks*) do Matlab foi escolhida para esta verificação devido a sua característica de ser multimodal.

Picos é uma função contínua de duas variáveis, obtida através da translação e mudança de escala de uma distribuição Gaussiana (Manual de referência Matlab). Esta é uma função puramente bi-dimensional, onde o domínio está localizado no intervalo $[-3, 3]$. Assim, o objetivo é maximizar $F(x, y)$. Pode-se observar na figura 3.10 a presença de dois picos de máximos locais e um pico de máximo global. Sua forma analítica é descrita na equação 3.23.

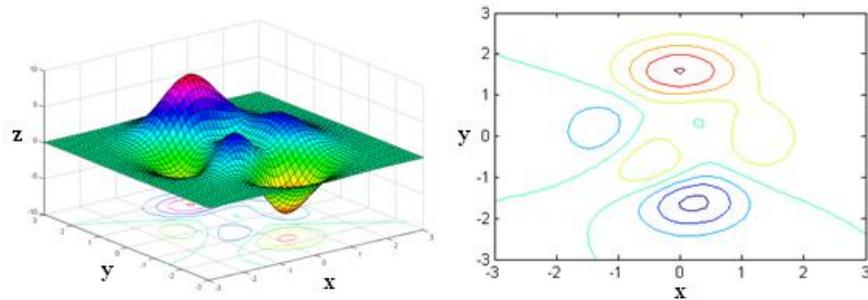


Figura 3.10: Representação gráfica 3D e linhas de contorno da função picos.

$$F(x, y) = 3(1 - x)^2 e^{-x^2 - (y+1)^2} - 10\left(\frac{x}{5} - x^3 - y^5\right) e^{-x^2 - y^2} + \frac{1}{3} e^{-(x+1)^2 - y^2} \quad (3.23)$$

Dessa forma, a equação 3.23 foi aplicada tanto ao algoritmo genético, como ao algoritmo híbrido. Para tanto, as seguintes configurações foram utilizadas:

- AG:
Uma população formada por 10 indivíduos, probabilidade de mutação de 0,1 e 0,3 de elitismo, com um critério de parada de 35 gerações.
- Híbrido AG-PSO:
População de 10 indivíduos, probabilidade de mutação de 0,1 e 0,3 de elitismo, com um critério de parada de 25 gerações. No PSO os coeficientes de aceleração $c_1 = 0,12$, $c_2 = 0,2$ e o peso de inércia $\omega = 0,2$.

Podemos observar nas linhas de contorno das figuras 3.11 e 3.12 a evolução da população (pontos em azul), no decorrer das gerações, até encontrar o ponto de máximo da função (triângulo vermelho). Tanto o algoritmo genético, como o híbrido conseguiram encontrar o máximo global da função. No entanto, o AG necessitou de 35 gerações para convergir e o híbrido AG-PSO de apenas 25 gerações, o que resulta em um menor tempo de processamento do algoritmo híbrido. Como explicado na seção 3.2, isto ocorre uma vez que o PSO tem por característica guiar sua população segundo o melhor indivíduo de cada geração.

Tanto o algoritmo genético quanto o híbrido AG-PSO tiveram sua população inicializada de forma aleatória, ou seja, a distribuição dos seus indivíduos pelo espaço de busca foi feita aleatoriamente, como pode ser observado na figura referente à Geração 1 (AG e AG-PSO). Na Geração 3, os indivíduos pertencentes ao AG já se encontravam mais próximos à região ótima do espaço de busca (Máximo global) que os indivíduos pertencentes ao AG-PSO. No entanto, quando analisamos a Geração 5, o AG-PSO possui um indivíduo mais próximo ao Máximo global.

O algoritmo genético é comprovadamente uma técnica eficiente para resolução de problemas complexos, isso é, onde o espaço de busca apresenta vários máximos ou mínimos. Porém, um maior refinamento dessa metodologia, quando próxima ao ponto ótimo, por vezes se faz necessário. Em outras palavras, o algoritmo genético aproxima seus indivíduos da região ótima de forma relativamente rápida, no entanto, por mais que estejam próximos, ainda demora um certo tempo (gerações) para que um indivíduo de fato localize o melhor ponto nessa região ótima. O que explica o comportamento do AG em relação ao AG-PSO na Geração 5.

Na tentativa de melhorar o desempenho do AG nas regiões próximas ao ponto ótimo várias estratégias são propostas na literatura, como por exemplo, o uso do AG associado à técnicas baseadas em gradiente, já que estas são eficientes em busca local. Uma dessas estratégias pode ser aplicar o AG obtendo assim uma estimativa inicial e então aplicar uma técnica de busca local sobre um certo percentual de pontos da última geração, por exemplo. A junção dessas metodologias pode ser encontrada em [89], onde um AG foi combinado com o método baseado em gradiente de *Levenberg-Marquardt*, ou ainda em [90], onde esse tipo de combinação de algoritmos é aplicada à determinação de parâmetros elasto-plásticos aplicados à processos de conformação com grandes deformações plásticas.

Como comentado anteriormente, o PSO possui como uma de suas características orientar seus indivíduos de acordo com a localização do melhor indivíduo global. Esse comportamento é notado da Geração 5 para a Geração 10, onde os indivíduos da população do AG-PSO ficaram mais próximos à região ótima a partir do posicionamento do melhor indivíduo global, conseguindo assim encontrar o Máximo global de forma mais rápida que o AG. Dessa maneira, com a análise de tais resultados é possível demonstrar de uma forma mais clara a eficiência da metodologia híbrida de otimização (AG-PSO) adotada no presente trabalho.

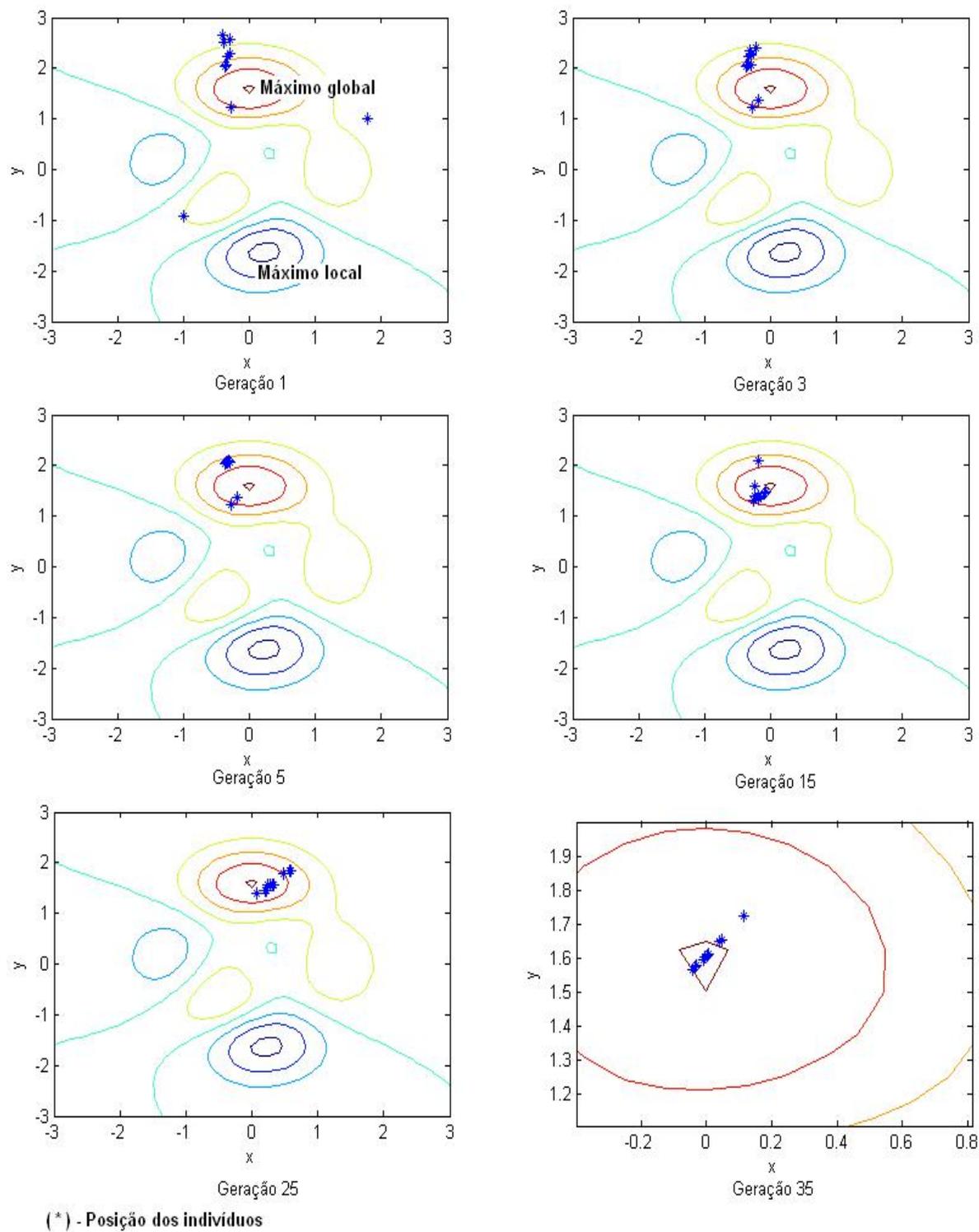


Figura 3.11: Distribuição da população através do algoritmo genético.

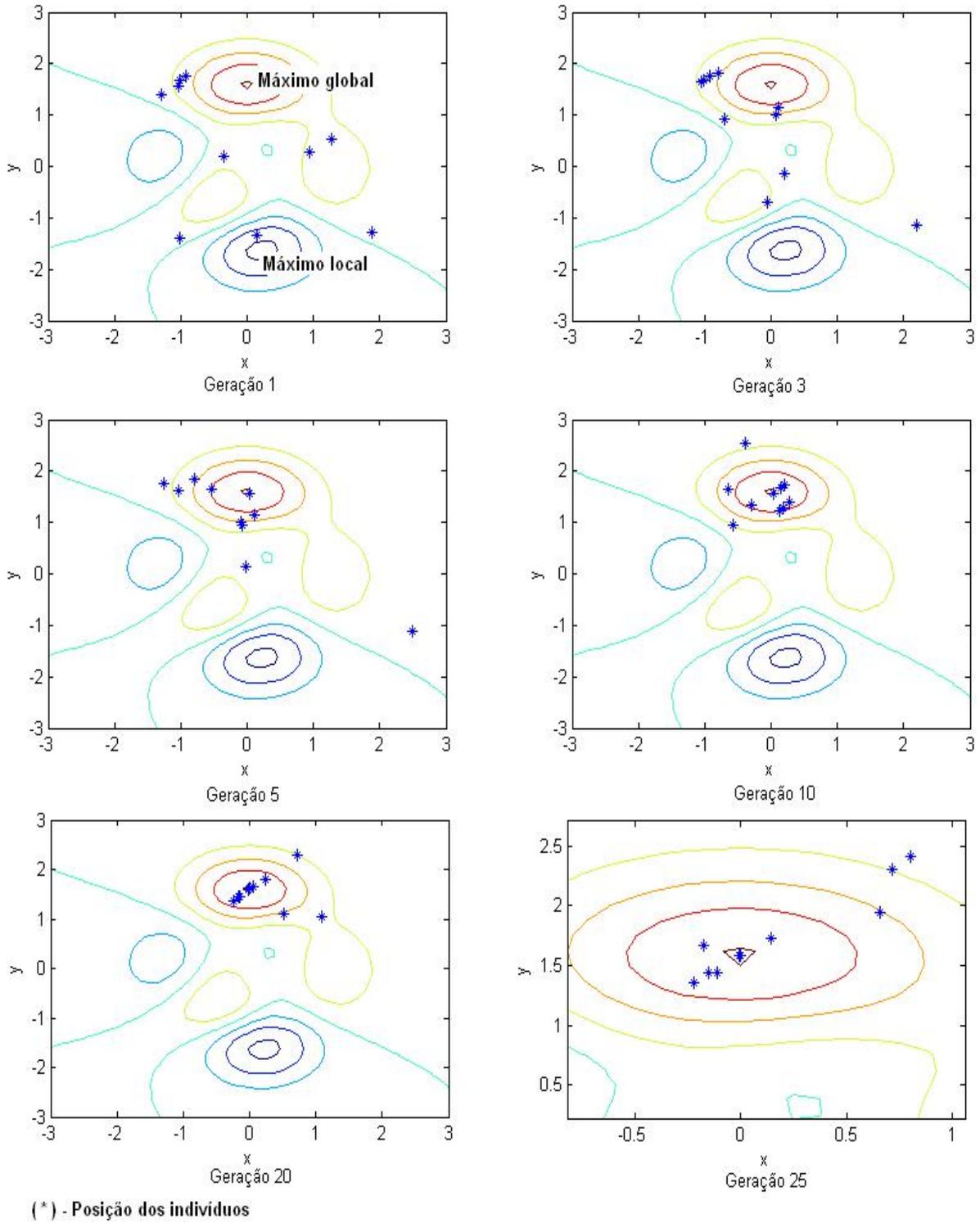


Figura 3.12: Distribuição da população através do algoritmo híbrido AG-PSO.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos a partir a metodologia de otimização híbrida, descrita no capítulo 3. Esta foi empregada para a otimização da geometria das pás de duas máquinas hidráulicas axiais: uma turbina hidrocínética e uma turbina bulbo. Este resultados são ainda comparados com resultados provenientes de outras metodologias de otimização. Tal processo visa uma análise mais detalhada dessa metodologia híbrida de otimização.

4.1 OTIMIZAÇÃO DA GEOMETRIA DAS PÁS DE UMA TURBINA HIDROCINÉTICA

Antes de realmente aplicar o algoritmo híbrido AG-PSO para o otimização, de forma, das pás de um turbina hidráulica axial, o mesmo foi submetido a um processo de análise de desempenho. Para tanto, as pás de uma turbina hidrocínética foram submetidas a três processo de otimização distintos: Algoritmo Genético juntamente com o modelo matemático integral; Algoritmo Genético com o módulo CFD e Algoritmo Híbrido AG-PSO também com o módulo CFD. A comparação dos resultados obtidos através dessas três metodologias tem por objetivo principal demonstrar se realmente o algoritmo híbrido AG-PSO é a melhor metodologia, entre as estudadas, a ser aplicada à otimização de forma das pás de uma turbina hidráulica axial.

A turbina hidrocínética selecionada foi a Turbina Hidrocínética Geração 2-LEA-UnB. Essa turbina foi escolhida devido ao fato da forte ligação do Departamento de Engenharia Mecânica (UnB), mais especificamente do Laboratório de Energia e Ambiente (LEA), com o desenvolvimento desse tipo de turbina hidráulica. O que tornou o acesso aos dados de projeto do seu rotor muito mais simples, facilitando consequentemente os testes iniciais de aplicação das metodologias de otimização descritas acima (vide apêndice B).

A turbina hidrocínética, ou hidroturbina de águas correntes (figura 4.1), é capaz de converter a energia cinética dos rios, correntes marinhas, ou até mesmo de maré, em energia elétrica.

Ao contrário das turbinas hidráulicas de grande porte, as quais necessitam de represas, lagos artificiais e outras infra-estruturas associadas ao armazenamento e controle do potencial hídrico, estes sistemas hidrocínéticos de pequeno porte são capazes de converter a energia cinética das águas em movimento diretamente, sem interromper seu curso natural, de forma similar a uma turbina eólica. Um detalhamento mais preciso sobre as características de uma turbina hidrocínética pode ser encontrado no Apêndice B.



Figura 4.1: Turbina hidrocínética.

Antes de analisar os resultados obtidos por cada um desses modelos de otimização é importante descrever detalhadamente cada uma dessas metodologias. A primeira a ser detalhada é a otimização que utiliza o Algoritmo Genético trabalhando em conjunto com um modelo matemático simplificado.

- Algoritmo Genético e Modelo matemático simplificado - Modelo integral

Nesse processo de otimização foi utilizado somente o Algoritmo Genético aplicado às pás da turbina hidrocínética Geração 2. O modelo matemático simplificado foi empregado como metodologia de cálculo do *fitness* para cada um dos indivíduos do AG, ou seja, ele foi responsável por determinar o quão boa cada uma das configurações retratadas pelos indivíduos é para a solução do problema (otimização da pá). Antes de descrevermos esse processo de otimização, é importante primeiramente a descrição do modelo matemático simplificado, ou modelo integral.

Este modelo matemático é responsável pela descrição do comportamento da turbina. Dessa forma, a simples formulação do fluxo através da turbina pode ser obtida utilizando o balanço do volume de controle de massa e energia na turbina. As equações básicas da continuidade, energia e momento são utilizadas para a formulação da entrada do fluxo (*inflow*), escoamento através do rotor (*flow*) e saída do fluxo (*outflow*), resultando na equação a seguir. Toda a descrição do processo para se chegar a essa equação pode ser encontrada no Apêndice C.

$$\frac{4a}{(1-a)} = \frac{(C'_p - 1 + \eta^2 + C_{pr})^2}{(C'_p + 1 - \eta^2 - C_{pr})} \quad (4.1)$$

Esta equação estabelece uma relação entre o fator de indução axial a e os demais parâmetros operacionais da turbina. Onde η representa a relação de área do difusor; C_{pr} o coeficiente de pressão no difusor e C'_p o coeficiente de potência local (intrínseco).

Algumas observações importantes devem ser consideradas:

- Para turbinas de fluxo livre, sem difusor tem-se:

$$C'_p = \frac{4a}{(1-a)} = 4a(1-a)^2 \quad (4.2)$$

- Para turbinas de fluxo livre o limite de Betz [96] pode ser deduzido computando $\frac{dC'_p}{da} = 0$, resultando em:

$$a = \frac{1}{3}; C_{pmax} = \frac{16}{27} \quad (4.3)$$

- Dada uma velocidade de fluxo V_0 , assim como as características geométricas e hidrodinâmicas da turbina, a solução da equação C.6 resulta no par (a, C'_p) , determinando o coeficiente de potência da máquina como:

$$C_p = (1-a)^3 C'_p \quad (4.4)$$

O modelo simplificado para o comportamento hidrodinâmico do rotor, baseia-se no balanço de esforços em cada pá (quantidade de movimento). Isto comumente é denominado de Teoria de Elementos de Pás, que também está associada à teoria de disco atuador. Tal metodologia é bastante aplicada em rotores eólicos, e, como em [105] para estudos de máquinas hidrocínéticas, com algumas adaptações.

Assim, considerando um rotor axial de n_b pás, a geometria de suas pás é definida pela parametrização de um conjunto de seções em posições radiais diferentes. Para cada seção uma linha de centro da pá é definida por dois ângulos (bordo de ataque β_e e de fuga β_s), assim como pela dimensão da corda L_c . A linha de esqueleto é construída com um arco de círculo entre os bordos. A geometria da superfície da pá é então definida pelas coordenadas do extradorso e intradorso do hidrofólio dadas na base de dados. O torque é então calculado como:

$$T = \frac{n_b \rho}{2} \int_{d/2}^{D/2} L_c V_r^2 (C_L \sin \beta - C_D \cos \beta) r dr \quad (4.5)$$

Onde ρ representa a massa específica da água, V_r a velocidade relativa do escoamento na seção, C_D e C_L como coeficientes de arrasto e sustentação, e r o raio local da seção.

Assim, a potência gerada pelo rotor da turbina pode ser obtida através da seguinte equação:

$$P = \omega T \quad (4.6)$$

Utilizando a Equação C.2 e a definição de coeficiente de potência intrínseco (Eq. 4.1), pode-se obter:

$$C'_p = 2\sigma_R \lambda' \int_{R_0}^1 [1 + \lambda_r^2 (1 + a')^2] (C_L \sin \beta - C_D \cos \beta) r^* dr^* \quad (4.7)$$

onde $R_0 \equiv (\frac{d}{2R})$; $r^* = \frac{r}{R}$ e σ_R é a solidez da pá do rotor dada por:

$$\sigma_R = \frac{N_p L_c}{2\pi R} \quad (4.8)$$

Como já mencionado anteriormente, todo o detalhamento dessa formulação matemática pode ser encontrado no Apêndice C.

Dessa forma, essa metodologia de cálculo foi utilizada para determinar o torque, e consequentemente, a potência gerada para cada configuração de pá, funcionando como função *fitness* para o algoritmo genético. A representação gráfica desse processo de otimização é apresentada na figura 4.2, onde a junção do modelo matemático simplificado com o AG fica mais clara.

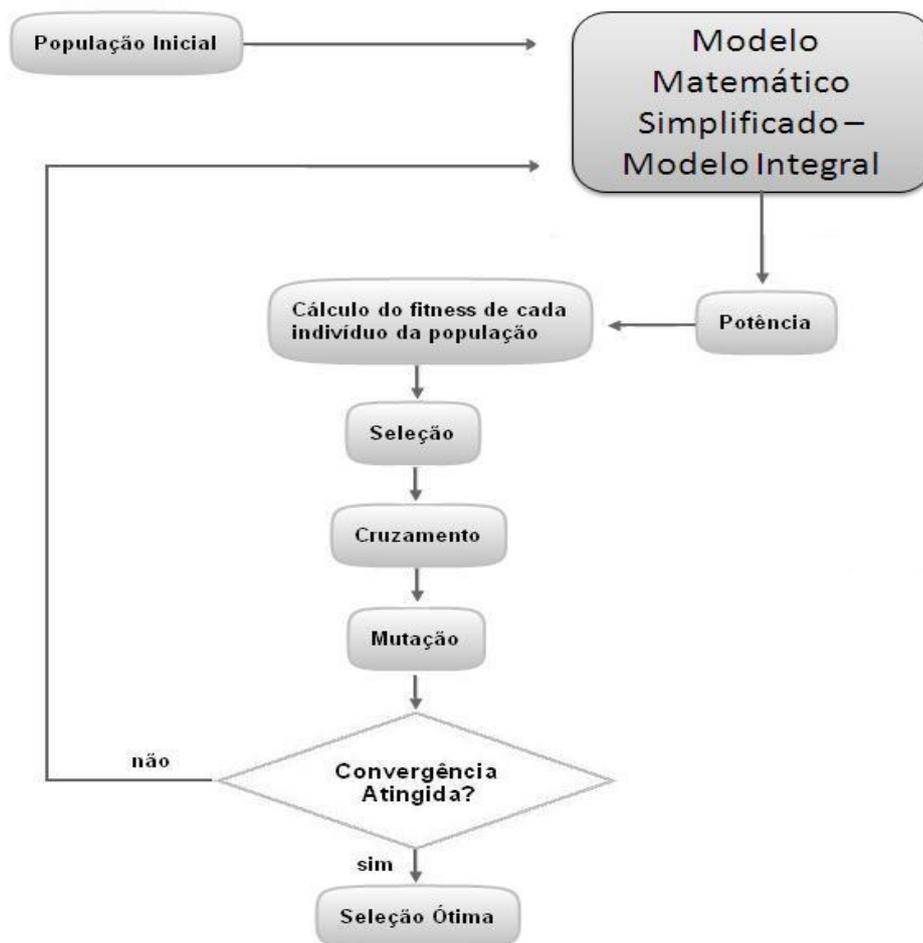


Figura 4.2: Modelo de otimização com algoritmo genético e modelo matemático simplificado.

Para o módulo do algoritmo genético adotou-se como uma estimativa inicial uma população formada por 50 indivíduos, uma probabilidade de mutação e elitismo de 0.3% e um número máximo de 100 interações como critério de parada do processo de otimização. O tamanho da população representa a quantidade de possíveis soluções para o problema, as quais são analisadas a cada geração. Nesse trabalho, cada um desses

indivíduos será uma possível configuração da geometria da pá da turbina hidráulica axial. A mutação irá influenciar na inserção de material genético, novas informações, nessa população. Enquanto que o elitismo será responsável por manter uma certa quantidade, dependendo da sua probabilidade, de indivíduos na população, sem que estes sofram qualquer alteração em seus valores (configuração da pá).

- Algoritmo Genético e Módulo CFD

Nesta outra metodologia, o algoritmo genético ainda foi utilizado, contudo o cálculo do *fitness* não foi mais realizado pelo modelo matemático integral e sim usando o módulo CFD descrito no capítulo 2.2. Assim, o cálculo da potência foi realizado pelo código comercial de dinâmica dos fluidos computacional ANSYS CFX-11.

A descrição deste algoritmo de otimização é apresentada na figura 4.3, sendo melhor detalhada em [91]. Para que a implementação desse algoritmo se tornasse possível, os seguintes parâmetros foram utilizados: Uma população inicial estimada em 25 indivíduos representando a quantidade de possíveis soluções avaliadas a cada geração; Uma probabilidade de mutação e elitismo de 0.3% para determinar a inserção de uma certa aleatoriedade no processo de otimização (mutação) e a preservação dos melhores indivíduos nas próximas gerações (elitismo), assim como na metodologia com o modelo matemático integral; Um critério de parada considerando um número máximo de gerações a serem atingidas para que o processo de otimização seja finalizado, no caso 100 gerações; Já para o módulo CFD, foi considerada uma velocidade de corrente livre de 2 *m/s* como parâmetro de entrada, pressão de referência como saída, condição de rotação para a carcaça, além da periodicidade entre pás. Como critério de convergência foi adotado um resíduo máximo de 10^{-4} . Toda essa simulação foi realizada para o canal entre pás composto por uma malha de refinamento médio, ou seja, 101425 nós e 92544 elementos. Esses parâmetros foram adotados como uma estimativa inicial.

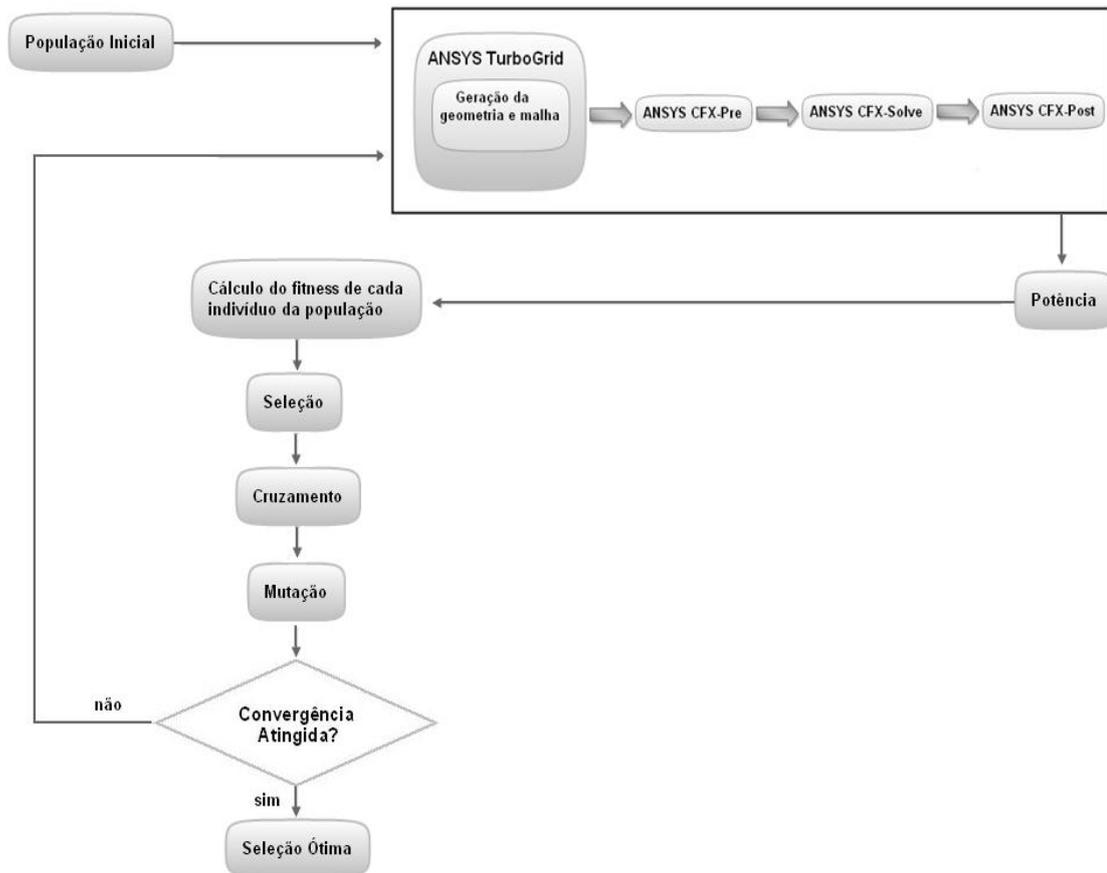


Figura 4.3: Modelo de otimização com algoritmo genético e módulo CFD.

- Algoritmo Híbrido AG-PSO e Módulo CFD

Nessa metodologia, foi utilizado o modelo híbrido de otimização, ou seja a junção da técnica de algoritmos genéticos com a otimização por enxame de partículas a fim de se obter a melhor configuração geométrica da pá da turbina hidrocínética. Esse processo ainda contou com a presença do módulo CFD.

A figura 4.4 apresenta graficamente os passos do algoritmo híbrido AG-PSO, os quais foram descritos no capítulo 3. A principal diferença do algoritmo apresentado na figura 4.4 para o algoritmo da figura 4.3, é a presença do módulo PSO. Nesse algoritmo o módulo CFD ainda é responsável por assumir a função do cálculo do *fitness* para cada indivíduo da população, ou seja, cada configuração de pá. No entanto, a metade dos indivíduos, com o pior desempenho, serão agora de responsabilidade do módulo PSO, enquanto que o restante da população continua sendo otimizada pelo AG.

Como explicado anteriormente essa hibridização visa melhorar o desempenho do método de otimização, sem no entanto perder as melhores características de ambas as metodologias. Destacando ainda, que todo o processamento foi realizado em uma única máquina, o que é uma característica positiva quando a utilização de um cluster não é possível ou desejável.

Os seguintes parâmetros foram adotados nessa otimização: Assim como na otimização da turbina hidrocínética com AG e CFD, o número de indivíduos da população foi definido como 25, a probabilidade de mutação e elitismo foram compostas com valores 0.3% e um total de 100 gerações foi utilizada como critério de parada. Já para o novo módulo (PSO), os coeficientes de aceleração c_1 e c_2 foram estabelecidos como 0.8, enquanto que o momento de inércia w ficou igual a 0.2. Os coeficientes de aceleração representam a influência no tamanho máximo do passo que uma partícula pode dar em uma única iteração, c_1 ou aceleração cognitiva irá regular o tamanho do passo na direção da melhor posição individual da partícula enquanto que c_2 ou aceleração social têm como objetivo regular o tamanho máximo do passo na direção da melhor partícula global. Já em relação ao momento de inércia este está associado com a capacidade de exploração global e local do algoritmo PSO. Todos esse parâmetros ainda foram adotados como uma estimativa inicial. O módulo CFD permaneceu com os mesmos valores, ou seja, uma velocidade de corrente livre de 2 m/s como parâmetro de entrada, pressão de referência como saída, condição de rotação para a carcaça, periodicidade entre pás, critério de convergência com resíduo máximo de 10^{-4} e malha com refinamento médio (101425 nós e 92544 elementos).

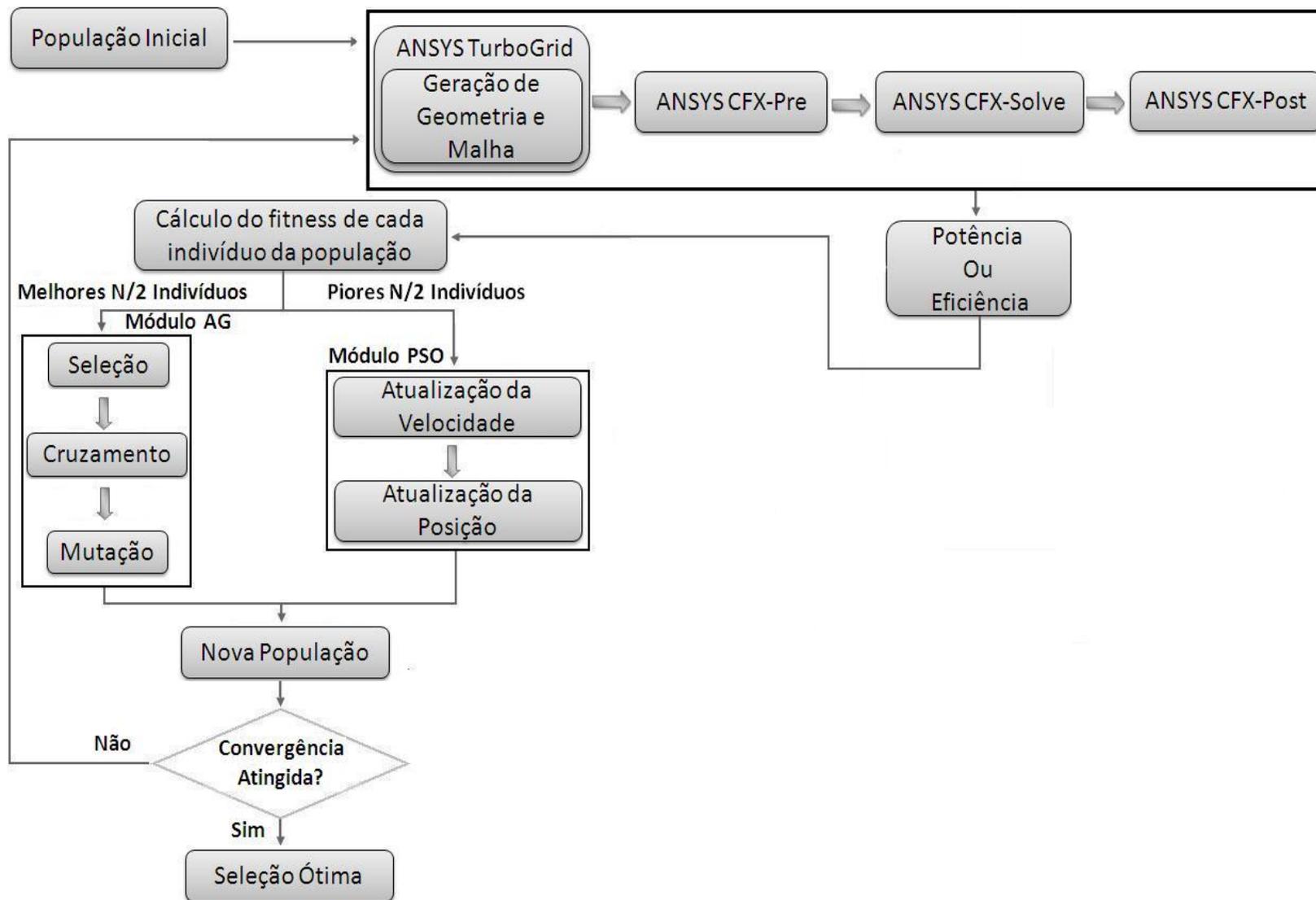


Figura 4.4: Algoritmo híbrido AG-PSO de otimização.

Dessa forma, a otimização das pás da turbina axial (turbina hidrocínética), para as três metodologias, foi realizada utilizando computador Pentium 4 com 3.5 GHz e 2 GB de memória RAM. Foi otimizada uma geometria a 90 RPM, esta rotação foi escolhida no intuito de se analisar o efeito da otimização para uma rotação mais alta.

As novas geometrias resultantes dos processos de otimização foram analisadas numericamente através do código comercial ANSYS CFX-11. A simulação em regime permanente se deu para a velocidade de escoamento livre de 2 m/s e velocidade de rotação do rotor de 90 RPM. Este processo possibilitou a visualização do escoamento e cálculo do torque sobre uma pá, sendo posteriormente multiplicado pelo número de pás total (quatro pás). Para tanto, o programa de pós-processamento do CFX (*post*) foi utilizado.

A partir do cálculo do torque foi possível obter a potência nominal da máquina para cada geometria otimizada. A comparação dos resultados obtidos para cada uma das metodologias pode ser observado na tabela 4.1.

Tabela 4.1: Resultados do rotor otimizado à 90 RPM.

Metodologia de Otimização	Potência Nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento
Modelo matemático simplificado	1702	32	620 segundos
Algoritmo Genético com CFD	1832	52	518402 segundos
Algoritmo híbrido AG-PSO com CFD	1840	42	459721 segundos

A partir dos dados apresentados na tabela 4.1, podemos observar um melhor desempenho dos processos de otimização que utilizam o AG e o híbrido AG-PSO. O AG com o modelo matemático integral foi capaz de encontrar uma combinação para o valor do ângulo do bordo de ataque (β_e), valor do ângulo do bordo de fuga (β_s) e corda (L_c) das dez seções que compõem a pá da turbina hidrocínética, gerando uma potência nominal de 1702 W. É possível notar também que este algoritmo necessitou de um menor número de gerações para atingir a convergência, ou seja, em 32 gerações este foi capaz de encontrar a melhor combinação desses ângulos e cordas o qual resultou em 1702 W de potência. Em relação ao tempo de processamento, a razão pela qual este algoritmo

apresenta-se bem mais rápido que os demais consiste no fato do modelo matemático ser implementado diretamente no Matlab, utilizando uma codificação capaz de descrever o comportamento da turbina utilizando o balanço do volume de controle de massa e energia na turbina, além das equações básicas da continuidade, energia e momento. Essa codificação, quando comparada à metodologia de cálculo do código CFD é não somente mais rápida como menos precisa. O código ANSYS-CFX tem como base de cálculo a resolução discretizada das equações médias de Navier-Stokes (vide capítulo 2). Enquanto que o modelo simplificado necessita de uma estimativa de perdas mais elaborada, no sentido de prever com maior precisão a potência efetiva no rotor. Tais fatos explicam não somente a diferença do tempo de processamento como também a diferença dos valores de potência nominal encontrados (De 1702 W no AG com modelo matemático para 1832 W e 1840 W com as metodologias que utilizam o módulo CFD).

Por outro lado, as outras duas metodologias, que utilizam o código CFD, apresentam resultados de potência nominal muito próximos, 1832 W para o AG com CFD e 1840 W para o AG-PSO com CFD. No entanto, a quantidade de gerações necessárias para se encontrar o melhor indivíduo teve um decréscimo de 10 gerações do AG com CFD (52 gerações para convergência) para o AG-PSO com CFD (42 gerações para convergência). De acordo com [84] o PSO não possui operadores genéticos de seleção e cruzamento, sendo sua evolução baseada no compartilhamento do conhecimento (experiência) dos indivíduos. Dessa forma, os indivíduos menos aptos por não participarem do processo de seleção, cruzamento e mutação do AG, eles simplesmente se orientam para melhores posições de acordo com a posição do melhor indivíduo global, melhorando o tempo necessário para a convergência do algoritmo. Este fator influencia principalmente no fato de podermos adotar uma estratégia onde o critério de parada não será determinado somente por um número máximo de gerações, mas também se o valor do melhor indivíduo não muda durante um número considerável de gerações, podendo diminuir o tempo de processamento, já que podemos levar menos gerações para parar o processo de otimização.

Os gráficos de convergência dessas duas metodologias de otimização são apresentadas nas figuras 4.5 e 4.6, evidenciando a convergência mais rápida (número de gerações) do algoritmo híbrido AG-PSO. Essa característica é refletida também no tempo de processamento decorrido durante o processo de otimização. A metodologia do AG com CFD apresentou um tempo total de 518402 segundos, ou cerca de 6 dias, enquanto que o AG-PSO com CFD este tempo foi de 459721 segundos (cerca de 5 dias e meio). Essa diferença não foi maior devido ao fato de que o módulo CFD ser o maior responsável

por esse alto tempo de processamento, e ambos os algoritmos utilizam esse módulo para calcular o *fitness* de todos os seus indivíduos. No entanto, o maior ganho do AG-PSO esta no número de gerações para atingir a convergência, como explicado anteriormente.

A diferença na geometria das pás otimizadas com o modelo matemático simplificado (em verde), o qual obteve o resultado menos significativo em relação à potência nominal, com o híbrido AG-PSO (em azul), que já conseguiu apresentar o melhor resultado em relação a esse potência, pode ser observado na figura 4.7. Fica bem evidente o efeito provocado devido às modificações geométricas, principalmente em relação as angulações do bordos de fuga a medida que a seção se aproxima da carcaça da turbina. Já para as angulações do bordo de ataque e corda dos perfis, pouca diferença é observada.

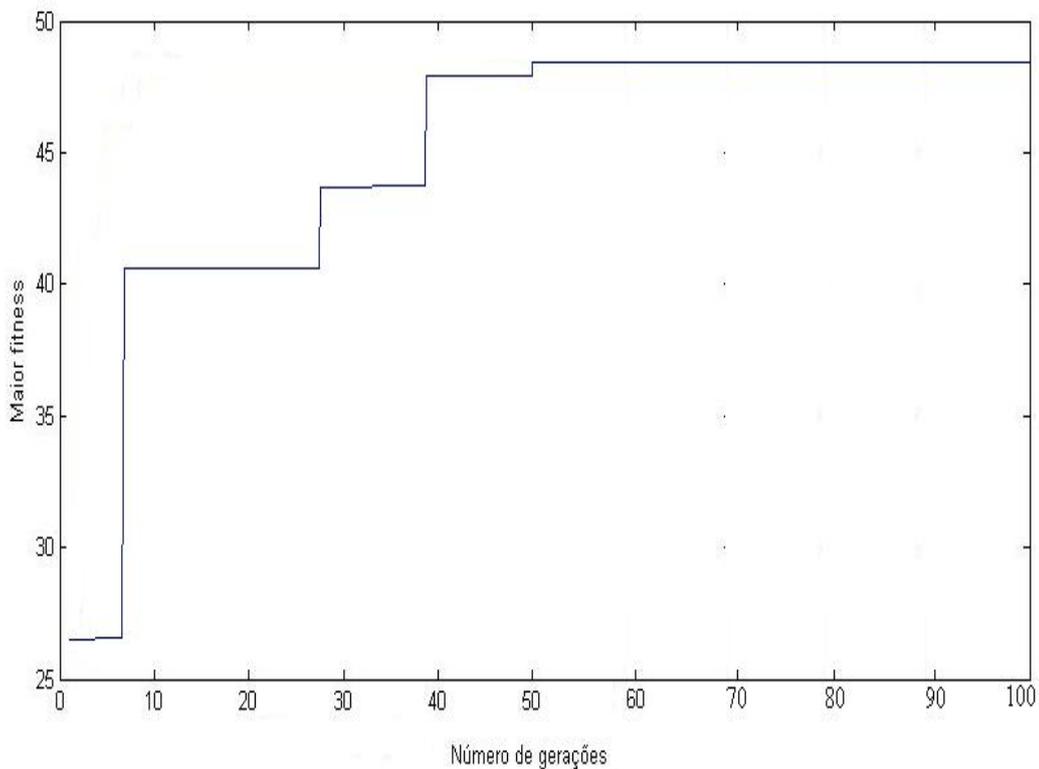


Figura 4.5: Gráfico de convergência do AG com módulo CFD.

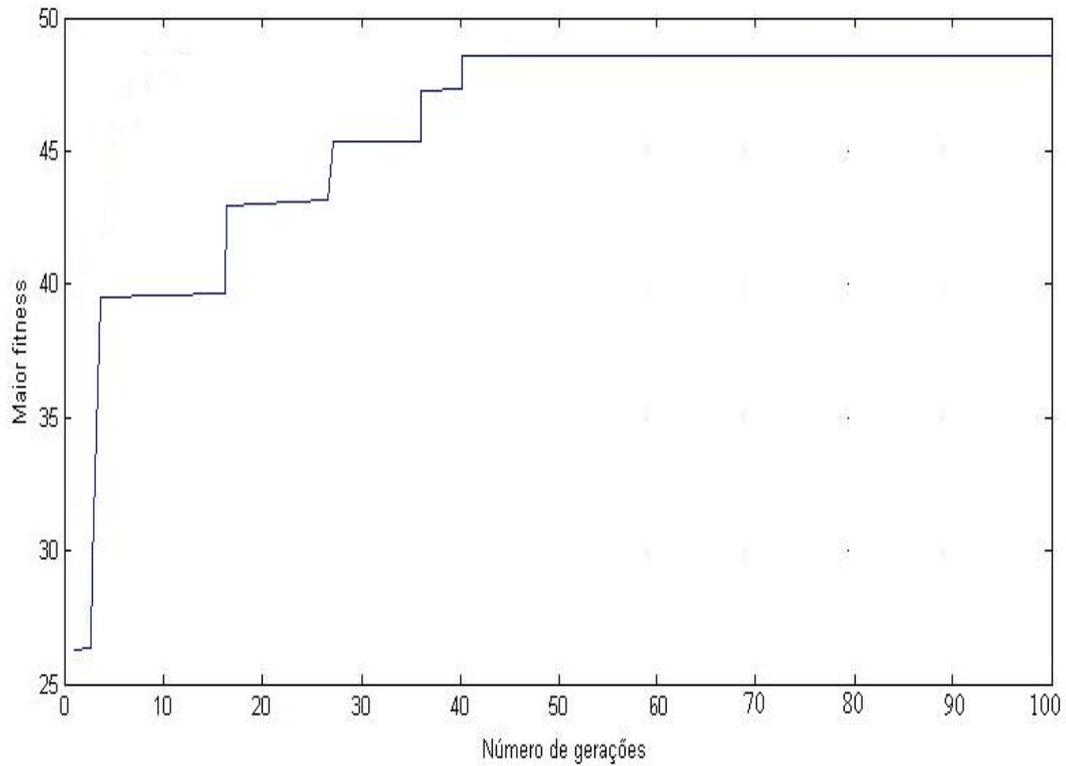


Figura 4.6: Gráfico de convergência do AG-PSO com módulo CFD.

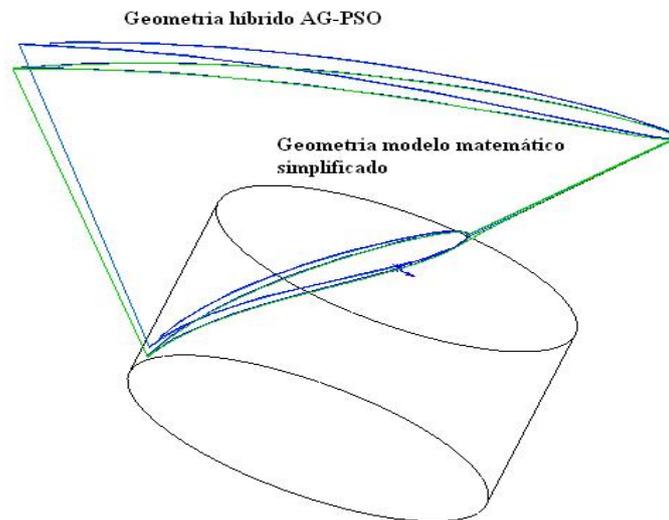


Figura 4.7: Comparação das geometrias otimizadas.

A partir desses resultados foi possível comprovar que o algoritmo híbrido AG-PSO realmente apresentou-se como a melhor das três opções para metodologia de otimização, quando aplicado às pás de uma turbina hidráulica axial - turbina hidrocínética geração

2. Conseguindo um melhor desempenho tanto em relação à potência nominal resultante (1840 W), quanto ao tempo de processamento decorrido, cerca de 5 dias e meio ou 459721 segundos, e principalmente em relação ao número de gerações necessárias para se encontrar a melhor configuração (β_e , β_s e L_c) para a pá da turbina hidrocínética para uma dada condição de operação. Após esta constatação dois novos passos foram tomados: Primeiramente a avaliação da pá otimizada através do algoritmo híbrido AG-PSO, já que este obteve os melhores resultados, utilizando o software ANSYS CFX-11, a fim de se realizar um estudo do escoamento através dessa pá. Posteriormente, uma análise de como os parâmetros de configuração desse algoritmo, tanto do módulo AG como PSO, influenciam no desempenho do mesmo.

4.2 ANÁLISE DE DESEMPENHO DA GEOMETRIA DE PÁ OTIMIZADA - TURBINA HIDROCINÉTICA

O principal intuito dessa análise de desempenho é estudar as principais características do escoamento através da pá otimizada à 90 RPM. Para tanto, fez-se necessária a utilização do código comercial de dinâmica dos fluidos comercial ANSYS CFX-11. Para que a simulação via CFD pudesse ser realizada o domínio de cálculo, canal entre pás da turbina hidrocínética foi discretizado em uma malha. Isso porque, o cálculo de um escoamento de fluido é efetuado com base na discretização das equações que representam os campos de velocidade, pressão e correlações estatísticas de turbulência, em uma discretização do domínio 3D, como apresentado no capítulo 2.

Esse processo de geração de malha foi realizado através do software comercial ANSYS TurboGrid de forma automatiza através de *batch mode* ou linhas de comando, como descrito no Apêndice A. Este software é capaz de gerar malhas computacionais estruturadas de geometrias periódicas de pás de turbomáquinas. O mesmo ainda possui modelos específicos de canais entre pás (*topology templates*) o que acarreta em uma redução no tempo necessário para geração das malhas, uma característica altamente favorável em um processo de otimização. A malha completa do canal entre pás, domínio de cálculo, foi composta por 256453 nós e 239888 elementos, caracterizando um refinamento do tipo fino.

Na figura 4.8 é possível observar a malha no domínio 3D, considerando tanto a pá, quanto o canal entre pás. Já na figura 4.9 podemos observar respectivamente a malha da seção mais próxima ao rotor e o detalhe próximo a pá, onde é possível notar um ajuste mais fino da malha. Na figura 4.10 essa malha é apresentada na seção média

da pá, também com o detalhe próximo à pá e por fim, a malha em relação à seção próxima a carcaça, figura 4.11. É importante observar que para o processo de otimização foi adotada uma malha com refinamento médio, uma vez que a mesma foi capaz de proporcionar resultados satisfatórios, sem no entanto onerar o esforço computacional necessário (tempo de simulação numérica do módulo CFD). Já para o processo de análise numérica do escoamento optou-se por utilizar uma malha com refinamento fino, a qual foi capaz de fornecer resultados ainda mais precisos.

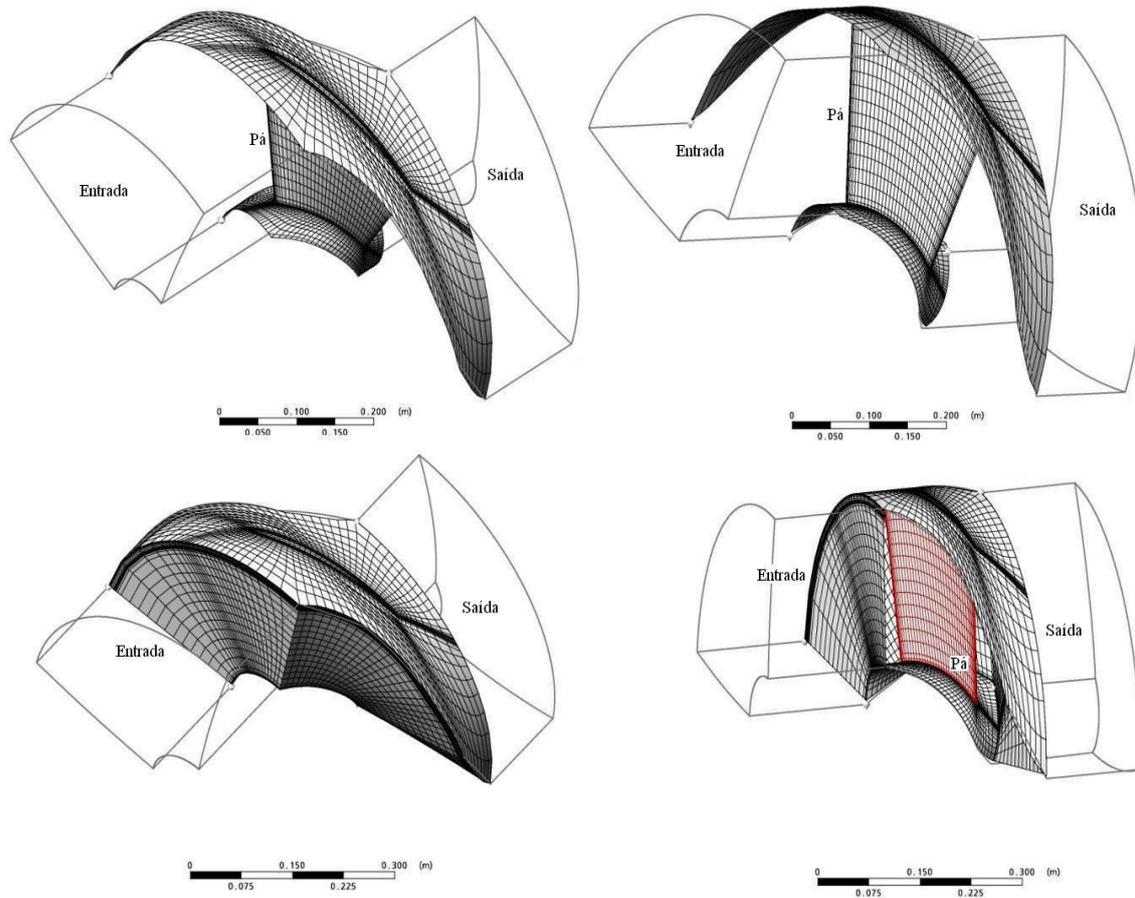


Figura 4.8: Malha 3D do canal entre pás.

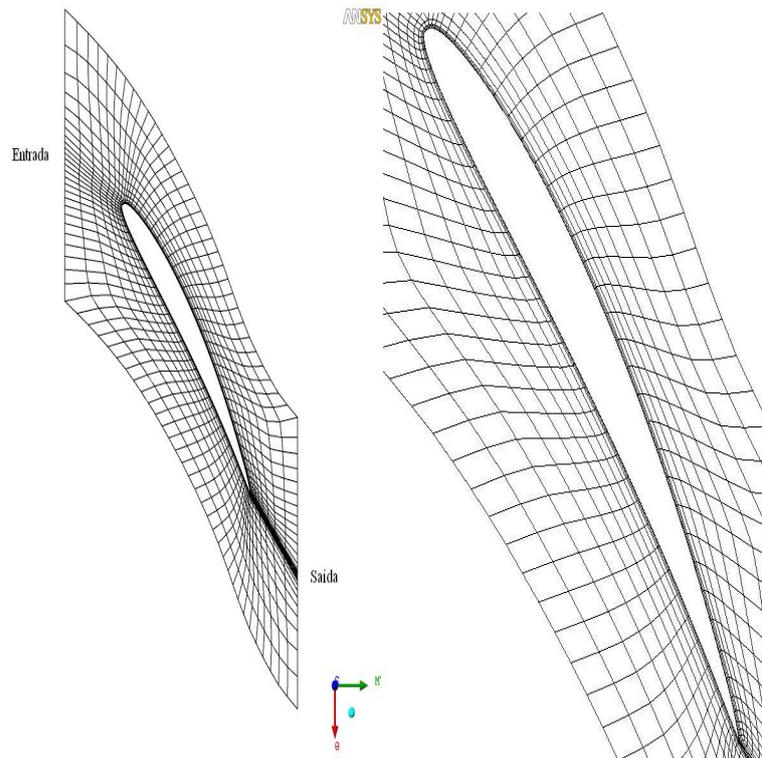


Figura 4.9: Malha da seção próxima ao rotor com detalhe da visualização próxima à pá.

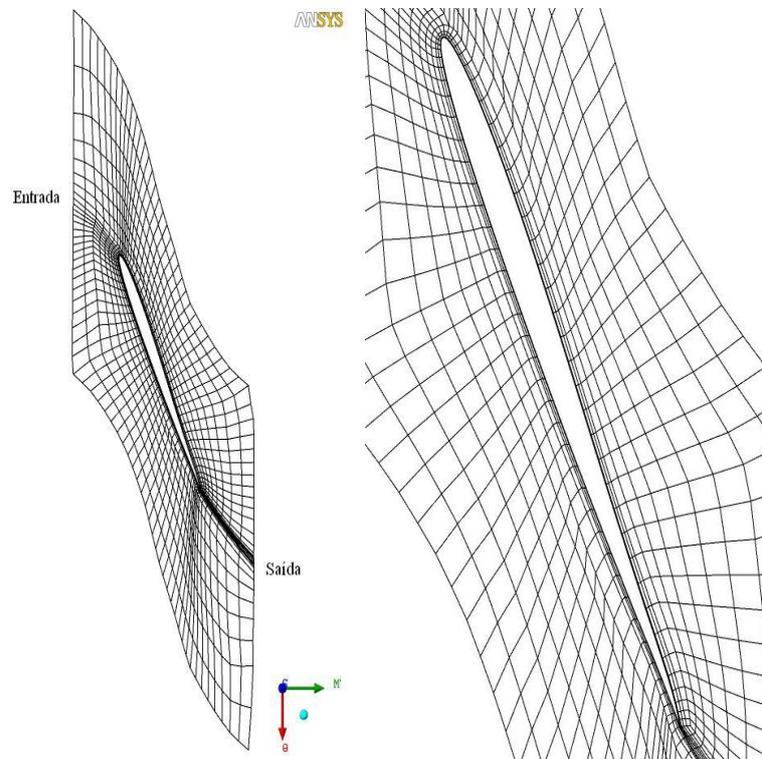


Figura 4.10: Malha da seção média com detalhe da visualização próxima à pá.

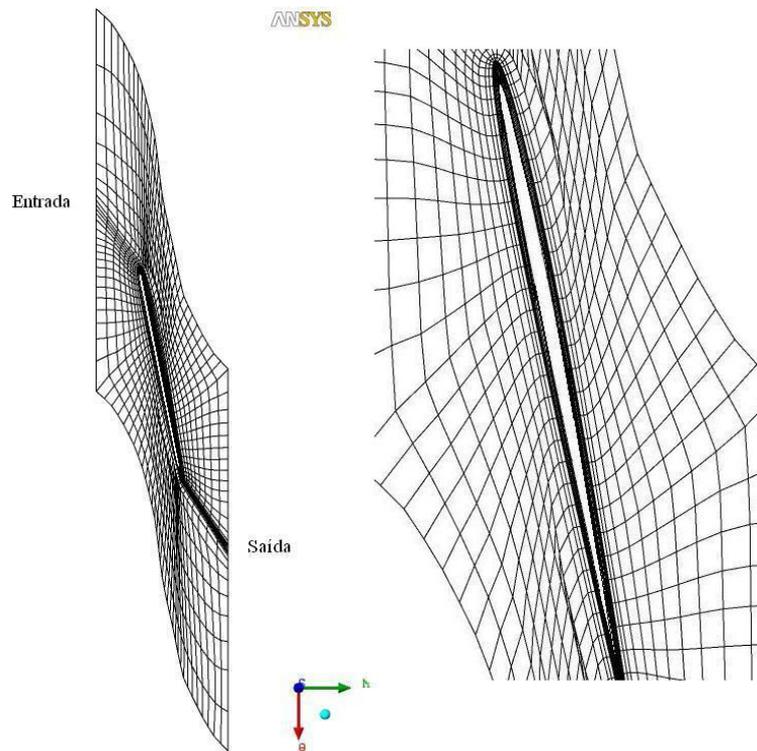


Figura 4.11: Malha da seção próxima à carcaça com detalhe da visualização próxima à pá.

Após a geração dessa malha foi possível realizar a simulação numérica via ANSYS CFX-11 em relação à essa pá otimizada, assim, essa geometria foi simulada numericamente em regime permanente de escoamento livre de 2 m/s , utilizando as condições de contorno apresentadas na tabela 4.2 para diferentes condições de operação. Primeiramente observa-se a curva de convergência da simulação, com um resíduo máximo de 10^{-4} . Esse resíduo representa o critério de parada para a simulação numérica. Nota-se que com tais características necessitou-se de pouco mais de 40 passos de tempo para se atingir a convergência, figura 4.12.

Tabela 4.2: Parâmetros do módulo CFD (ANSYS CFX-11) de simulação numérica

Variável	Valor
Entrada	Velocidade de corrente livre, $V = 2 \text{ m/s}$
Saída	Pressão de referência
Carcaça (<i>shroud</i>)	<i>counter rotating wall</i>
Critério de convergência	Resíduo máximo de 10^{-4}
Malha com refinamento fino	256453 nós e 239888 elementos
Rotação	90 – 190 RPM

Tal simulação possibilitou além da análise do escoamento através da pá otimizada também o cálculo do torque (consequentemente da potência) sobre uma pá, sendo posteriormente multiplicado pelo número de pás total (quatro pás). Utilizando novamente o programa de pós-processamento do CFX (*post*). A partir do cálculo do torque e considerando rotações entre 90 *RPM* e 190 *RPM*, foi possível obter a curva de potência desse rotor otimizado à 90 *RPM*. É importante ressaltar que essa curva de potência foi gerada para as três metodologias de otimização anteriormente, ou seja, o AG com o modelo matemático simplificado, AG com o módulo CFD e o AG-PSO com o módulo CFD. Tal procedimento foi adotado para uma melhor comparação do desempenho do rotor otimizado considerando diferentes condições de operações, ou seja, como será o comportamento desse rotor nessa faixa de rotação.

Examinando as curvas de potência apresentadas na figura 4.13 o primeiro ponto a ser destacado é que assim como ocorreu para o ponto de otimização (90 *RPM*), os algoritmos que utilizaram o módulo CFD para o cálculo do *fitness* obtiveram melhores resultados de potência nominal. Como já explanado anteriormente esse comportamento pode ser justificado devido a forma de cálculo adotado pelo ANSYS CFX-11 (resolução discretizada das equações médias de Navier-Stokes) possuir uma melhor previsão para o cálculo da potência efetiva do rotor, o que não é tão elaborado no modelo matemático simplificado. Outra característica é a proximidade dos resultados apresentados tanto pelo algoritmo genético com o módulo CFD quanto para o algoritmo híbrido AG-PSO, principalmente para as rotações mais próximas ao ponto de otimização. Não podemos deixar de ressaltar que mesmo com curvas de potência muito semelhantes, o híbrido AG-PSO apresentou melhores resultados de tempo de processamento e número de gerações para convergência (como apresentados na tabela 4.1). É possível notar que o rotor otimizado, para as três metodologias, apresentou melhores resultados de potência nominal para rotações mais elevadas. No entanto essas altas rotações não estão considerando aspectos importantes, como por exemplo, o limitante de cavitação.

Além da curva de potência desse rotor a análise do escoamento através da pá otimizada foi realizada, para tanto, foram consideradas a trajetória do escoamento através das linhas de corrente, os campos de pressão e velocidade. Pode-se observar nas figuras 4.14, 4.15 e 4.16 as linhas de corrente do escoamento, as quais são responsáveis por demonstrarem a trajetória do escoamento, que estão agindo sobre o componente, nesse caso no canal entre pás da pá da turbina hidrocínética otimizada à 90 *RPM*. Nota-se que o escoamento acompanha o canal formado entre as pás, não ficando evidentes regiões de escoamentos secundários, o que evidencia uma angulação adequada dessa

pá. Tal característica evidencia que esta turbina está operando em um regime ótimo, não ocorrendo perdas de energia devido à vorticidade gerada por deslocamento da camada limite. Neste regime é onde ocorre a maior produção de energia por parte dessa máquina.

Para se ter uma maior certeza a respeito da adequação dessa angulação da pá, adota-se o parâmetro do descolamento como referência. Essa análise pode ser realizada através das linhas de cisalhamento apresentadas nas figuras 4.17 e 4.18. Este estudo serve para identificar a ocorrência ou não de descolamento de camada limite. Na parte superior da figura 4.17 são apresentadas as linhas de cisalhamento tanto na parte frontal dessa pá, onde o escoamento irá incidir diretamente, quanto na parte posterior da pá. Estas linhas estão perfeitamente "coladas" nessa pá, não ficando evidente a presença de recirculação nesse escoamento, indicando que a descrição geométrica dessa pá encontra-se adequada. Na parte inferior da figura 4.17 e na figura 4.18 esse mesmo comportamento é replicado para o canal entre pás, ou seja, na entrada, na saída e nas laterais desse canal onde também não se apresentam regiões de escoamentos secundários. Este resultado permite inferir que o modelo implementado fornece resultados adequados para projeto.

Já em relação ao campo de pressão que atua na pá e no canal entre pás otimizados a primeira análise ocorreu para a face frontal e posterior dessa pá. Na figura 4.19 parte esquerda é apresentado o campo de pressão sobre a face frontal da pá, é possível notar um decréscimo no seu valor da montante (*upstream*) para jusante (*downstream*), representando o comportamento de conversão dessa energia cinética em potência, além de um maior valor da pressão atuante no bordo de ataque da pá, que age como uma região de estagnação. Já na face posterior da pá (figura 4.19 parte direita) tem-se o efeito oposto, isto é, um aumento da pressão. A partir da figura 4.20 é possível observar de forma mais clara a distribuição de pressão sobre um perfil da pá, localizado aproximadamente na metade da pá, evidenciando esse comportamento citado acima. A variação da pressão para a entrada, saída e laterais desse canal entre pás são demonstradas na figura 4.21, nas laterais o mesmo comportamento da face frontal da pá ocorre novamente, isso é, um decréscimo do valor dessa pressão a medida que se passa da montante para a jusante. No entanto na entrada essa variação é bem menor e na saída temos um valor de pressão mais baixa e constante.

Uma análise da variação de velocidade no canal entre pás otimizado foi realizada, figuras 4.22 e 4.23. Esta análise é justificada devido ao fato do campo de velocidade

está relacionado à potência da máquina. Uma vez que, esta potência é consequência direta da diferença de energia cinética do fluido entre a entrada e a saída do rotor. Na entrada do componente a velocidade apresenta-se praticamente constante, figura 4.22 parte superior, já na saída do componente, parte inferior da figura 4.22, observa-se uma variação pequena na velocidade, porém maior que a sofrida na entrada e na interface. Ao longo do canal entre pás esta velocidade já adquiriu certa rotacionalidade, a vorticidade longitudinal, o que indica que o escoamento sofreu um acréscimo de energia cinética, figura 4.23. Ou em outras palavras, o aumento da velocidade uma vez que o canal está girando fornece vorticidade longitudinal ao fluido e retira energia cinética, gerando o torque e consequentemente a potência.

Dessa forma, de acordo com todos os dados apresentados, é possível demonstrar a viabilidade da aplicação do algoritmo híbrido AG-PSO para a otimização das pás da turbina axial, turbina hidrocínética. A otimização dessa turbina foi utilizada como uma forma de testar a viabilidade da aplicação de tal algoritmo para otimização de turbinas hidráulicas axiais. Como já mencionado, escolheu-se a turbina hidrocínética Geração 2 uma vez que a mesma foi desenvolvida no laboratório de energia e ambiente do departamento de engenharia mecânica (UnB), como apresentado no apêndice B, sendo assim, seus dados mais acessíveis.

No entanto, por ser uma turbina de fluxo livre, esta possui certas peculiaridades. Além disso, algumas características encontradas nas demais turbinas hidráulicas axiais, como o limitador ΔH o qual representa a coluna d'água máxima (altura máxima do reservatório) e torna o cálculo da eficiência do rotor mais realista, não são encontradas na turbina hidrocínética. Assim, o algoritmo híbrido de otimização AG-PSO foi aplicado a uma turbina bulbo, a fim de se analisar o comportamento do algoritmo quando consideradas condições de operações mais próximas as encontradas nas turbinas hidráulicas axiais. Porém, antes de aplicar esse algoritmo de otimização à turbina bulbo, o mesmo foi submetido a um processo de análise de sensibilidade a fim de se determinar quais os melhores valores dos seus parâmetros de configuração, além da influência que cada um desses parâmetros desempenha nesse algoritmo.

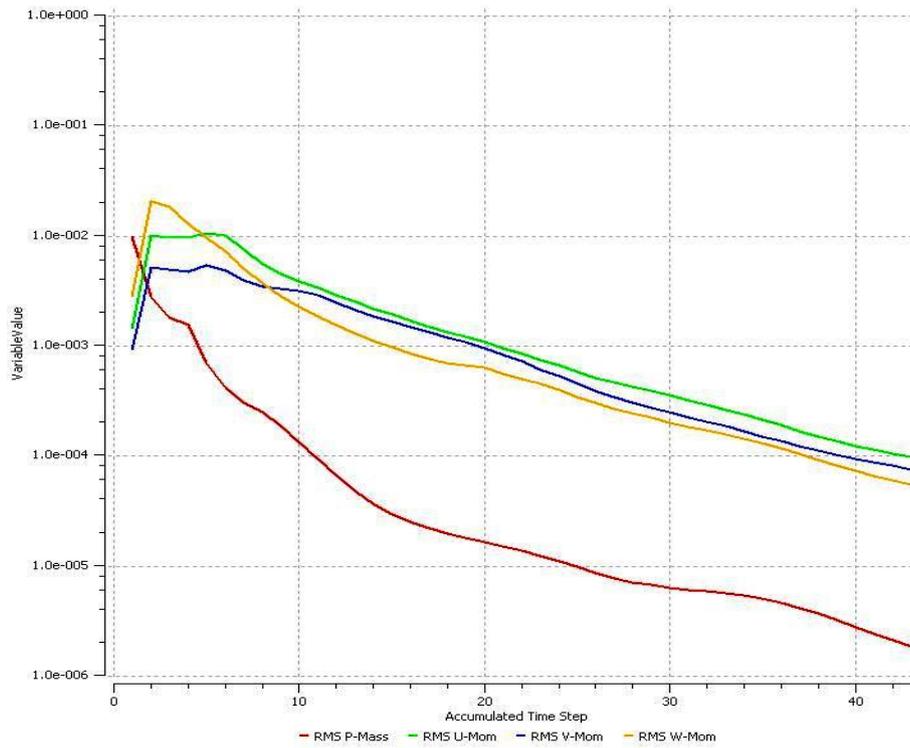


Figura 4.12: Curva de convergência CFX.

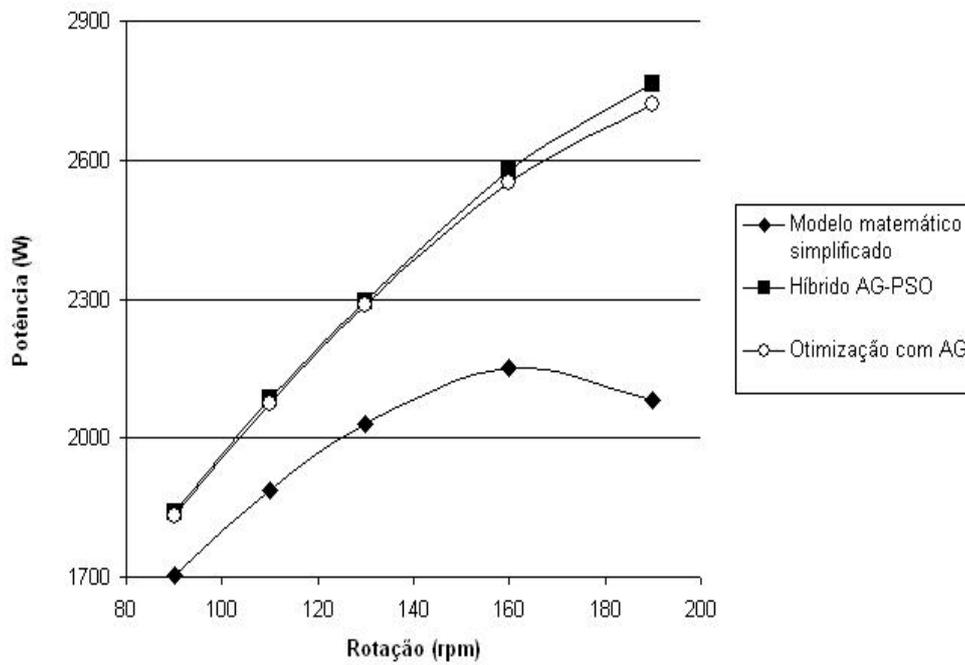


Figura 4.13: Potência do rotor otimizado 90 RPM.

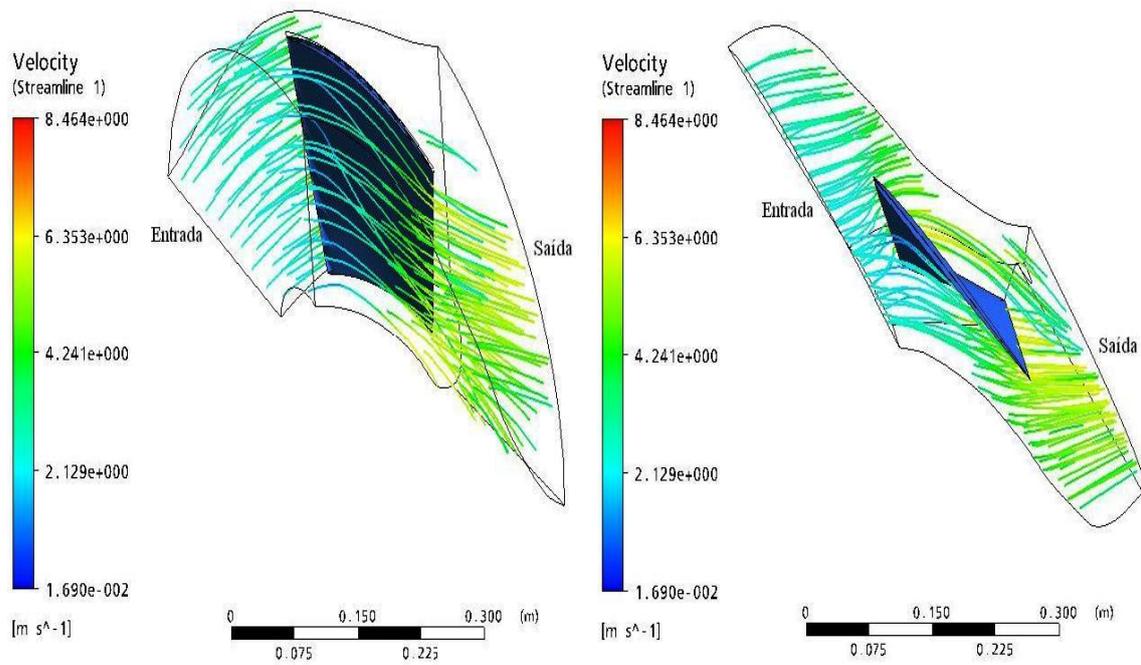


Figura 4.14: Linhas de corrente no canal entre pás - visualização 1.

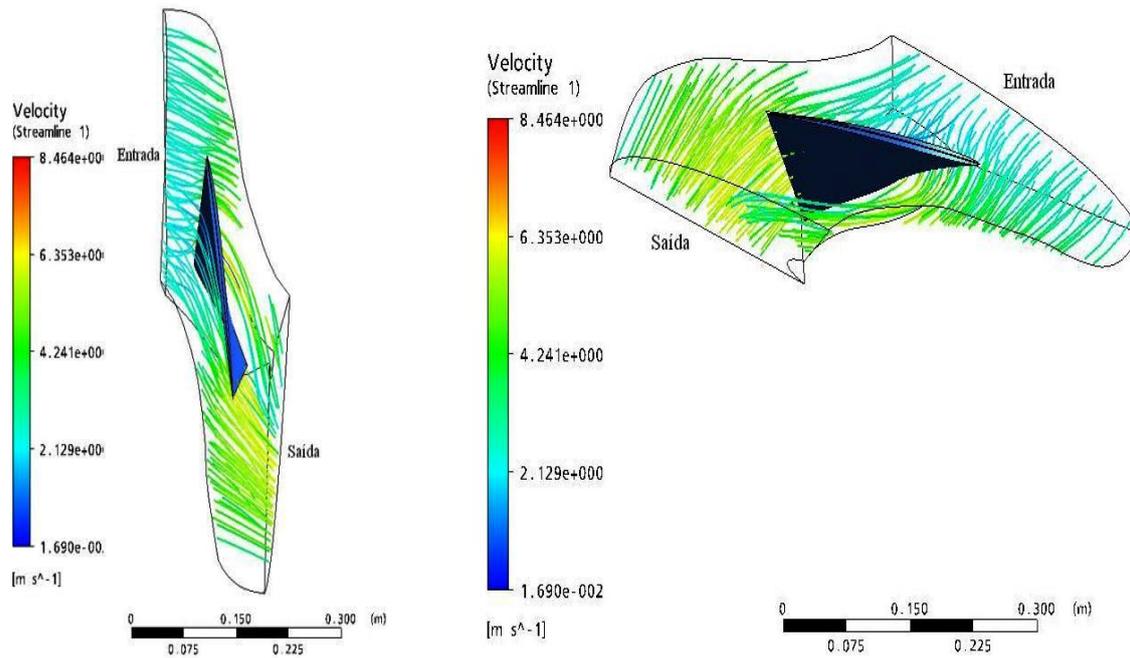


Figura 4.15: Linhas de corrente no canal entre pás - visualização 2.

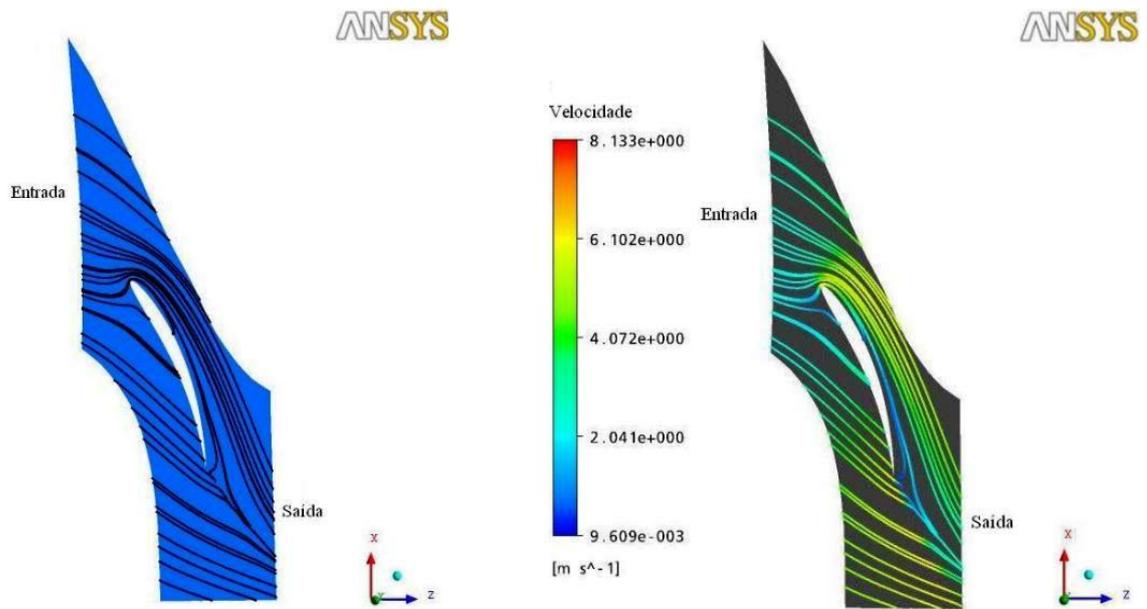


Figura 4.16: Linhas de corrente cisalhamento - vista seção média do canal entre pás.

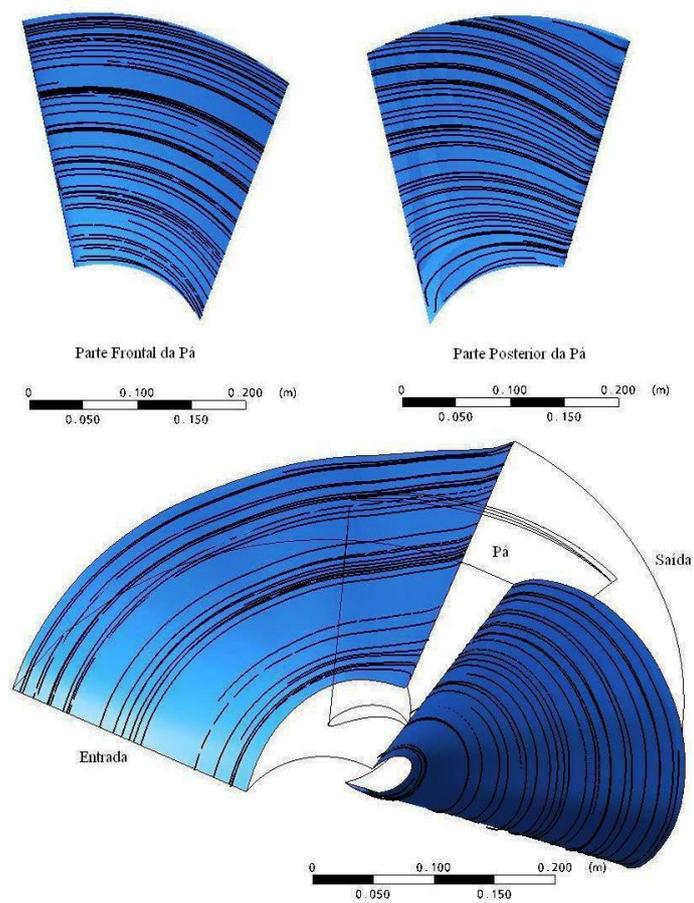


Figura 4.17: Linhas de cisalhamento - na pá e no canal entre pás.

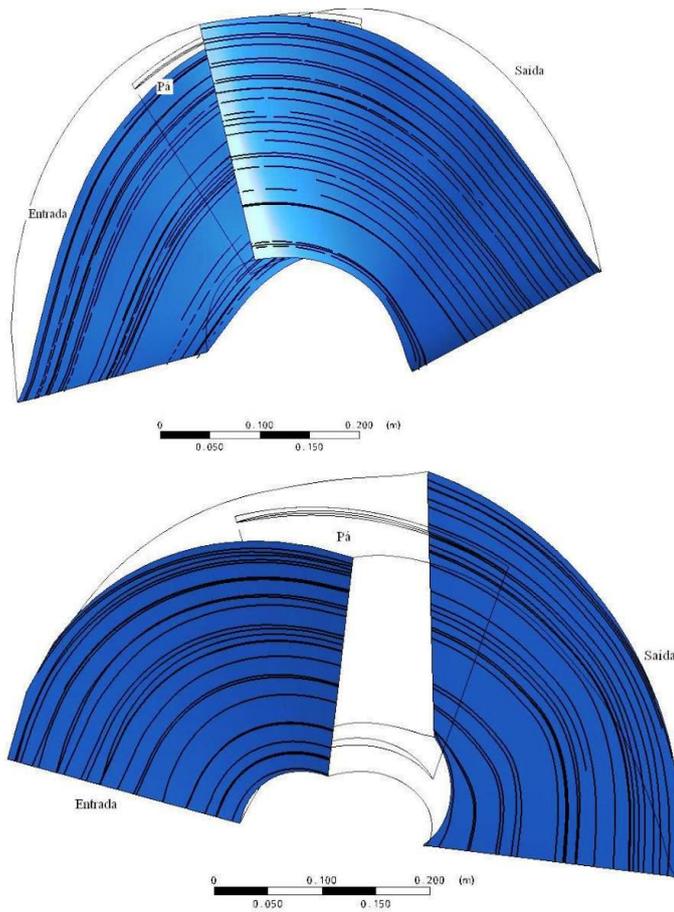


Figura 4.18: Linhas de cisalhamento - no canal entre pás.

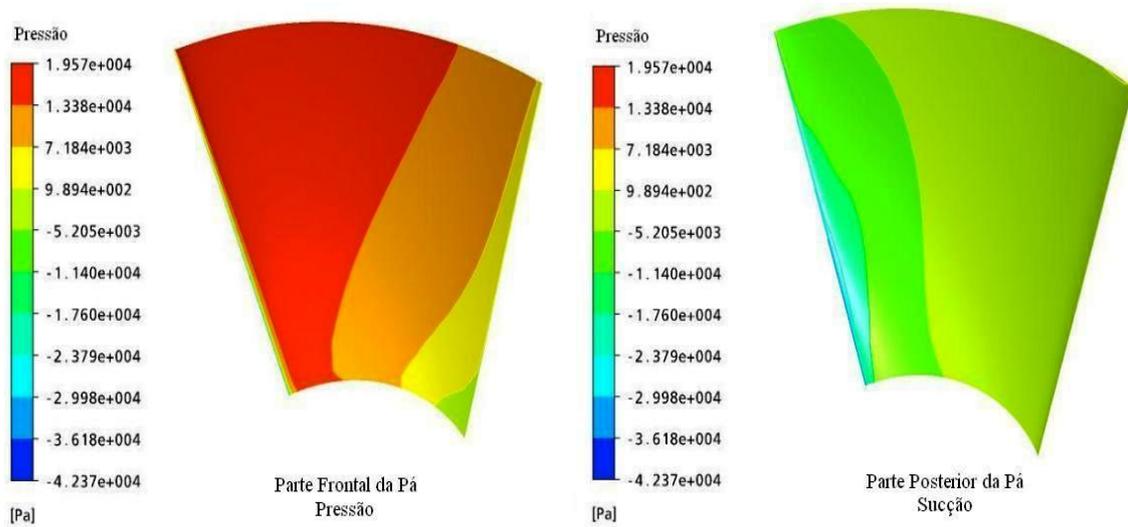


Figura 4.19: Campo de pressão sobre a pá.

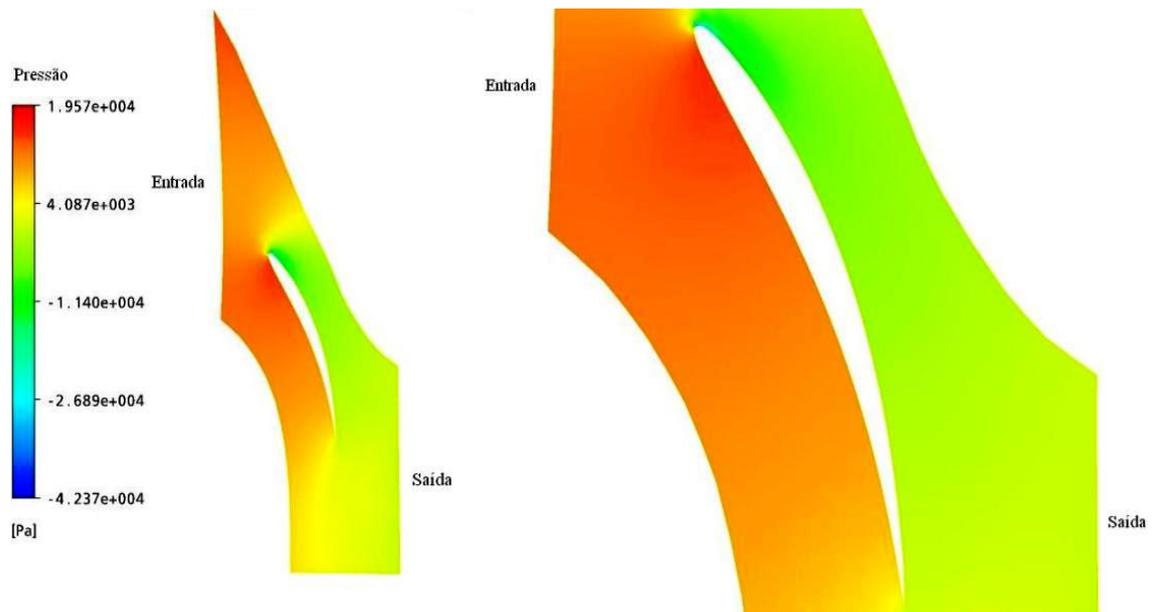


Figura 4.20: Campo de pressão - vista seção média do canal entre pás.

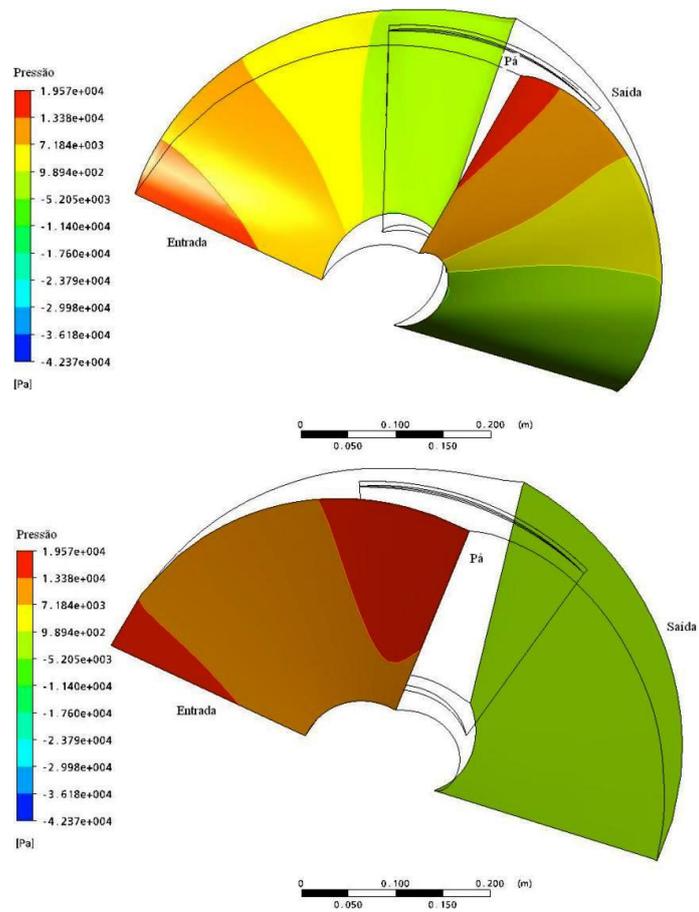


Figura 4.21: Campo de pressão no canal entre pás.

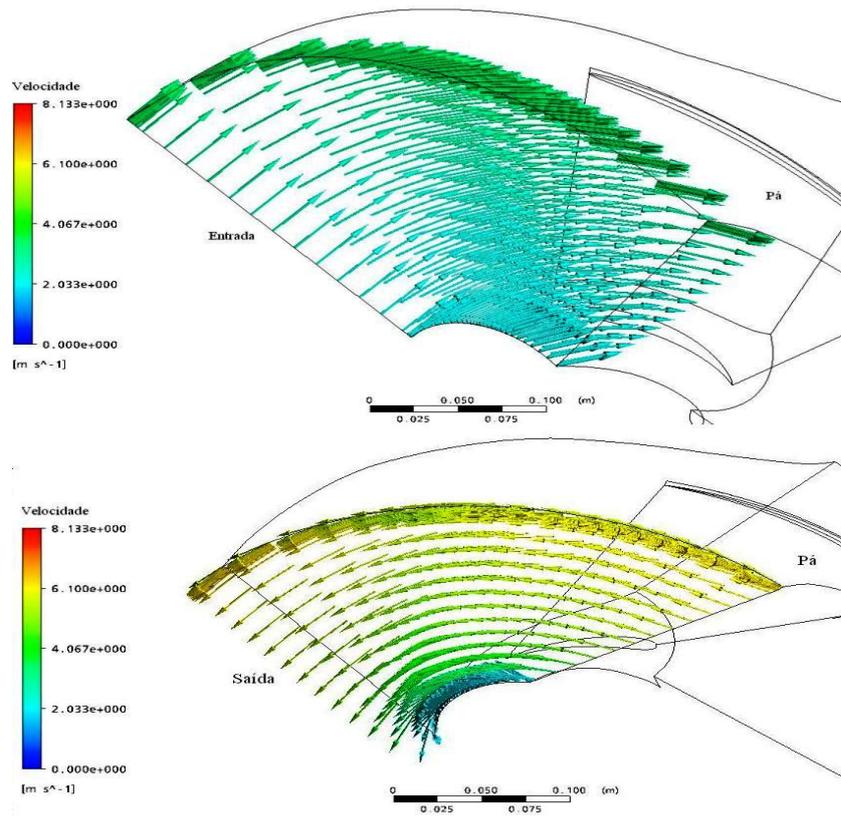


Figura 4.22: Vetor velocidade - entrada e saída do canal entre pás.

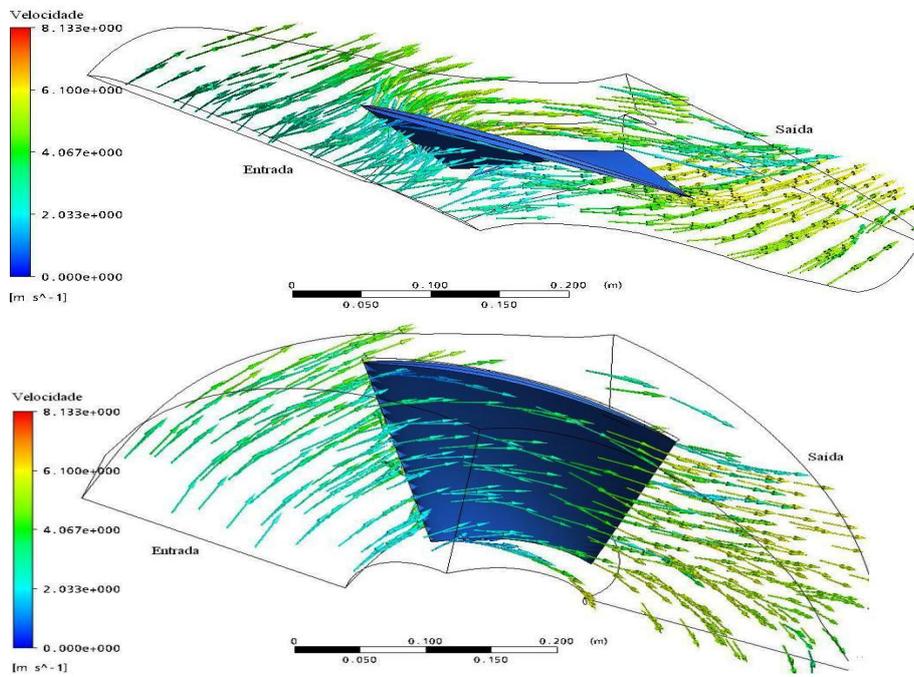


Figura 4.23: Vetor velocidade ao longo do canal entre pás.

4.3 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE - ALGORITMO HÍBRIDO AG-PSO

O objetivo principal desse capítulo está centrado na análise de sensibilidade dos parâmetros de configuração do algoritmo Híbrido AG-PSO. Ou seja, como a modificação dos valores dos parâmetros de controle desse algoritmo influenciam no desempenho do Híbrido AG-PSO quando aplicado à otimização, de forma, da pá de uma turbina hidrocínética.

Sete parâmetros foram analisados:

1. Tamanho da população (quantidade de indivíduos);
2. Probabilidade de mutação;
3. Probabilidade de elitismo;
4. Coeficiente de aceleração (c_1);
5. Coeficiente de aceleração (c_2);
6. Peso de inércia (w);
7. Divisão da população entre o módulo AG e o módulo PSO.

Para que fosse possível uma comparação entre os resultados, foi utilizado o algoritmo Híbrido AG-PSO (descrito no capítulo 3), só que nesse caso, o módulo responsável pelo cálculo do fitness (avaliação do quão bom cada indivíduo é para o resultado) foi o modelo matemático simplificado. A descrição da junção do algoritmo híbrido com o modelo matemático pode ser observada na figura 4.24. A escolha desse modelo matemático simplificado, ao invés do módulo CFD, se deu pelo fato do tempo de processamento que o modelo matemático leva para calcular a potência gerada por uma configuração de pá (indivíduo) ser muito menor que o tempo do módulo CFD. Claro que não podemos deixar de levar em consideração que o código ANSYS-CFX apresenta uma melhor precisão, já que este tem como base de cálculo a resolução discretizada das equações médias de Navier-Stokes (vide capítulo 2). Enquanto que o modelo simplificado necessita de uma estimativa de perdas mais elaborada, no sentido de prever com maior precisão a potência efetiva no rotor. No entanto, este fato não desqualifica o modelo matemático simplificado quando levamos em conta a análise do comportamento do algoritmo Híbrido AG-PSO, ou seja, como cada um dos sete parâmetros descritos acima é capaz de influenciar no desempenho de tal algoritmo.

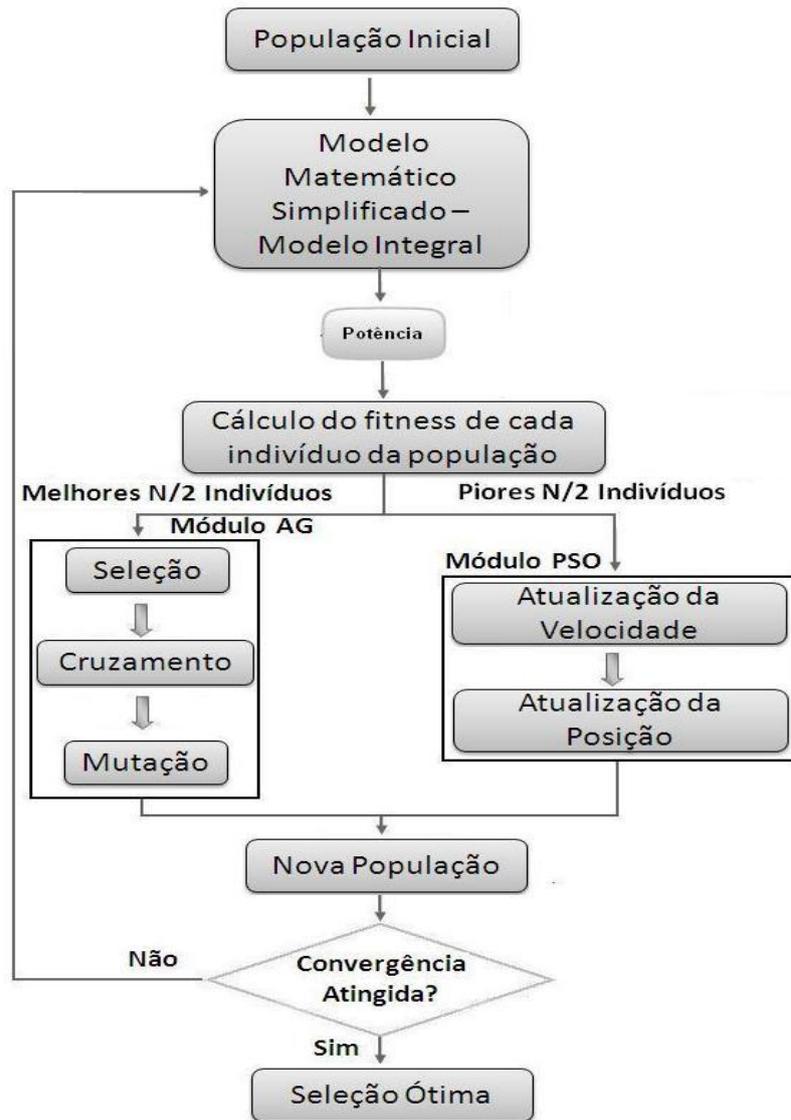


Figura 4.24: Híbrido AG-PSO, com modelo matemático simplificado.

Alguns trabalhos a respeito do estudo da influência dos parâmetros do algoritmo genético podem ser encontrados na literatura. François em 2001, [107], propôs um método estatístico, com uma análise de variância (ANOVA), para determinar os melhores parâmetros do AG quando aplicado à funções com mínimos locais não regulares e superfícies de perfil quadrático com perturbações, chegando a bons resultados para probabilidades de mutação baixas (em torno de 0.01).

Em Czarn 2004, [108], os parâmetros do AG ainda foram analisados utilizando a ANOVA. Este método foi aplicado a quatro funções, chegando à conclusão que os melhores resultados de cruzamento foram encontrados quando a probabilidade de mutação

se encontrava no intervalo $[0.05, 0.20]$.

Já em 2005, Petrovski ([109]) escolheu o problema de tratamento de quimioterapia para o estudo do comportamento de um AG. Para tanto, foi aplicado: diversas combinações dos parâmetros; a ANOVA e um modelo de regressão. Uma população com 76 indivíduos e uma probabilidade de mutação de 0.092 foi a configuração que gerou os melhores resultados.

Smit 2009, [110], trabalho com um AG com parâmetros que são alterados ao longo do processo de otimização, por regras determinísticas ou processos auto adaptativos (meta-AG). Foi estudada uma função *Rastrigin* através de três métodos: um meta-AG, o *Relevance Estimation and Value Calibration* (REVAC) e o *Sequential Parameter Optimization* (SPO). Assim, os melhores resultados foram obtidos para uma população no intervalo de $[11, 448]$ indivíduos, uma probabilidade de cruzamento entre $[0.38, 0.77]$ e uma probabilidade de mutação variando entre $[0.4, 0.7]$.

1. Estratégia dos Testes e Análise dos Resultados

Todos os resultados foram gerados adotando o método de seleção da roleta, cruzamento para codificação real, como descrito no capítulo 3 e número máximo de gerações como critério de parada. Além dos parâmetros iniciais descritos na tabela 4.3. Tais parâmetros foram utilizados como uma estimativa inicial. As medidas de comparação entre as diversas soluções, resultados, obtidas foram: A potência nominal gerada em (W); O número de gerações necessárias para que o melhor resultado fosse encontrado e o tempo de processamento decorrido.

Tabela 4.3: Parâmetros iniciais adotados.

Parâmetros	Valor
Tamanho da população	20 indivíduos
Probabilidade de mutação (p_m)	0.3
Probabilidade de elitismo (p_e)	0.3
Coefficiente de aceleração (c_1)	0.8
Coefficiente de aceleração (c_2)	0.8
Coefficiente de inércia (w)	0.2
Divisão da população	50% – AG e 50% – PSO
Número máximo de gerações	100

Esses valores foram empregados como uma base inicial para a análise da influência que cada um dos sete parâmetros, descritos anteriormente, possuem no desempenho do algoritmo Híbrido AG-PSO. Para tanto, o primeiro parâmetro a ser analisado foi a probabilidade de mutação.

- Estudo da influência da probabilidade de mutação

Como explicado no capítulo 3, o processo de mutação é responsável pela inserção de material genético novo na população, ou seja, a inserção de pequenas mudanças aleatórias nos cromossomos das próximas gerações, sendo um operador muito importante em um AG. Este processo pode ou não ocorrer de acordo com uma dada probabilidade. Conforme [76], geralmente, esta probabilidade deve ser baixa para que o processo de otimização não se torne puramente aleatório.

Assim, para que a influência da probabilidade de mutação no algoritmo Híbrido AG-PSO pudesse ser mapeada o seguinte procedimento foi adotado: Todos os demais parâmetros foram mantidos com os valores descritos na tabela 4.3, enquanto que a probabilidade de mutação p_m foi variada de $[0.0, 1.0]$, com um intervalo de 0.2. Resultando nos valores da tabela 4.4 e no gráfico de convergência (figura 4.25), o qual relaciona o número máximo de gerações 100 (critério de parada) com a potência nominal (W) obtida para cada um dos seis valores da probabilidade de mutação.

Podemos observar que o tempo de processamento, quarta coluna da tabela 4.4, não sofreu uma variação significativa. Já em relação ao número de gerações necessárias para que o melhor resultado, maior potência nominal, fosse encontrado os melhores resultados foram situados com para uma $p_m = 0.2$ e $p_m = 0.4$, onde a potência nominal resultou em $1700.7 W$ e $1701.3 W$, respectivamente. Uma importante característica pode ser observada para $p_m = 0.0$, com essa probabilidade de mutação nula este algoritmo encontrou o menor valor para potência nominal ($1247.5 W$) e permaneceu no mesmo para todas as gerações. Ou seja, o algoritmo encontrou um máximo local e não conseguiu sair desse ponto. Uma das características que a mutação tenta evitar. Já para a probabilidade de mutação com valores mais altos, $p_m = 0.8$ e $p_m = 1.0$ uma grande aleatoriedade foi introduzida, resultando nos maiores números de gerações para a convergência (87 e 82 gerações), o que também não é uma boa característica para o AG, pois se a aleatoriedade dominar, o processo de otimização tende a desviar-se por todo o espaço de busca. Assim, por meio desses testes foi possível observar que para

a otimização de forma das pás de uma turbina hidrocínética, o algoritmo Híbrido AG-PSO apresentou melhores resultados (tanto em relação à potência nominal, quanto ao número de gerações para atingir o melhor resultado) quando a probabilidade de mutação adquiriu valores mais baixos, 0.2 e 0.4. Sendo estes os valores mais recomendáveis a serem utilizados.

Tabela 4.4: Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Probabilidade de Mutação

Probabilidade de mutação	Potência nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento (segundos)
0.0	1247.5	-	185.77
0.2	1700.7	17	186.46
0.4	1701.3	10	188.32
0.6	1698.4	45	187.10
0.8	1701.1	87	188.13
1.0	1699.1	82	189.37

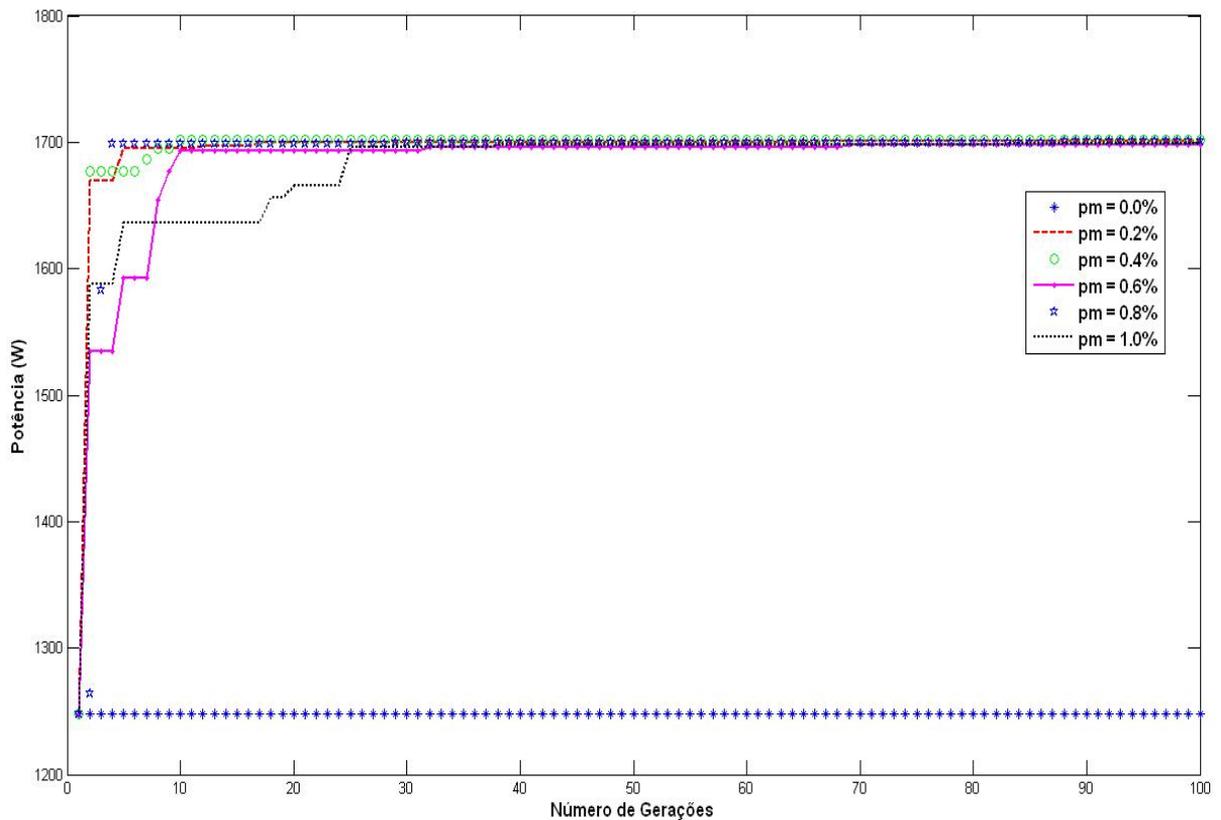


Figura 4.25: Gráfico de convergência - Variação da probabilidade de mutação.

- Estudo da influência da probabilidade de elitismo

O elitismo está presente nos AGs com o intuito de preservar as melhores soluções encontradas, melhores indivíduos da população, ao longo de todo o processo de otimização. Dessa forma, os *Nelit* (*Nelit* - número de elitismo) indivíduos da população atual com os melhores valores de desempenho são copiados para a próxima geração, sem sofrer nenhuma alteração, enquanto que o restante da população, $N - Nelit$, é gerada normalmente (seleção e operadores genéticos). Este procedimento têm o intuito de garantir que as melhores soluções não sejam perdidas durante a execução do AG, atenuando possíveis efeitos prejudiciais da seleção, cruzamento e mutação.

Assim como para a probabilidade de mutação, para o estudo da influência da probabilidade de elitismo no algoritmo Híbrido AG-PSO o seguinte procedimento foi adotado: Todos os demais parâmetros foram mantidos com os valores descritos na tabela 4.3, enquanto que a probabilidade de elitismo p_e foi variada de $[0.0, 1.0]$, com um intervalo de 0.2. Resultando nos valores da tabela 4.5 e no gráfico de convergência (figura 4.26), o qual relaciona o número máximo de gerações 100 com a potência nominal obtida para cada um dos seis valores da probabilidade de elitismo.

Em relação ao tempo de processamento, quarta coluna da tabela 4.5, foi possível observar uma variação um pouco mais significativa que a apresentada pela probabilidade de mutação. No primeiro caso onde $p_e = 0.0$, ou seja, nenhum indivíduo foi mantido para a próxima geração sem nenhuma alteração, o algoritmo não conseguiu convergir (dentro das 100 gerações), uma vez que as melhores soluções foram perdidas ao longo das 100 gerações. Já para o maior valor da probabilidade de elitismo ($p_e = 1.0$), o pior valor para potência nominal (1247.4 W) foi encontrado e o algoritmo permaneceu nesta mesma região do espaço de busca até que o número máximo de gerações foi atingido. Este comportamento representa que as novas populações eram simplesmente compostas pelos melhores indivíduos das gerações anteriores, não ocorrendo a recombinação genética desses indivíduos, consequentemente o algoritmo não conseguiu explorar de forma adequada o espaço de soluções.

Os melhores resultados foram encontrados quando a probabilidade de elitismo permaneceu em 0.2 e 0.4, resultando em uma potência nominal de 1701.8 W e 1701.1 W. Isso indica que com uma $p_e = 0.2$ é possível garantir que o melhor indivíduo da geração $n + 1$ é pelo menos igual ao melhor indivíduo da geração n , mas não a ponto de influenciar na criação de novos indivíduos com características genéticas modificadas, ou seja,

na capacidade de exploração do algoritmo. O conceito de elitismo, apesar de simples, tende a colaborar de forma significativa para a melhora do desempenho de um AG, já que mantém na população os esquemas responsáveis pelas melhores soluções, além de aumentar o componente de memória do AG.

Tabela 4.5: Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Probabilidade de Elitismo

Probabilidade de elitismo	Potência nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento (segundos)
0.0	1701	-	179.08
0.2	1701.8	49	181.34
0.4	1701.1	11	184.07
0.6	1697.2	14	192.32
0.8	1700	29	186.94
1.0	1247.5	-	180.56

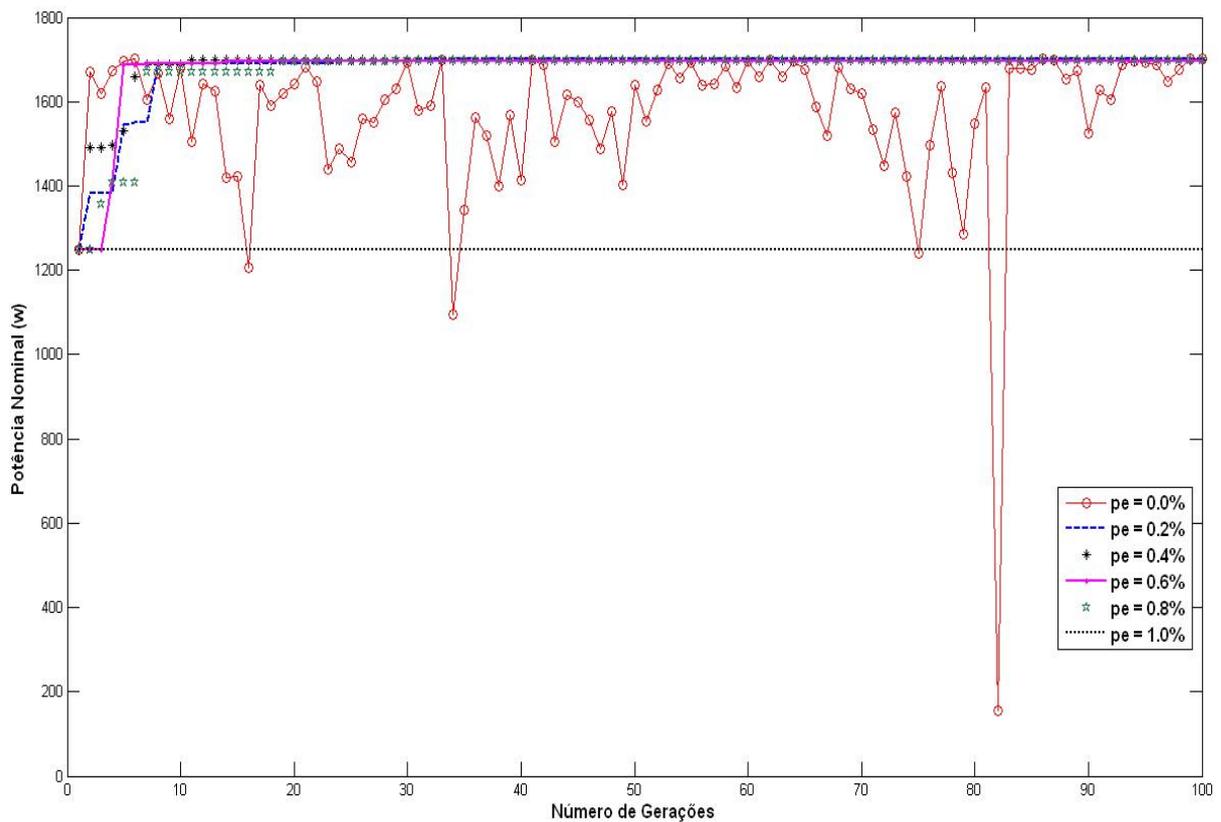


Figura 4.26: Gráfico de convergência - Variação da probabilidade de elitismo.

- Estudo da influência do tamanho da população

O tamanho da população utilizada no AG influencia diretamente na eficiência do mesmo. Quanto maior o número de indivíduos compondo uma população, mais representativa será a cobertura do espaço de busca. Porém, como cada um desses indivíduos deve ser avaliado informando quão bom estes são para a resolução do problema, maior o tempo de processamento requerido. Por outro lado, populações muito pequenas tendem a diminuir a eficiência do AG, já que, mesmo com um custo computacional menor, apenas uma pequena parte do domínio do problema é representado, podendo ocorrer uma convergência prematura para soluções locais.

Dessa forma, a fim de se avaliar a influência da quantidade de indivíduos no algoritmo Híbrido AG-PSO o seguinte procedimento foi adotado: Todos os demais parâmetros foram mantidos com os valores descritos na tabela 4.3, enquanto que o número de indivíduos N_{ind} foi estipulado entre 10 e 100, com uma variação de 10 indivíduos, compondo dessa forma a população de cada geração no processo de otimização. Resultando nos valores da tabela 4.6 e no gráfico de convergência (figura 4.27), o qual relaciona o número máximo de gerações 100 com a potência nominal obtida para cada um dos oito valores do número de indivíduos na população.

O primeiro, e um dos principais pontos observados, é que quanto maior o número de indivíduos, maior o tempo de processamento requerido (coluna 1 e coluna 4 da tabela). Este tempo passou de 140.42 segundos para 1015.29 segundos, uma diferença de 874.87 segundos ou cerca de 14 minutos. Isto considerando que o método de avaliação de cada indivíduo é relativamente rápido (modelo matemático simplificado), se considerarmos metodologias de cálculo mais precisas e demoradas (como o modelo do ANSYS-CFX), esse tempo pode aumentar de forma considerável. Os melhores resultados de potência nominal foram obtidos para uma população composta por 60 e 100 indivíduos (1702W). No entanto, o número de gerações decorridas até se atingir o melhor resultado foram muito baixas, 9 e 4 gerações, o que pode indicar uma convergência prematura. Entre 10 e 50 indivíduos, a variação da potência nominal não foi tão significativa, no entanto o tempo de processamento variou muito. Assim, uma boa estratégia a ser adotada é compor a população por uma quantidade de indivíduos plausível para a solução do problema em questão, ou seja, um equilíbrio entre o tamanho da população e o esforço computacional disponível. No caso deste trabalho, como foram usados computadores pessoais, sem um poder de processamento tão elevado, optou-se por utilizar populações intermediárias.

Tabela 4.6: Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Tamanho da população

Número de indivíduos	Potência nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento (segundos)
10	1701.2	51	140.42
20	1701.9	41	187.43
30	1701.2	37	346.73
40	1701.4	36	399.17
50	1701.8	32	600.75
60	1702	9	610.07
80	1701.7	25	683.12
100	1702	4	1015.29

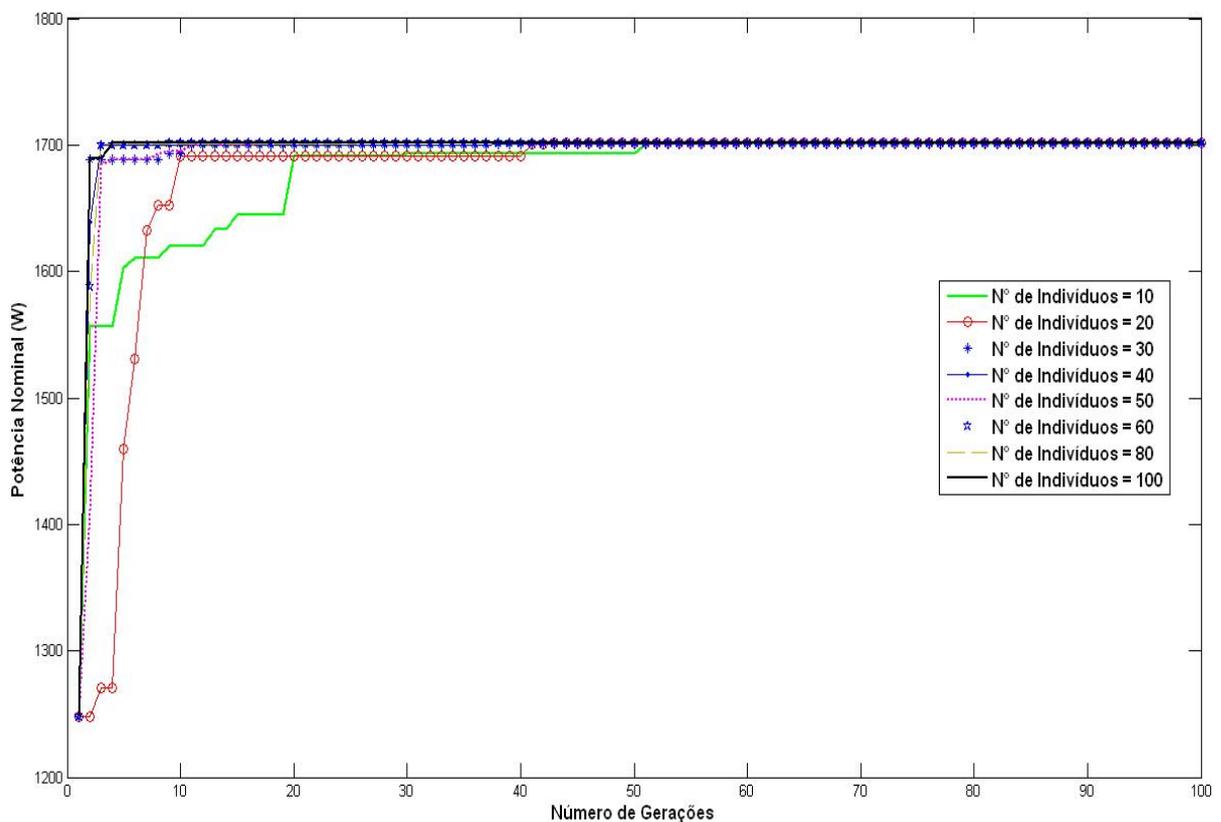


Figura 4.27: Gráfico de convergência - Variação do tamanho da população.

- Estudo da influência dos coeficientes de aceleração (Módulo PSO)

Os coeficientes de aceleração c_1 e c_2 exercem influência no tamanho máximo do passo que uma partícula pode dar em uma única iteração. c_1 é conhecido como aceleração cog-

nitiva e regula o tamanho do passo na direção da melhor posição individual da partícula, enquanto que c_2 é a aceleração social e tem como objetivo regular o tamanho máximo do passo na direção da melhor partícula global. Podemos falar que o termo cognitivo representa a tendência dos indivíduos da população duplicarem seus comportamentos passados que provaram ter obtido sucesso, enquanto que o termo social representa a tendência em seguir o sucesso dos outros. Kennedy em 1997, [111], investigou dois casos extremos, separadamente o modelo cognitivo e o modelo social, e descobriu que ambas as partes são essenciais para o sucesso da pesquisa em enxame de partículas.

Dessa forma, para o estudo da influência dos coeficientes c_1 e c_2 no algoritmo Híbrido AG-PSO dois procedimentos foram adotados:

- Em um primeiro momento, todos os demais parâmetros foram mantidos com os valores descritos na tabela 4.3, enquanto que o coeficiente de aceleração c_1 foi mantido entre 0.0 e 2.0, com uma variação de 0.4. Resultando nos valores da tabela 4.7 e no gráfico de convergência (figura 4.28), o qual relaciona o número máximo de gerações 100 com a potência nominal obtida para cada um dos seis valores de c_1 ;
- Em seguida, todos os demais parâmetros foram mantidos com os valores descritos na tabela 4.3, enquanto que o somente o coeficiente de aceleração c_2 foi mantido entre 0.0 e 2.0, com uma variação de 0.4. Resultando nos valores da tabela 4.8 e no gráfico de convergência (figura 4.29), o qual relaciona o número máximo de gerações 100 com a potência nominal obtida para cada um dos seis valores de c_2 ;

Os tempos de processamento, tanto para c_1 quanto para c_2 , permaneceram próximos e apresentando uma variação pequena (quarta coluna das tabelas 4.7 e 4.8). Em relação à aceleração cognitiva (c_1), o melhor resultado foi obtido quando este termo apresentou valor de 0.8, onde a potência nominal chegou a 1702 W e o número de gerações para convergência foi de 12. Enquanto que o maior valor de $c_1 = 2.0$ apresentou o pior resultado tanto em relação à potência nominal 1697.5 W quanto ao tempo de processamento 176.94 segundos. Demonstrando que passos menores na direção da sua melhor posição individual, ou seja, uma menor reprodução dos seus comportamentos passados, apresentaram melhores resultados.

Assim como para c_1 , c_2 apresentou os melhores resultados para o valor 0.8 (potência nominal de 1702 W e número de gerações para convergência de 12 gerações). Para o

seu maior valor, $c_2 = 2.0$, a potência nominal ficou bem próxima à encontrada em c_1 (1698.9 W), porém o tempo de processamento foi um pouco menor (172.99 segundos). Podemos notar também que uma aceleração muito baixa ou muito alta na direção da melhor posição global, ou seja, não seguir ou seguir excessivamente o sucesso dos outros indivíduos não apresentaram os melhores resultados. Sendo que os melhores valores a serem adotados para c_1 e c_2 é 0.8. Ressaltando um importante comportamento citado na literatura, [82], o qual c_1 e c_2 adotam os mesmos valores, de forma a manter o equilíbrio entre as partes cognitiva e social do comportamento da partícula.

Tabela 4.7: Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Coeficiente de Aceleração c_1

Coeficiente de aceleração c_1	Potência nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento (segundos)
0.0	1701.4	51	173.26
0.4	1700.9	49	182.47
0.8	1702	12	172.17
1.2	1701.7	15	173.83
1.6	1700.5	2	174.96
2.0	1697.5	12	176.94

Tabela 4.8: Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Coeficiente de Aceleração c_2

Coeficiente de aceleração c_2	Potência nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento (segundos)
0.0	1700.7	43	173.79
0.4	1700.7	9	167.08
0.8	1702	12	172.17
1.2	1701.2	63	171.23
1.6	1700.9	36	172.68
2.0	1698.9	61	172.99

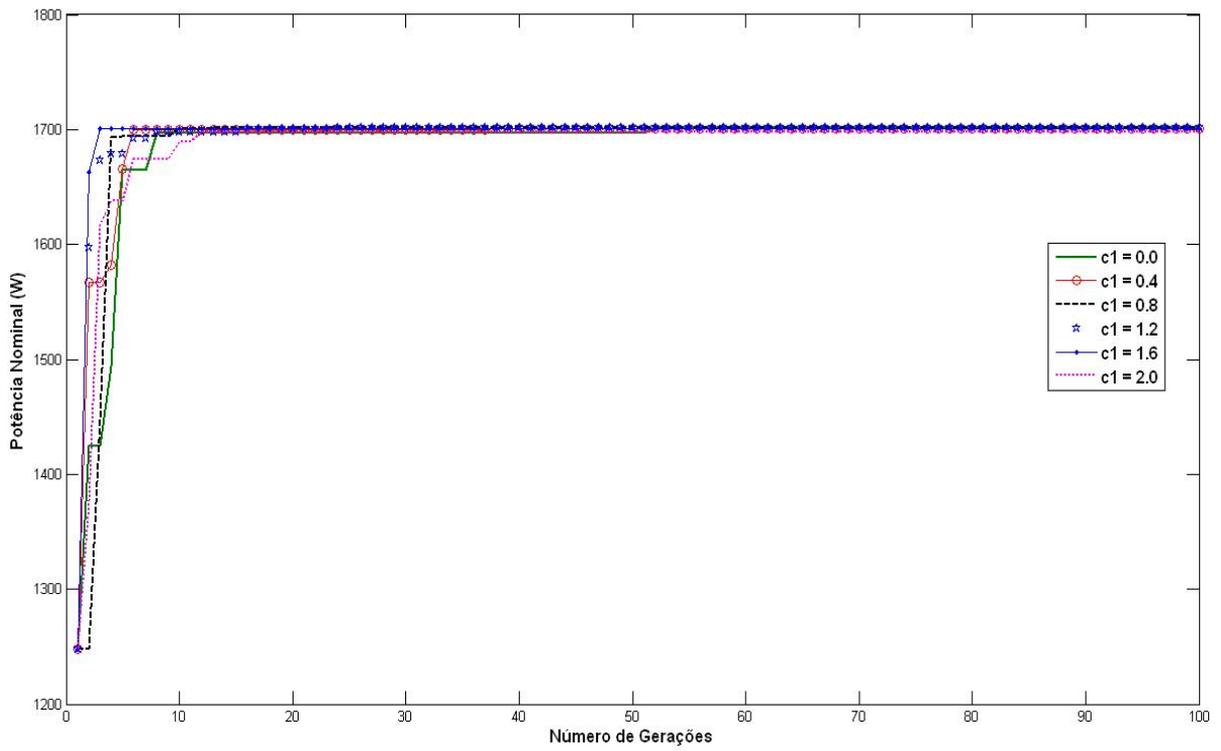


Figura 4.28: Gráfico de convergência - Variação do coeficiente de aceleração c_1 .

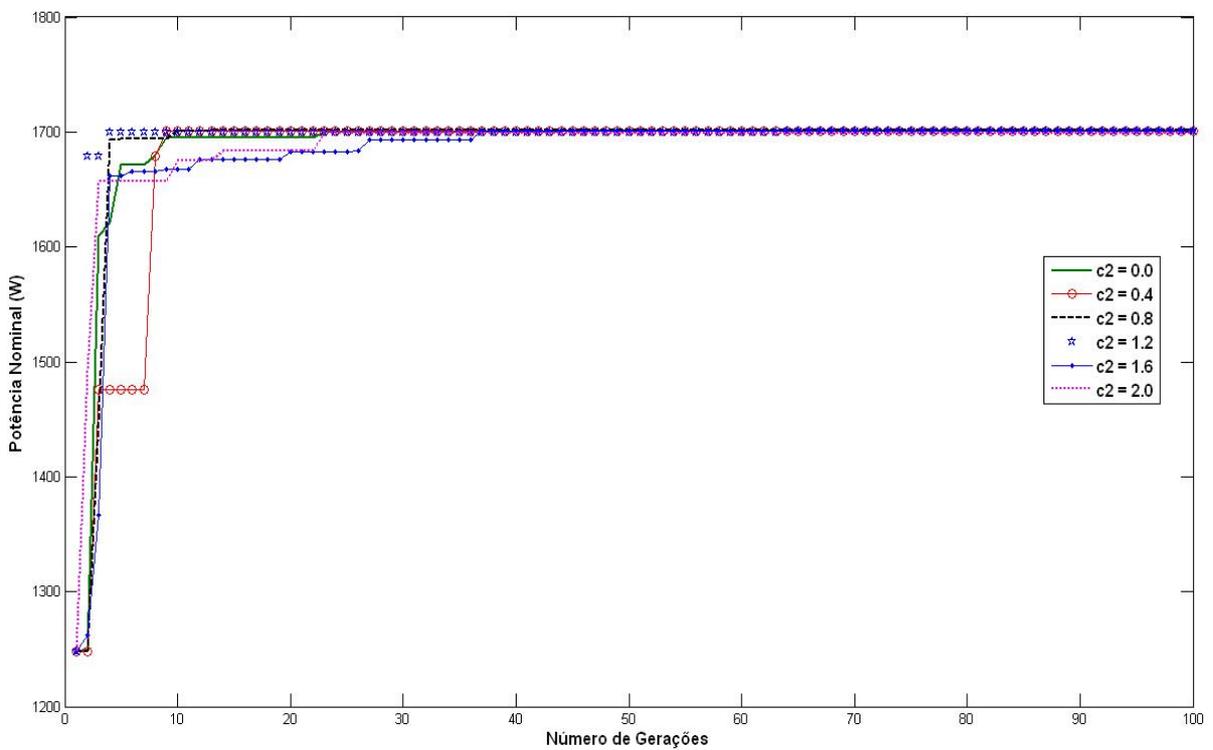


Figura 4.29: Gráfico de convergência - Variação do coeficiente de aceleração c_2 .

- Estudo da influência do peso de inércia (Módulo PSO)

O peso de inércia (w) pode ser definido como sendo um fator escalar associado com a velocidade durante o passo de tempo anterior. Shi e Eberhart, [82], investigaram o efeito do valor de w em um intervalo de $[0, 1.4]$, chegando à conclusão que as convergências mais rápidas foram obtidas com $w \in [0.8, 1.2]$, e para $w > 1.2$ apresentaram-se os piores resultados. Valores elevados de w promovem a exploração e prospecção globais, enquanto que valores baixos conduzem a uma busca local. Um maior valor de w pode prevenir as partículas de ficarem "presas" num ponto ótimo, enquanto que w muito pequenos incitam às partículas a utilizarem a mesma área de busca.

Assim, para que a influência do peso de inércia no algoritmo Híbrido AG-PSO pudesse ser estabelecida o seguinte procedimento foi adotado: Todos os demais parâmetros foram mantidos com os valores descritos na tabela 4.3, enquanto que o peso de inércia w foi variado de $[0.0, 1.0]$, com um intervalo de 0.2. Resultando nos valores da tabela 4.9 e no gráfico de convergência (figura 4.30), o qual relaciona o número máximo de gerações 100 com a potência nominal obtida para cada um dos seis valores do peso de inércia.

Os piores resultados foram observados para $w \leq 0.4$, onde a potência nominal não passou de 1700.7 W, além dos piores tempos de processamento, chegando a 221.44 segundos. Retratando que com esses valores para o peso de inércia o algoritmo Híbrido AG-PSO ficou situado numa mesma região do espaço de busca durante o processo de otimização. O melhor desempenho foi apresentado quando $w = 0.6$, onde a potência nominal ficou em 1701.4 W, o número de gerações para convergência foi de 12 e o tempo de processamento de 168.56 segundos. Quando $w > 0.6$ o desempenho não melhorou, o que indica que uma alta condução à buscas globais também não é uma boa estratégia para a otimização da forma da pá da turbina hidrocínética, utilizando o algoritmo Híbrido AG-PSO.

Tabela 4.9: Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Peso de inércia w

Coefficiente de aceleração c_2	Potência nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento (segundos)
0.0	1700.7	43	221.44
0.2	1700.7	9	177.61
0.4	1699.4	88	170.62
0.6	1701.4	12	168.56
0.8	1701.2	63	168.87
1.0	1700.9	36	170.35

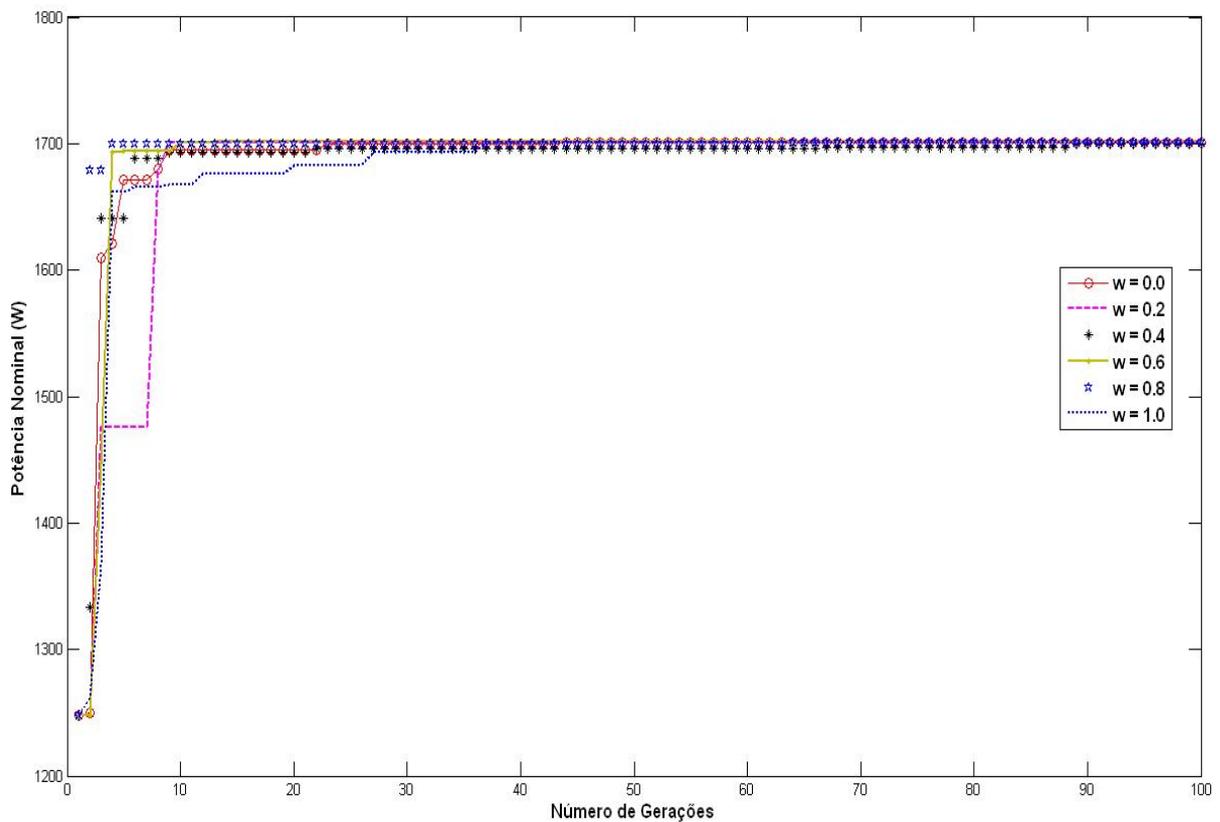


Figura 4.30: Gráfico de convergência - Variação do peso de inércia w .

- Estudo da influência da divisão da população entre o módulo AG e o PSO

Este ponto do estudo tem por finalidade determinar as melhores tendências do algoritmo Híbrido AG-PSO em relação à quantidade de indivíduos que serão de responsabilidade de módulo AG e do módulo PSO. Ou seja, a quantidade de indivíduos que

participarão dos processos de seleção, cruzamento e mutação (módulo AG) e a quantidade de indivíduos que serão somente orientados para a melhor posição do espaço de busca encontrado até este ponto (módulo PSO).

Assim, para determinar essa tendência em relação à divisão da população no algoritmo Híbrido AG-PSO o seguinte procedimento foi adotado: Todos os demais parâmetros foram mantidos com os valores descritos na tabela 4.3, enquanto que a divisão da população foi variada em cinco valores distintos:

1. AG 10% - PSO 90%
2. AG 30% - PSO 70%
3. AG 50% - PSO 50%
4. AG 70% - PSO 30%
5. AG 90% - PSO 10%

Resultando nos valores da tabela 4.10 e no gráfico de convergência (figura 4.31), o qual relaciona o número máximo de gerações 100 com a potência nominal obtida para cada um dos cinco valores de divisão da população.

A primeira tendência claramente observada é que quanto maior o número de indivíduos orientados para o módulo do AG, maior o tempo de processamento requerido (quarta coluna da tabela 4.10). Isso é explicado devido ao fato de mais indivíduos participarem do processo de seleção, cruzamento e mutação. No entanto muitos indivíduos para o módulo PSO (AG 10% - PSO 90% e AG 30% - PSO 70%) apesar de melhorar o tempo de processamento também não resultaram nos melhores valores de potência nominal. A melhor configuração foi apresentada para o módulo do AG com metade da população e a outra metade para o módulo PSO, onde a potência nominal chegou a $1702 W$, o número de gerações para a convergência de 17 e um tempo de processamento intermediário ficando em 170.24 segundos. Ou seja, essa configuração apresentou o melhor equilíbrio entre tempo de processamento e potência nominal. Dessa forma, a metade da população passa pelo processo de seleção, cruzamento e mutação gerando novos indivíduos, enquanto que o restante da população é orientada para a melhor região no espaço de busca, levando em consideração tanto a experiência do grupo quanto a experiência de cada partícula, gerando o restante dos novos indivíduos.

Tabela 4.10: Parâmetros de influência no algoritmo Híbrido AG-PSO - Divisão da população

Porcentagem da população	Potência nominal (W)	Nº de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento (segundos)
AG 10% - PSO 90%	1695.4	46	96.03
AG 30% - PSO 70%	1701.6	47	136.79
AG 50% - PSO 50%	1702	17	170.24
AG 70% - PSO 30%	1701.4	81	216.32
AG 90% - PSO 10%	1700.9	36	299.28

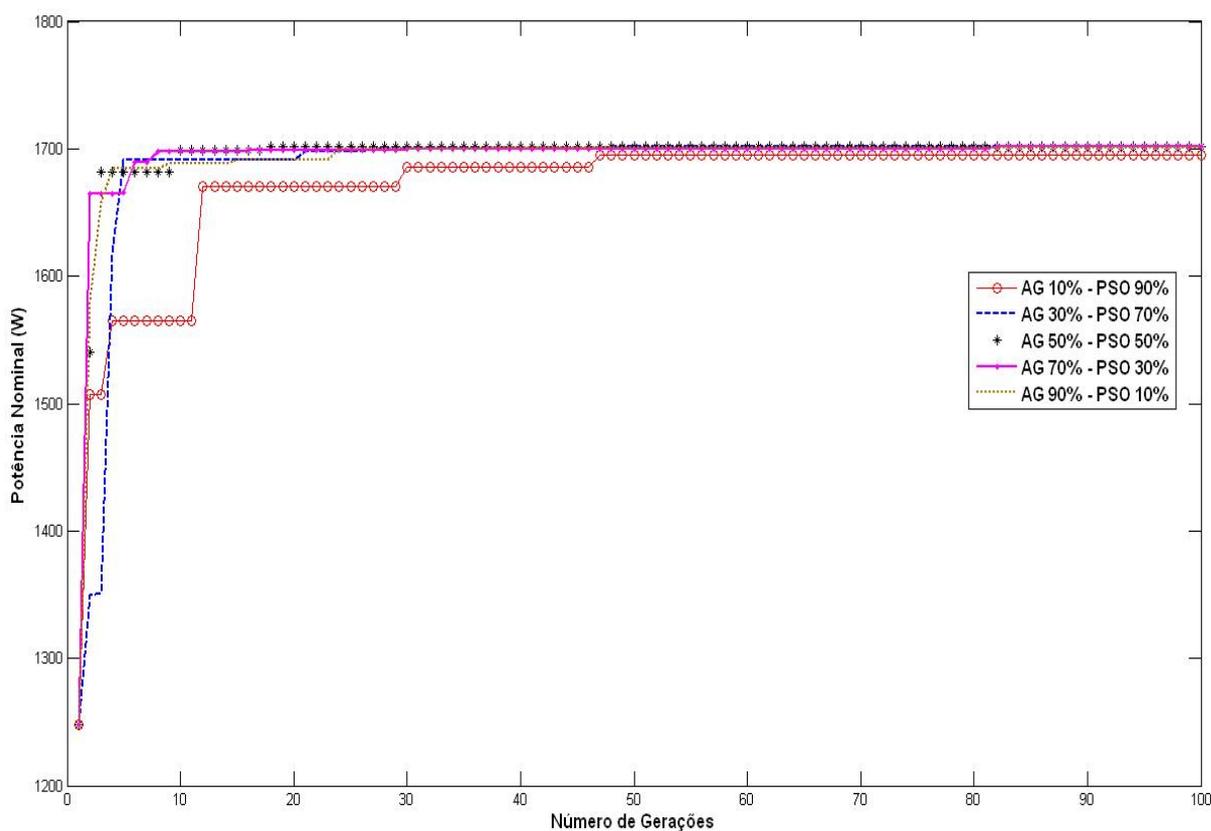


Figura 4.31: Gráfico de convergência - Divisão da população.

Assim, após este conjunto de testes podemos concluir que o algoritmo Híbrido AG-PSO apresentou os melhores resultados, levando em consideração tanto a potência nominal gerada quanto o tempo de processamento decorrido e a quantidade de gerações necessárias para encontrar a configuração do melhor indivíduo, quando a probabilidade de mutação foi mantida com valores mais baixos, ou seja, quando não foi introduzida grande aleatoriedade no processo de otimização. Em relação a probabilidade de elitismo, valores mais baixos também apresentaram os melhores resultados, mas não

a ponto de não repassar nenhum indivíduo da geração atual para a próxima geração (probabilidade de elitismo nula).

A variação do tamanho da população demonstrou claramente a relação entre o esforço computacional requerido e a exploração do espaço de busca, sendo que uma das melhores estratégias a serem adotadas é o equilíbrio entre o número de indivíduos compondo a população com o esforço computacional. Já no módulo PSO, os coeficientes de aceleração c_1 e c_2 , quando mantidos iguais a 0.8, contribuíram de forma mais significativa para o bom desempenho do algoritmo, enquanto que o coeficiente de inércia ($w = 0.6$) apresentou a melhor relação entre a condução da busca de forma mais local ou global. E por fim, a melhor relação para o percentual de indivíduos compondo o módulo AG e módulo PSO ficou em 50%–50%. Ou seja, os melhores resultados foram obtidos quando metade da população participou dos processos de seleção, cruzamento e mutação, gerando novos indivíduos, enquanto que a outra metade da população (módulo PSO) foi orientada para a posição, no espaço de busca, onde o melhor indivíduo da geração atual estava localizado.

4.4 OTIMIZAÇÃO DA GEOMETRIA DAS PÁS DE UMA TURBINA BULBO

Como já mencionado anteriormente, para um teste mais realista a respeito da eficiência do algoritmo híbrido AG-PSO este foi aplicado à otimização das pás de uma turbina bulbo.

As turbinas hidráulicas do tipo bulbo são máquinas axiais de reação, a quais se caracterizam principalmente por sua aplicabilidade de aproveitamento de baixas quedas. Sua concepção é oriunda de um arranjo compacto de uma turbina Kaplan, uma vez que seu gerador é montado na mesma linha da turbina em posição quase horizontal e envolto por um casulo que o protege do fluxo normal da água, como pode ser observado na figura 4.32.

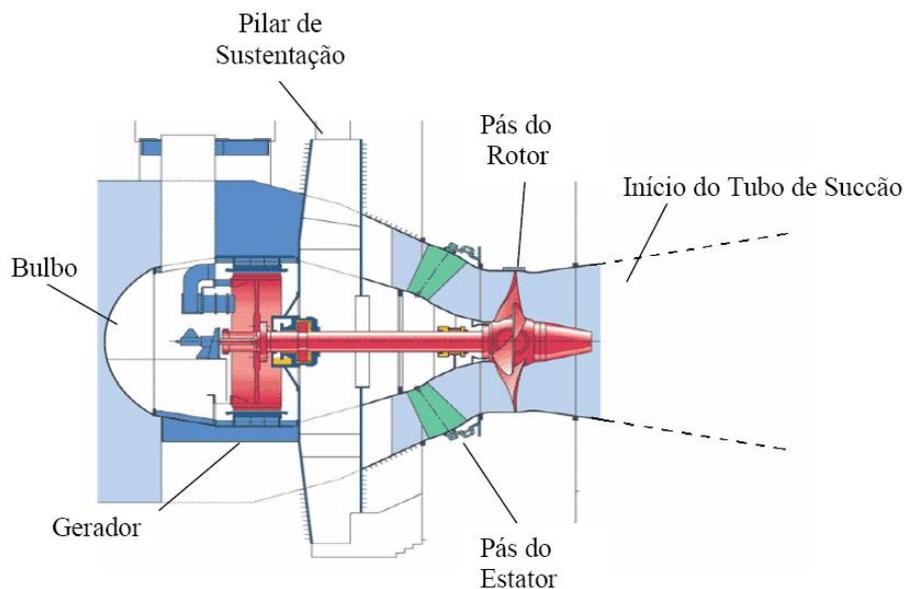


Figura 4.32: Turbina bulbo.

Alguns fatores, como a simplicidade construtiva, proporcionam uma adequação do uso desse tipo de turbina em diversas situações para a concepção de usinas hidroelétricas. Em relação à concepção e operação podemos destacar alguns pontos, como:

- Uma ampla faixa de potência de unidades podem ser encontradas instaladas no mundo, variando desde 200 *kW* até 80 *MW*, com modelos disponíveis por praticamente todos os principais fabricantes;
- Um rendimento mais elevado quando comparada às turbinas Kaplan tradicionais, com um ganho na ordem de 3%;
- Conjunto compacto turbina-gerador;
- Redução de custo de obras civis e redução de tempo de montagem;
- Ganhos ambientais associados à menor queda, conseqüentemente, um menor reservatório;
- Algumas questões críticas encontram-se associadas à estanqueidade do espaço do gerador, ao resfriamento do mesmo e ao projeto do eventual sistema de multiplicação.

O atual desenvolvimento de projetos de turbinas hidráulicas do tipo Bulbo se baseia em uma seqüência metodológica que envolve, primeiramente, as técnicas utilizadas em projetos convencionais que são aplicados à máquinas de fluxo axiais, uma vez que esta se enquadra neste grupo. Em seguida, parte-se para a otimização da hidrodinâmica da máquina, a partir de um enfoque computacional, conforme se pode observar em [92].

Em um projeto hidrodinâmico de uma turbina hidráulica, inclusive em turbinas do tipo Bulbo, necessita-se que sejam avaliados alguns pontos, entre os quais podemos citar: as condições de projeto, os diâmetros principais e os cálculos hidrodinâmicos do rotor.

As condições de projeto são fornecidas através da verificação das condições hídras, fluviométricas, topográficas, geográficas e locais, entre outras, que estão presentes onde ocorrerá a instalação da usina hidrelétrica, além da definição das condições nominais de operação das máquinas. Estas condições são definidas através da queda nominal apresentada, da vazão, da potência da máquina e da eficiência ou rendimento hidráulico estimado.

Como diâmetros principais da máquina têm-se: os diâmetros do rotor e do gerador que são definidos a partir da velocidade específica e da potência da máquina, o que permite que através de relações semi-empíricas sejam calculados os diâmetros da carcaça e do bulbo. No cálculo hidrodinâmico do rotor utiliza-se a metodologia do cálculo de rotores axiais de turbinas hidráulicas.

Assim, a fim de se otimizar as pás de uma turbina bulbo, mais especificamente as relações dos ângulos dos bordos de ataque (β_e), de fuga (β_s) e corda (L_c) dos perfis que compõem essa pá, aplicou-se o algoritmo híbrido (AG-PSO), descrito na seção 3. Para que esse algoritmo pudesse ser aplicado, foram necessárias algumas informações de operação e concepção da turbina bulbo como: queda de projeto, vazão e rotação. Tais dados foram obtidos do pré-projeto do Complexo Hidrelétrico de Belo Monte (fornecidos pela ELETRONORTE S/A). Onde:

Tabela 4.11: Dados pré-projeto CHE-BM

Variável	Descrição	Valor
H	Queda de projeto	13.1 <i>m</i>
P_u	Potência unitária	25.9 <i>MW</i>
η	Rendimento esperado	91.5%
R	Rotação	10.47 <i>rad/s</i>

O que possibilitou o cálculo da vazão $Q = 220.26 \text{ m}^3/\text{s}$, através da seguinte fórmula:

$$Q = \frac{P}{\rho g H \eta} \quad (4.9)$$

Este algoritmo foi o mesmo aplicado às pás da turbina hidrocínética, descrito anteriormente, modificando somente o valor dos seus parâmetros. Tais valores foram adotados de acordo com os melhores resultados apresentados após a análise de sensibilidade desses parâmetros e são apresentados na tabela 4.12. Podemos destacar nessa tabela que a população foi composta por 30 indivíduos, este valor foi adotado visando uma boa relação entre o tamanho da população e o esforço computacional requerido. Como neste trabalho foram utilizados computadores pessoais, sem um poder de processamento tão elevado, este número de indivíduos foi capaz de cobrir o espaço de busca de forma satisfatória sem no entanto prejudicar o tempo de processamento requerido. A probabilidade de mutação foi definida com $p_m = 0.3$ uma vez que, a partir da análise de sensibilidade, os valores mais baixos desse parâmetros apresentaram os melhores resultados, ou seja, a inserção de pequenas mudanças aleatórias não tornando o processo puramente aleatório. Já para a probabilidade de elitismo, o valor adotado foi $p_e = 0.4$, assim como a p_m , tal valor foi determinado a partir da análise de sensibilidade. Isso indica que esse algoritmo será capaz de garantir que as melhores soluções não sejam perdidas ao longo do processo de otimização, mas não a ponto de influenciar na inserção de novas características genéticas oriundas da criação de novos indivíduos.

Em relação ao módulo PSO presente nesta metodologia de otimização nota-se que os coeficientes de aceleração c_1 e c_2 foram estabelecidos como: $c_1 = 0.8$ e $c_2 = 0.8$. Como já explicado anteriormente, tais coeficientes influenciam no tamanho máximo do passo que uma partícula pode dar em uma única iteração. Sendo que c_1 representa a tendência dos indivíduos da população duplicarem seus comportamentos passados que provaram ter obtido sucesso e c_2 representa a tendência em seguir o sucesso dos outros. A partir da análise de sensibilidade foi constatado que uma aceleração intermediária na direção da melhor posição global apresentou os melhores resultados. Além do fato que como c_1 (aceleração cognitiva) e c_2 (aceleração social) adotaram os mesmos valores, foi possível manter um equilíbrio entre as partes cognitivas e social do comportamento da partícula, como ressaltado na literatura ([82]). O valor adotado em relação ao fator escalar associado à velocidade durante o passo de tempo anterior (peso de inércia), foi $w = 0.6$. Este valor apresentou os melhores resultados durante a análise de sensibilidade, o que proporcionou ao algoritmo uma melhor relação entre a exploração e prospecção globais

com a busca local. Para o módulo CFD foi adotado como parâmetro de entrada uma vazão $Q = 220.26 \text{ m}^3/\text{s}$, uma angulação de entrada nas pás de 30° para este fluxo, representando a angulação aproximada da saída do fluxo após a passagem pelas pás do estator, o efeito rotativo da carcaça (*counter rotating wall*), um critério de convergência ou parada dessa simulação numérica considerando um resíduo máximo de 10^{-4} e uma malha com refinamento médio composta por 101436 nós e 92148 elementos responsável por discretizar o domínio de cálculo (canal entre pás da turbina bulbo).

Tabela 4.12: Parâmetros de configuração

Parâmetros do módulo do algoritmo genético	
Variável	Valor
Quantidade de indivíduos da população	30
Probabilidade de mutação	0.3%
Probabilidade de elitismo	0.4%
Número de gerações	100
Parâmetros do módulo de otimização por enxame de partículas	
Variável	Valor
Coefficiente de aceleração c_1	0.8
Coefficiente de aceleração c_2	0.8
Peso de inércia w	0.6
Parâmetros do módulo CFD (ANSYS CFX-11) de simulação numérica	
Variável	Valor
Entrada	$Q = 220.26 \text{ m}^3/\text{s}$
Angulação do fluxo de entrada	30°
Saída	Pressão de referência
Carcaça (<i>shroud</i>)	<i>counter rotating wall</i>
Critério de convergência	Resíduo máximo de 10^{-4}
Malha com refinamento médio	101436 nós e 92148 elementos

Assim, a otimização (de forma) para as pás da turbina bulbo foi realizada através de um computador Pentium 4 com 3.5 GHz e 2 GB de memória RAM, considerando os dados de pré-projeto apresentados na tabela 4.11. Isto é, uma rotação de $10.47 \text{ rad}/\text{s}$, uma queda de projeto $H = 13.1 \text{ m}$ e uma vazão $Q = 220.26 \text{ m}^3/\text{s}$. Tais dados possibilitaram o cálculo do rendimento para cada indivíduo que compôs a população, utilizando

para tanto a fórmula 4.10. Esta otimização foi realizada visando a maximização do rendimento da turbina bulbo no ponto de projeto (caracterizados pela vazão, rotação e faixa de altura de queda imposta como restrição). No entanto como descrito por [93], em geral, aumentando o rendimento no ponto de projeto é possível melhorar o mesmo para uma ampla faixa operacional em torno desse ponto. Dessa forma, espera-se que a turbina bulbo otimizada através da metodologia híbrida AG-PSO apresente boas características de funcionamento também fora do ponto de projeto. Este rendimento também serve de ponto de controle (limitante) para o algoritmo de otimização, ou seja, indivíduos com rendimento acima de 100% são considerados natimorto, isto é, são descartados das opções de solução do problema.

$$\eta = \frac{P_{ot}}{\rho g Q H} \quad (4.10)$$

Onde P_{ot} representa a potência gerada, considerando o número de pás (neste trabalho 4 pás), ρ a densidade da água e g a aceleração da gravidade.

Este processo de otimização resultou na descrição de uma geometria ótima para as pás da turbina bulbo, ou seja, a melhor combinação para os ângulos do bordo de ataque (β_e), bordo de fuga (β_s) e corda (L_c) para cada um dos seis perfis que essa pá foi dividida, gerando um rendimento otimizado. Tal geometria otimizada resultou em um rendimento de 92%, como apresentado na tabela 4.13. Nota-se que o rendimento ótimo encontrado foi maior que o rendimento esperado durante o pré-projeto, 91.5%, como apresentado na tabela 4.11. O tempo de processamento ficou em torno de cinco dias e meio, como ocorreu no processo de otimização da turbina hidrocínética, o que é justificado devido à complexidade de cálculo do módulo CFD e consequente poder computacional requerido. Já em relação à convergência do algoritmo de otimização, o qual resultou em um total de 39 de gerações decorridas para que o melhor indivíduo, melhor geometria de pá, fosse encontrada, uma análise mais precisa é fornecida pela figura 4.33. Como mencionado na tabela 4.12 foi utilizado o número máximo de gerações (100 gerações) como critério de parada para o algoritmo e como pode-se visualizar na figura, o algoritmo atingiu seu valor ótimo e permaneceu no mesmo, antes de atingir o número máximo de interações. E como discutido no capítulo 3, isso demonstra que foi fornecido tempo (gerações) suficiente para o AG-PSO investigar o universo de busca, evitando uma convergência prematura para um espaço sub-ótimo.

Ainda analisando a figura 4.33, nota-se que o melhor rendimento nas primeiras gerações

do algoritmo AG-PSO ficou em torno de 20%. Esse baixo rendimento pode ser explicado devido ao fato de todos os 30 indivíduos que compõe a população terem sido inicializados de forma aleatória. Ou seja, os valores dos ângulos do bordo de ataque (β_e) e bordo de fuga (β_s) e corda (L_c) de cada um dos seis perfis que a pá foi dividida, foram inicializados de forma aleatória (respeitando somente um limite de valores máximo e mínimo, para os ângulos essa variação ficou entre 0 e 1.5708 radianos e 0 a 100000 *mm* para a corda). No entanto, como o passar das gerações e consequente evolução do indivíduos, conseguiu-se atingir um rendimento de 92%. Essa capacidade de partir de informações básicas de projeto (tabela 4.11) e chegar a uma configuração de pá com rendimento de 92%, demonstra a capacidade do algoritmo híbrido AG-PSO ser utilizado nas fases de pré-projeto das pás de turbinas hidráulicas axiais (nesse caso a turbina bulbo), para uma dada condição de funcionamento, de forma que estas possuam o melhor rendimento hidrodinâmico. A utilização de tal metodologia em fases iniciais é capaz de reduzir custos tanto de tempo como financeiros.

Esta geometria otimizada das pás da turbina bulbo, a qual atingiu um rendimento de 92%, pode ser observada nas figuras 4.34 e 4.35. São apresentados tanto o rotor otimizado formado pelas quatro pás, assim como a disposição dos seis perfis que compõem a pá otimizada.

Tabela 4.13: Rendimento do rotor otimizado - turbina bulbo.

Rendimento (%)	N° de gerações para o melhor resultado	Tempo de processamento
92	39	463967.12 segundos

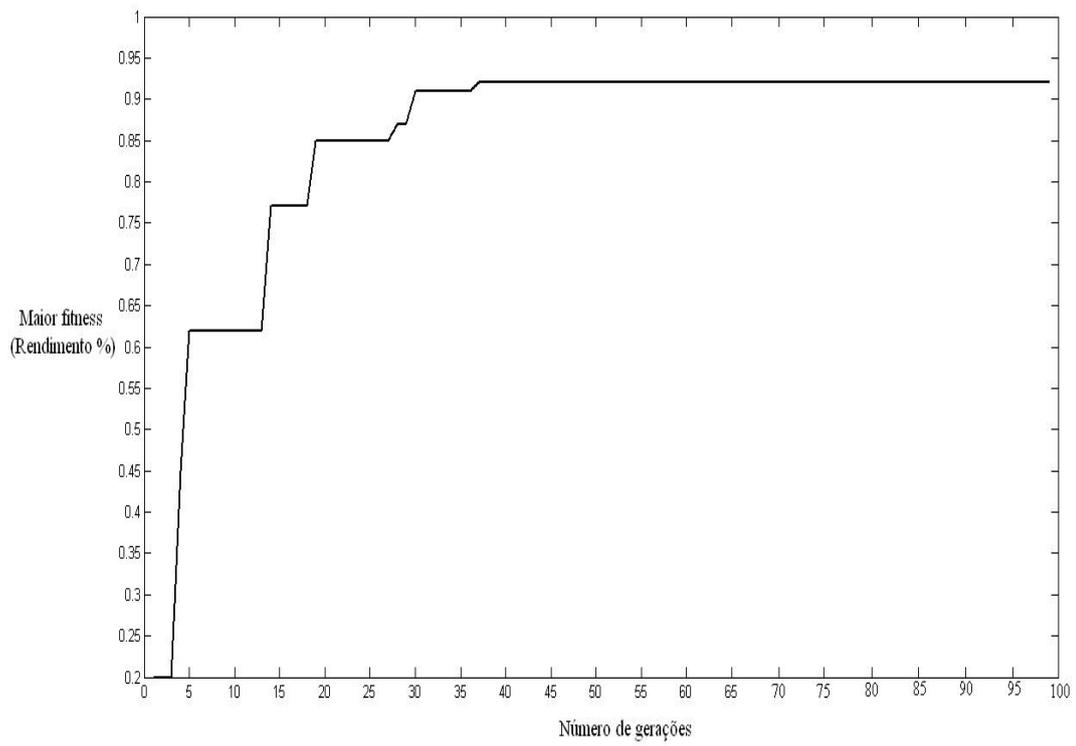


Figura 4.33: Convergência do AG-PSO.

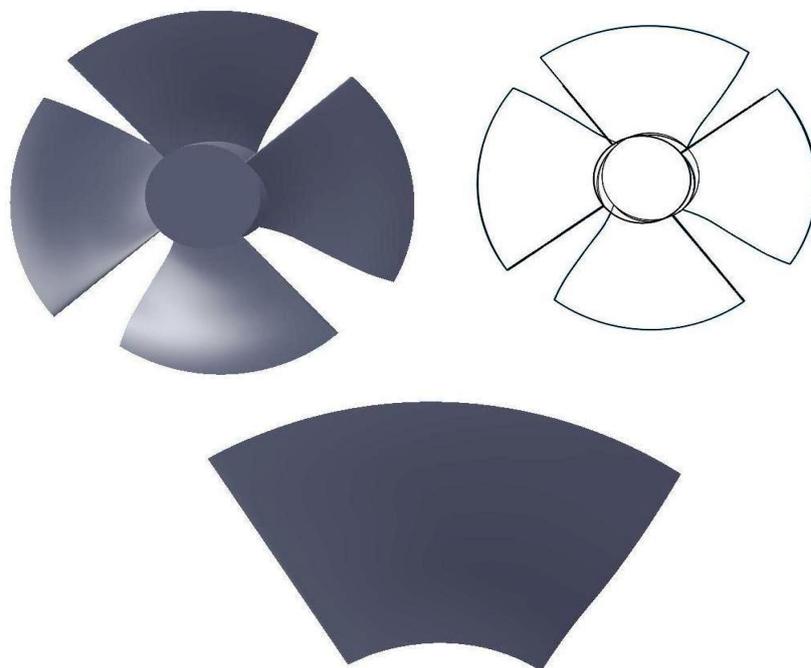


Figura 4.34: Visualização das do rotor otimizado - turbina bulbo.

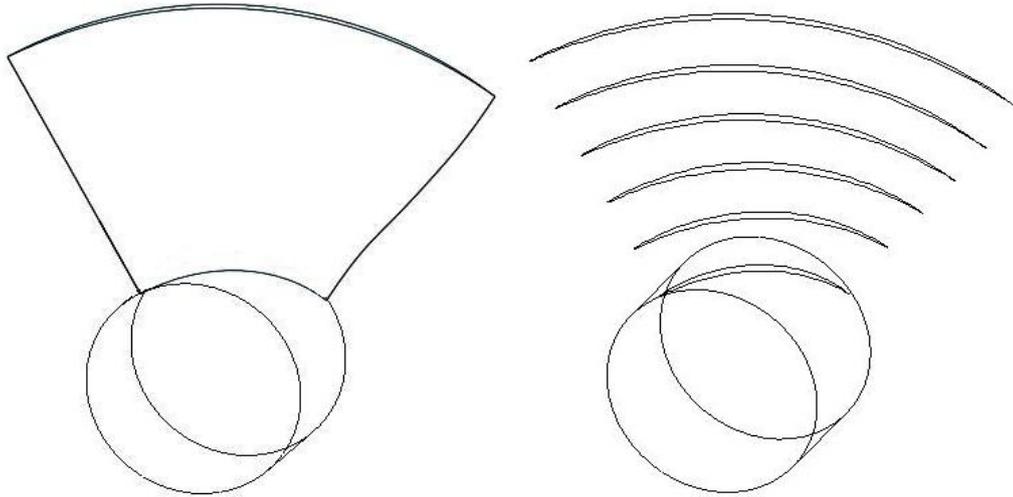


Figura 4.35: Visualização da pá do rotor otimizado - turbina bulbo.

4.5 ANÁLISE DE DESEMPENHO DA GEOMETRIA DE PÁ OTIMIZADA - TURBINA BULBO

Assim como ocorreu para a turbina hidrocínética, para a turbina bulbo também foi realizada uma análise numérica via código de dinâmica dos fluidos computacional (ANSYS CFX-11) com o intuito de analisar o rendimento e as principais características do escoamento em relação à essa pá otimizada. Dessa forma, o passo inicial para que essa simulação numérica fosse possível foi a discretização do domínio de cálculo, canal entre pás da turbina bulbo, em uma malha de forma a viabilizar o cálculo do escoamento com base na discretização das equações as quais representam os campos de velocidade, pressão e correlações estatísticas de turbulência. Esta geração de malha ainda ocorreu de forma automatizada (*batch mode* como descrito no Apêndice A) através do software comercial ANSYS TurboGrid. Como já mencionado, essa escolha se deu devido a capacidade de tal software gerar malhas computacionais estruturadas de geometria periódica de pás de turbomáquinas, contando ainda com modelos específicos de canais entre pás (*topology templates*) o que contribui para a redução do tempo decorrido no processo de geração de malhas, melhorando consequentemente o tempo total da otimização. Foi gerada assim uma malha hexaédrica do canal entre pás da turbina bulbo composta por 258297 nós e 241716 elementos, caracterizando um refinamento do tipo fino.

A discretização de forma tridimensional do domínio de cálculo pode ser observada na figura 4.36, considerando tanto a pá, quanto o canal entre pás. Essa figura apresenta o

detalhe do domínio de cálculo o qual será utilizado para a simulação numérica (figura a esquerda, parte inferior). Nas figuras 4.37, 4.38 e 4.39 pode-se notar respectivamente a malha da seção mais próxima ao rotor, a malha da seção intermediária e a malha da seção mais próxima à carcaça, todas com o detalhe próximo à pá, demonstrando o ajuste mais refinado nessa região. É importante ressaltar que para o processo de otimização optou-se por utilizar uma malha de refinamento médio, uma vez que essa foi capaz de proporcionar resultados satisfatórios sem influenciar negativamente no esforço computacional requerido. Porém, para a análise em relação às características dessa pá otimizada, o refinamento utilizado foi o fino, ou seja, um maior número de elementos e nós foram utilizados na discretização desse domínio proporcionando resultados ainda mais precisos.

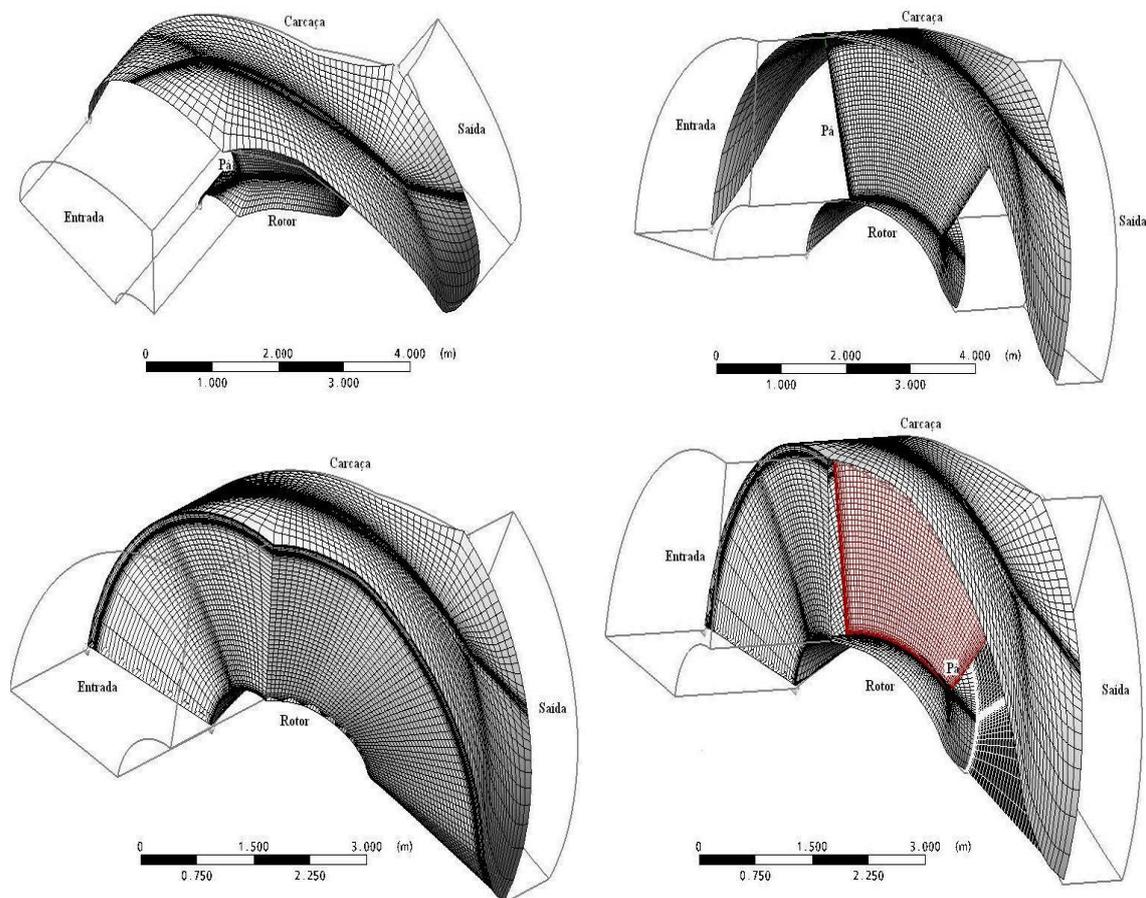


Figura 4.36: Malha 3D do canal entre pás da turbina bulbo.

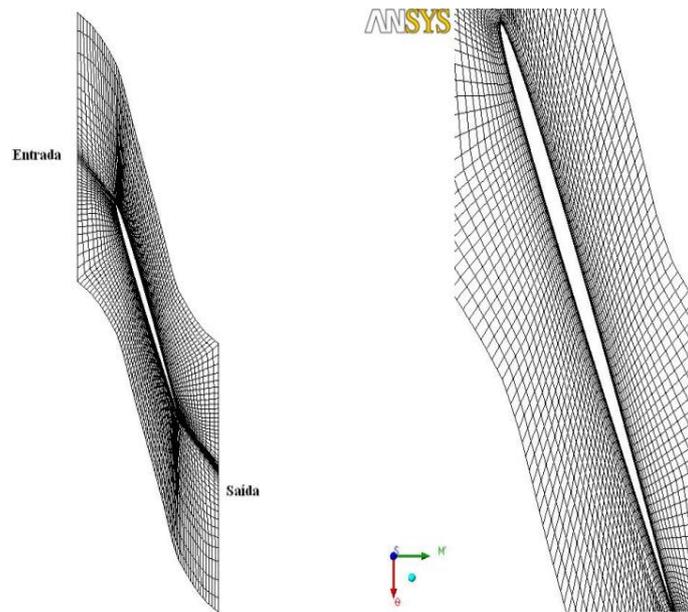


Figura 4.37: Malha da seção próxima ao rotor com detalhe da visualização próxima à pá.

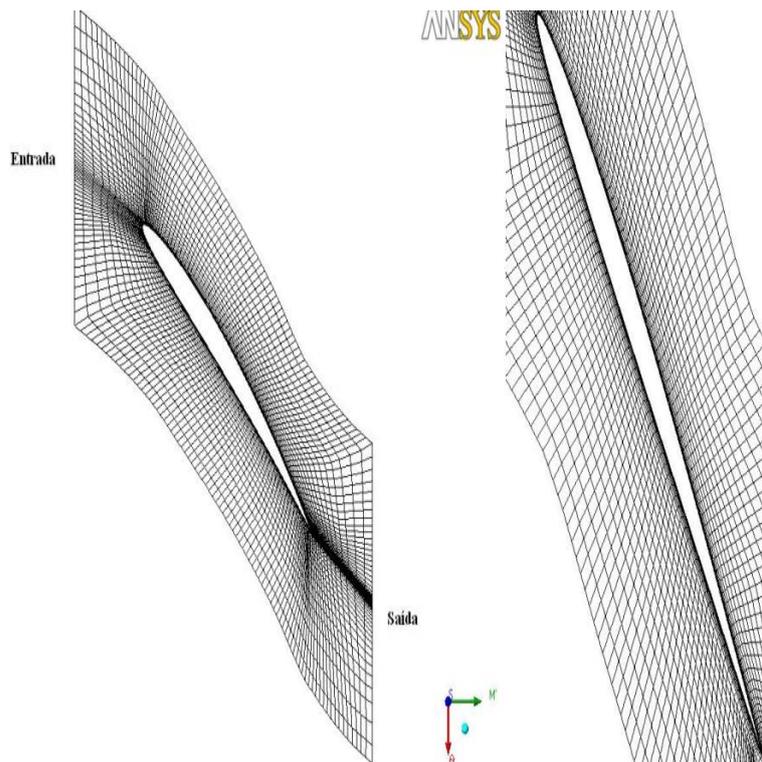


Figura 4.38: Malha da seção média com detalhe da visualização próxima à pá.

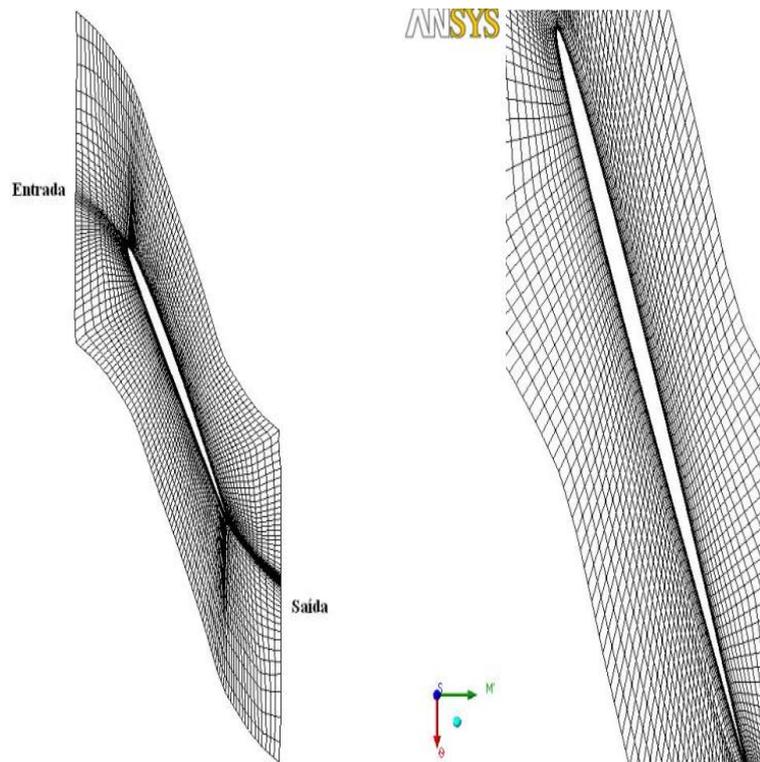


Figura 4.39: Malha da seção próxima à carcaça com detalhe da visualização próxima à pá.

Assim, após essa discretização do domínio em uma malha hexaédrica, o mesmo foi submetido ao processo de simulação numérica via ANSYS CFX-Solver, utilizando um computador Pentium 4 com 3.5 GHz e 2 GB de memória RAM. Esta simulação teve por base os parâmetros apresentados na tabela 4.14, os quais são baseados nos dados de pré-projeto do Complexo Hidrelétrico de Belo Monte (fornecidos pela ELETRO-NORTE S/A). Primeiramente observa-se a curva de convergência da simulação, com um resíduo máximo de 10^{-4} necessitou-se de pouco mais de 35 passos de tempo para se atingir a convergência, figura 4.40. Isso representa que em pouco mais de 35 passos de tempo os cálculos do escoamento com base na discretização das equações as quais caracterizam os campos de velocidade, pressão e correlações estatísticas de turbulência, foram realizadas.

Através dessa simulação numérica foi possível obter a curva de rendimento desse rotor otimizado. Para tanto realizou-se um simulação numérica, ainda considerando os dados de projeto apresentados na tabela 4.14, só que nesse momento o valor da vazão foi variado no intervalo de $150 \text{ m}^3/\text{s}$ até $250 \text{ m}^3/\text{s}$. Este tipo de análise é importante, pois determina o campo básico de funcionamento da turbina. Cada turbina é projetada para atender certos valores prefixados de descarga (Q), de altura de queda (H) e de

número de rotações (R), obtendo um rendimento total (η), máximo. Como a operação da turbina pode ser variável em função dos valores de Q e H , é importante conhecer o que acontece com as grandezas envolvidas.

No caso da curva de rendimento apresentada na figura 4.41, é possível notar que a eficiência máxima da turbina ocorre no ponto de vazão em torno de $220 \text{ m}^3/\text{s}$, com 92%, ponto onde o rotor foi otimizado. Nota-se também, que na faixa de vazão de $210 \text{ m}^3/\text{s}$ a $240 \text{ m}^3/\text{s}$ a eficiência fica em torno desse rendimento máximo, o que demonstra uma certa versatilidade operacional, já que a mesma é capaz de se ajustar a uma variação de vazão mantendo ainda uma faixa de eficiência. Isso demonstra que essa otimização não foi só eficiente para o ponto de projeto, mas também para uma faixa operacional em torno desse ponto. É importante ressaltar que essa metodologia de otimização não contou com parâmetros de cavitação como restrições do problema, uma vez que o mesmo foi focado apenas no rendimento dessa máquina.

Para uma análise mais precisa a respeito do comportamento do escoamento em relação a esta pá otimizada, a mesma foi submetida a uma análise considerando as linhas de corrente, campos de pressão e velocidade. As linhas de corrente são linhas tangentes à direção do escoamento em todos os pontos do campo e nessa simulação numérica evidenciam a trajetória do escoamento ao longo do canal entre pás. Nota-se nas figuras 4.42 e 4.43 o caminho seguido pelo escoamento partindo da entrada do canal entre pás até a saída do mesmo canal, evidenciando o comportamento de tal escoamento ao encontrar a pá da turbina como obstáculo. Uma pequena região de recirculação é evidenciada na região de entrada do perfil mais próximo ao rotor, figura 4.44. No entanto, quando analisamos a seção média da pá (figura 4.45) e a seção próxima à carcaça (figura 4.46) essa recirculação não é mais observada. Uma possível explicação para a aparição de tal recirculação no escoamento pode estar no fato deste rotor ter sido otimizado em relação a angulação das pás mas não em relação aos hidrofólios que compõem essa pá.

Para se ter uma maior detalhamento a respeito da trajetória do escoamento uma análise através das linhas de cisalhamento também foi realizada. Esta análise têm como finalidade identificar a ocorrência ou não de descolamento de camada limite. Ou seja, quando o escoamento encontra-se "colado" à pá e ao canal entre pás, não ocorrem perdas de energia devido à vorticidade gerada por descolamento de camada limite, ocorrendo a máxima produção de energia por parte da turbina. No caso da pá otimizada da turbina bulbo, assim como já destacado pelas linhas de corrente, um pequeno descolamento da

camada limite é encontrado na entrada do perfil mais próximo ao rotor, figuras 4.47 e 4.48. Uma evidência maior de tal fenômeno é observada nas linhas de cisalhamento nas laterais desse canal entre pás. Apesar do aparecimento dessa região de recirculação, na construção de um rotor suas pás são moldadas, e estas regiões podem ser retiradas, garantindo assim um melhor desempenho da máquina.

Em relação ao campo de pressão a primeira análise se deu para o canal entre pás, figura 4.49. Nota-se que a pressão se mantém constante em quase todo o canal, devido ao fato deste ser curto e a variação inversamente proporcional à vazão do fluido. Sendo que a variação apresentada na saída do canal ocorre por causa da mudança de direção do escoamento nesse local, de forma a seguir o contorno da pá. O aumento da pressão à jusante incorre em decréscimo do valor da velocidade. Este aumento denota o trânsito da energia cinética do fluido que, inicialmente se converte em pressão para ser transmitida para as pás. Esta energia, por fim, é utilizada para a geração de energia por parte da turbina. Já em relação ao campo de pressão atuante sobre as faces da pá otimizada, figuras 4.50 e 4.51, há uma permanência praticamente constante ao longo da mesma, no entanto, no bordo de ataque da face frontal da pá, a qual age como uma região de estagnação, encontra-se o maior valor da pressão atuante.

Por fim, a avaliação realizada deu-se a partir dos vetores de velocidade ao longo deste canal entre pás otimizado. Como mencionado anteriormente, esta análise é justificada devido ao fato do campo de velocidade está relacionado à potência da máquina. Uma vez que, esta potência é consequência direta da diferença de energia cinética do fluido entre a entrada e a saída do rotor. Nota-se nas figuras 4.52 e 4.53 que o escoamento adquire certa vorticidade longitudinal ao longo do canal entre pás. Isto é verificado uma vez que na entrada deste canal a velocidade apresenta uma variação muito pequena, porém ao longo do canal esta velocidade já adquiriu certa rotacionalidade, a vorticidade longitudinal, indicando que o escoamento sofreu um acréscimo de energia cinética, e por fim na saída do canal esta variação de velocidade volta a apresentar um valor menor. Este aumento de velocidade, uma vez que, o canal está girando, fornece vorticidade longitudinal ao fluido e retira energia cinética, gerando o torque e consequentemente potência, a qual é uma das variáveis que compõem o cálculo do rendimento.

Assim, a partir de todos os resultados apresentados é possível demonstrar a viabilidade da aplicação do algoritmo híbrido AG-PSO como uma metodologia de otimização de pás de turbinas hidráulicas axiais, mais especificamente a turbina hidrocínética geração 2 e turbinas do tipo bulbo. A configuração geométrica otimizada de ambas as turbi-

nas pode ser encontrada no Apêndice D. Esta metodologia foi capaz de fornecer bons resultados em um tempo de simulação numérica viável, sem a necessidade de utilizar computadores de alto desempenho. Tal metodologia apresentou ainda uma importante característica de encontrar a configuração ótima de uma pá partindo apenas de informações básicas de projeto, o que demonstra a adequação dessa metodologia nas fases de pré-projeto do rotor de turbinas hidráulicas axiais, reduzindo tanto o tempo de projeto como valor financeiro envolvido no mesmo. No entanto, esta metodologia não se encaixa somente nas fases iniciais de projeto, a mesma pode ser utilizada para a otimização de uma máquina já existente para uma determinada condição de operação. Isto é, parte-se de uma configuração inicial da pá (um indivíduo na população) e esta configuração é adequada de acordo com as condições de operação para um determinado local de instalação, conseguindo assim o melhor rendimento possível de tal máquina.

Tabela 4.14: Parâmetros do módulo CFD (ANSYS CFX-11) de simulação numérica

Variável	Valor
Entrada	$Q = 220.26 \text{ m}^3/s$
Angulação do fluxo de entrada	30°
Saída	Pressão de referência
Carcaça (<i>shroud</i>)	<i>counter rotating wall</i>
Critério de convergência	Resíduo máximo de 10^{-4}
Malha com refinamento fino	258297 nós e 241716 elementos

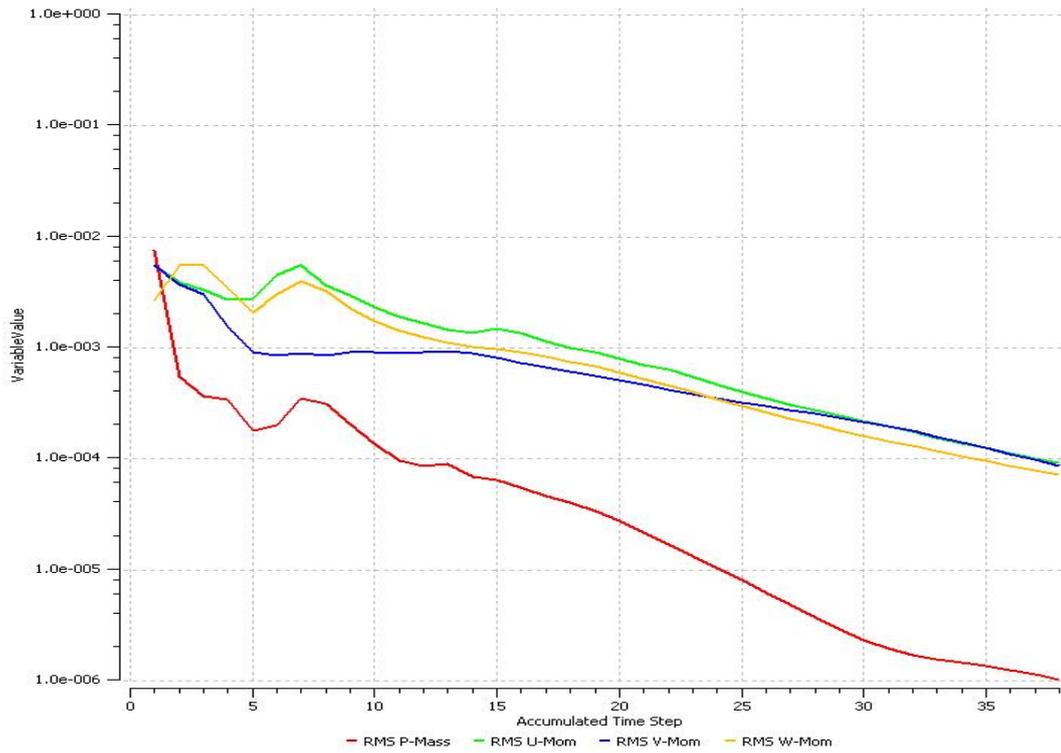


Figura 4.40: Curva de convergência do ANSYS CFX-11 *Solver*.

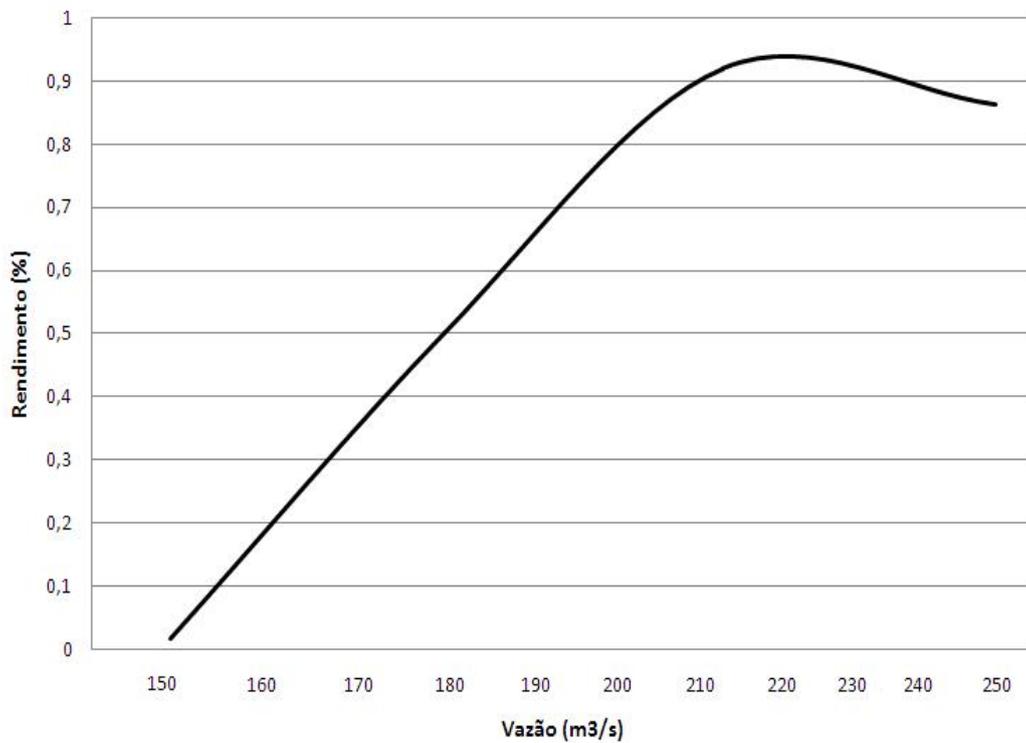


Figura 4.41: Rendimento do rotor otimizado.

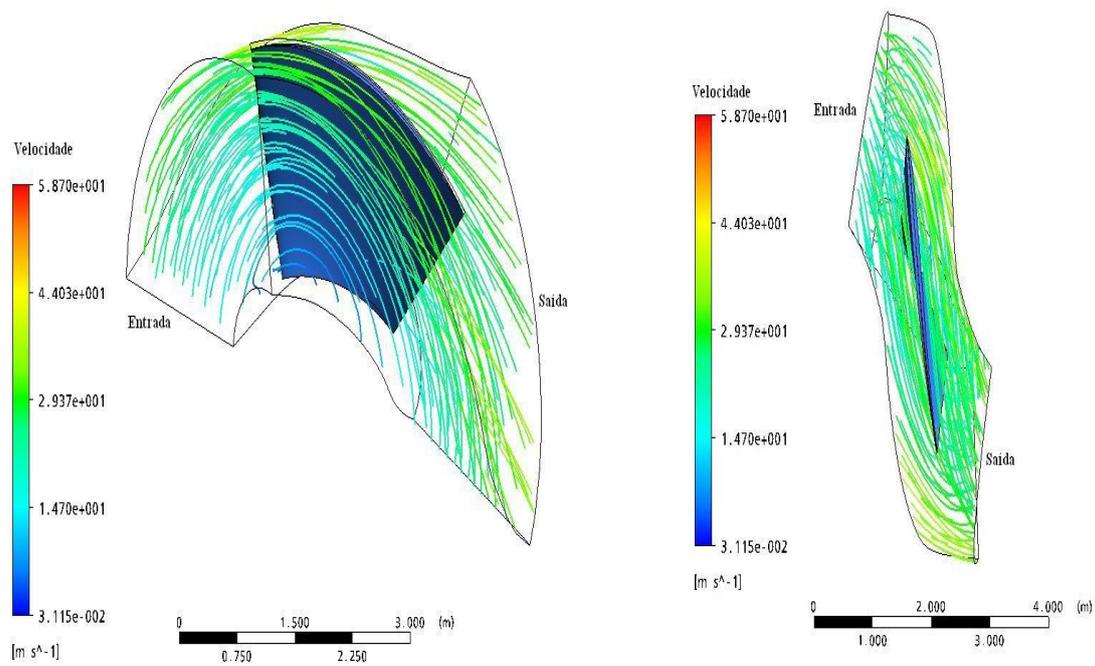


Figura 4.42: Linhas de corrente no canal entre pás da turbina bulbo - visualização 1.

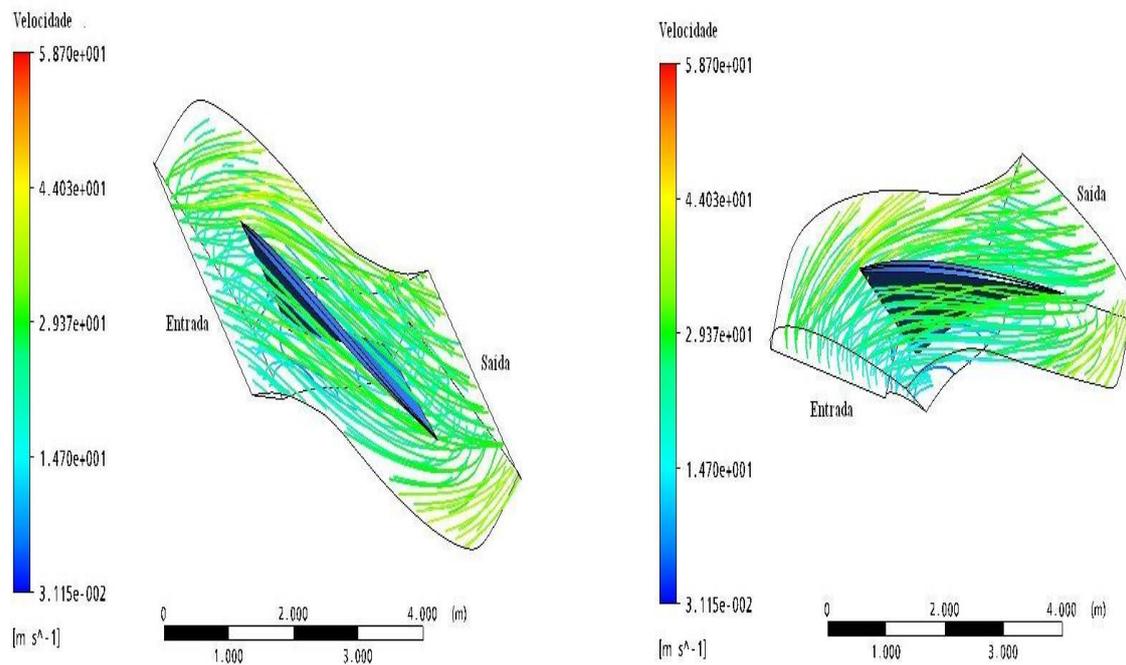


Figura 4.43: Linhas de corrente no canal entre pás da turbina bulbo - visualização 2.

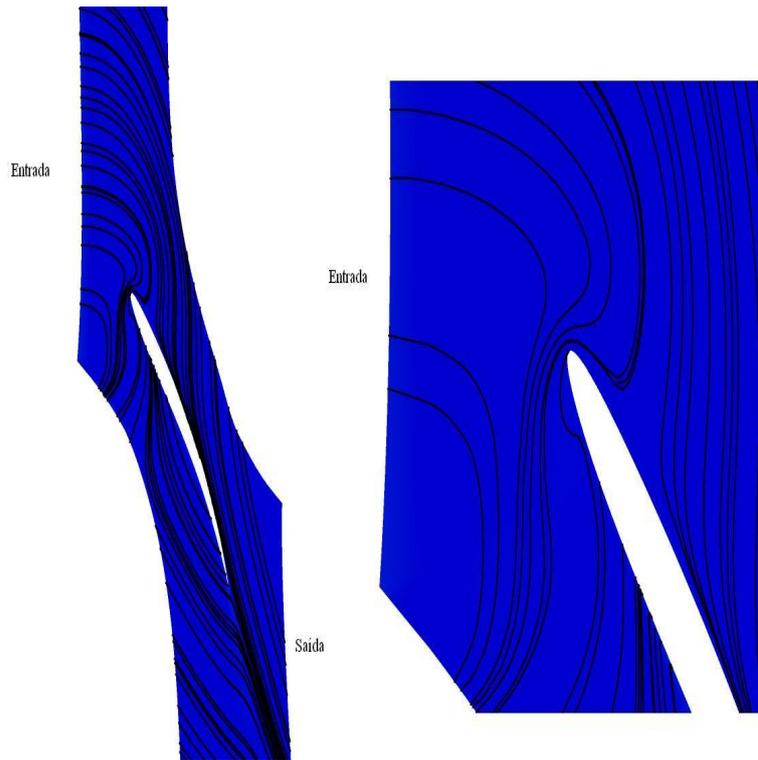


Figura 4.44: Linhas de corrente na seção próxima ao rotor - detalhe da visualização próxima à pá.

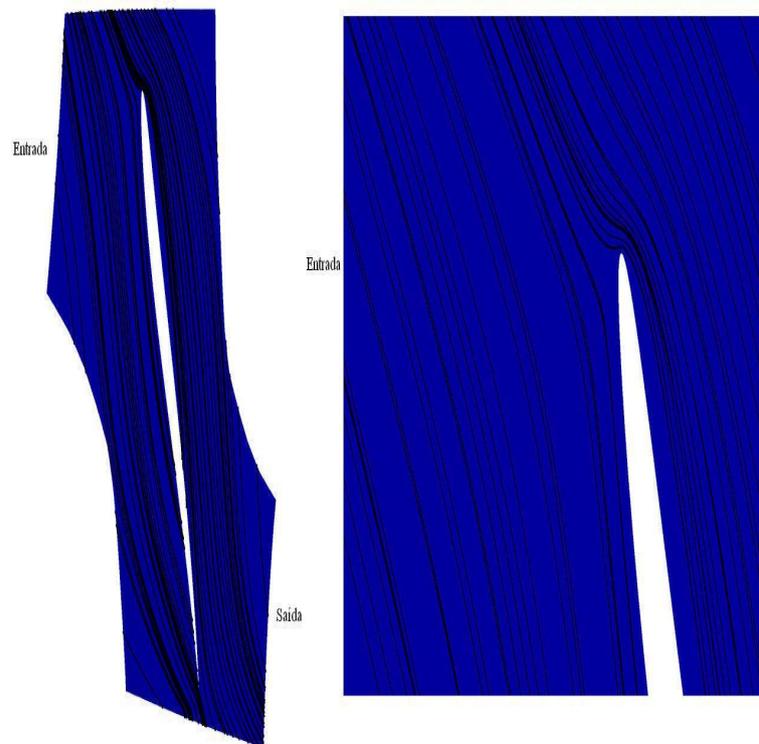


Figura 4.45: Linhas de corrente na seção média - detalhe da visualização próxima à pá.

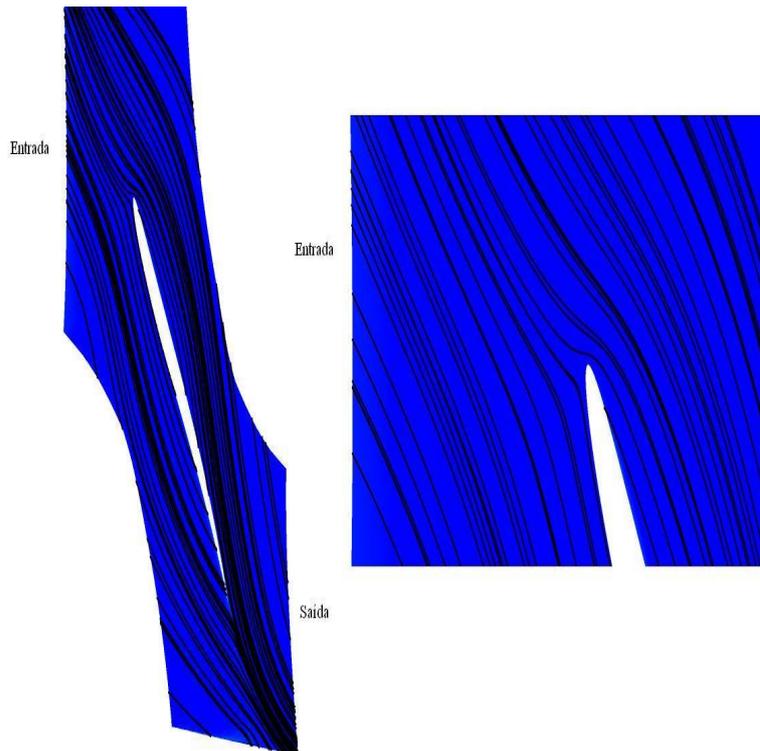


Figura 4.46: Linhas de corrente na seção próxima à carcaça - detalhe da visualização próxima à pá.

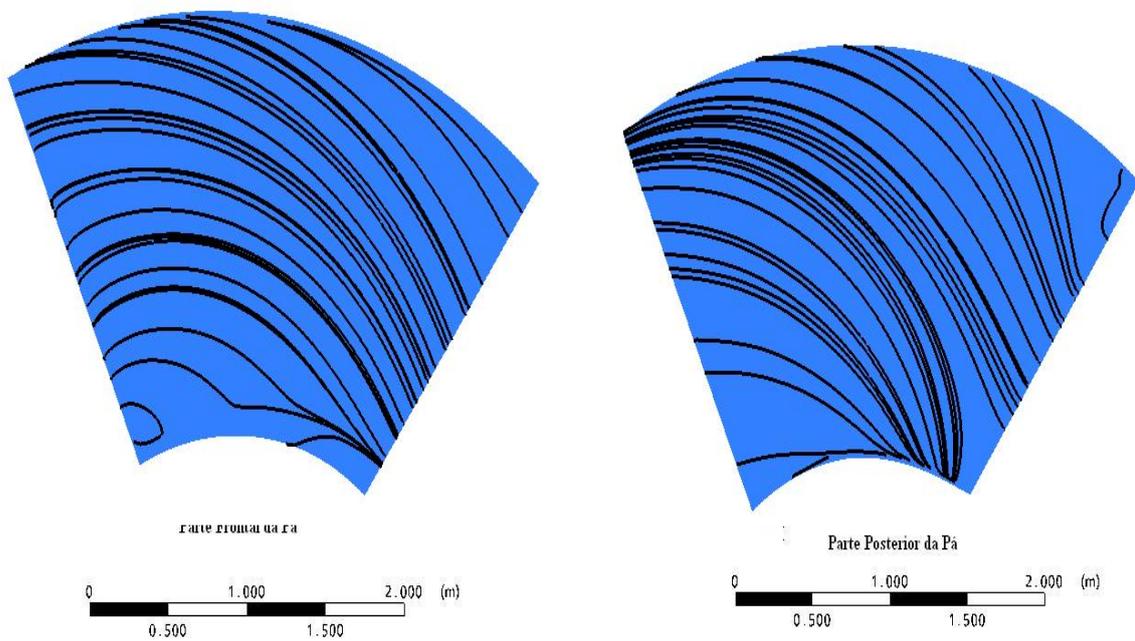


Figura 4.47: Linhas de cisalhamento na pá otimizada da turbina bulbo.

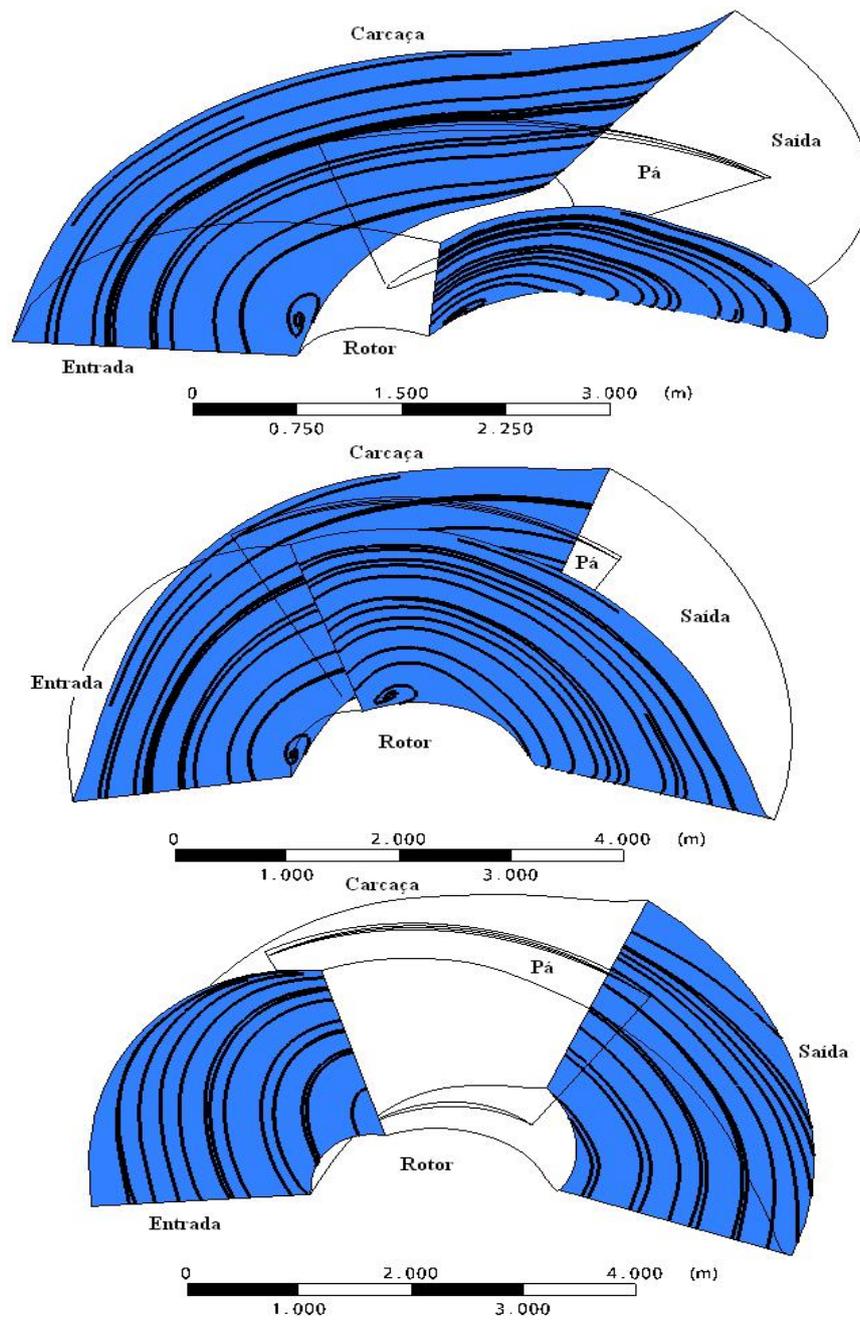


Figura 4.48: Linhas de cisalhamento no canal entre pás da turbina bulbo.

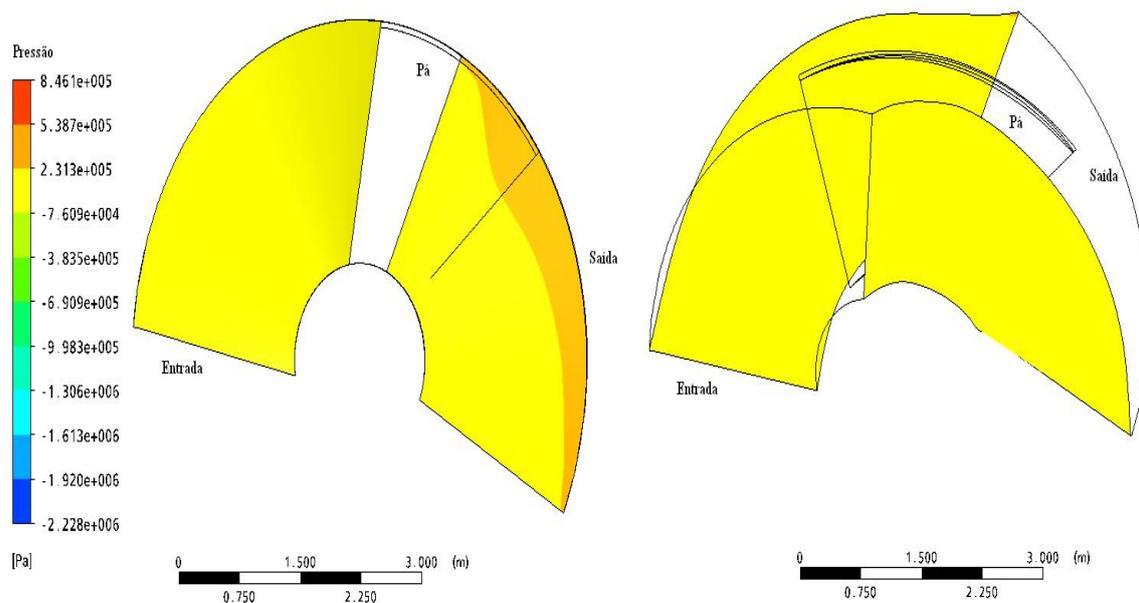


Figura 4.49: Campo de pressão com detalhe na entrada, saída e laterais.

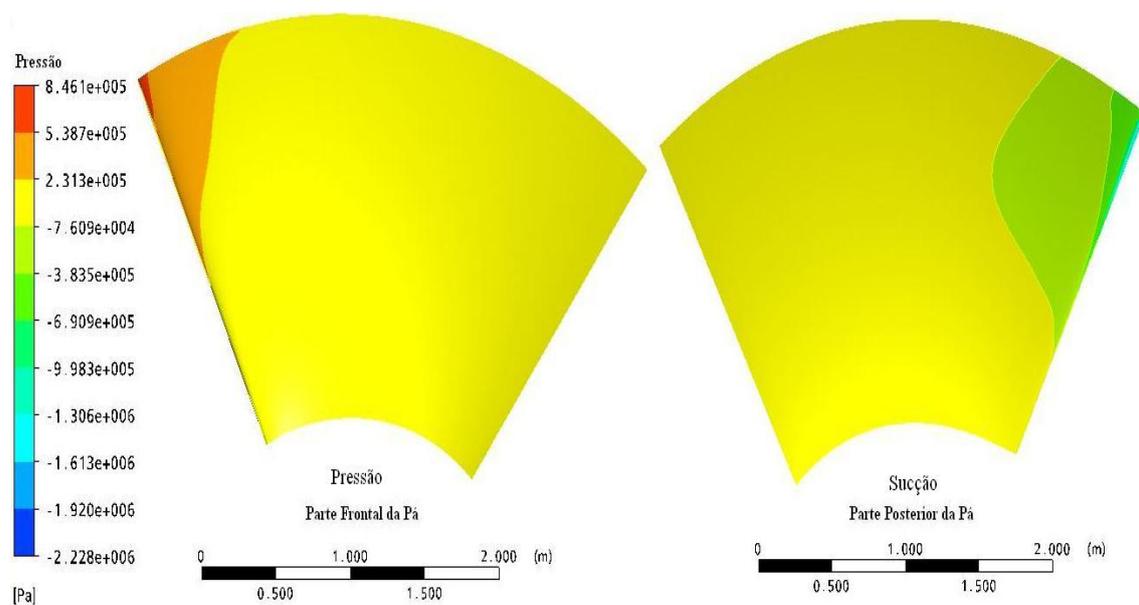


Figura 4.50: Campo de pressão sobre a pá otimizada da turbina bulbo - vista frontal e posterior.

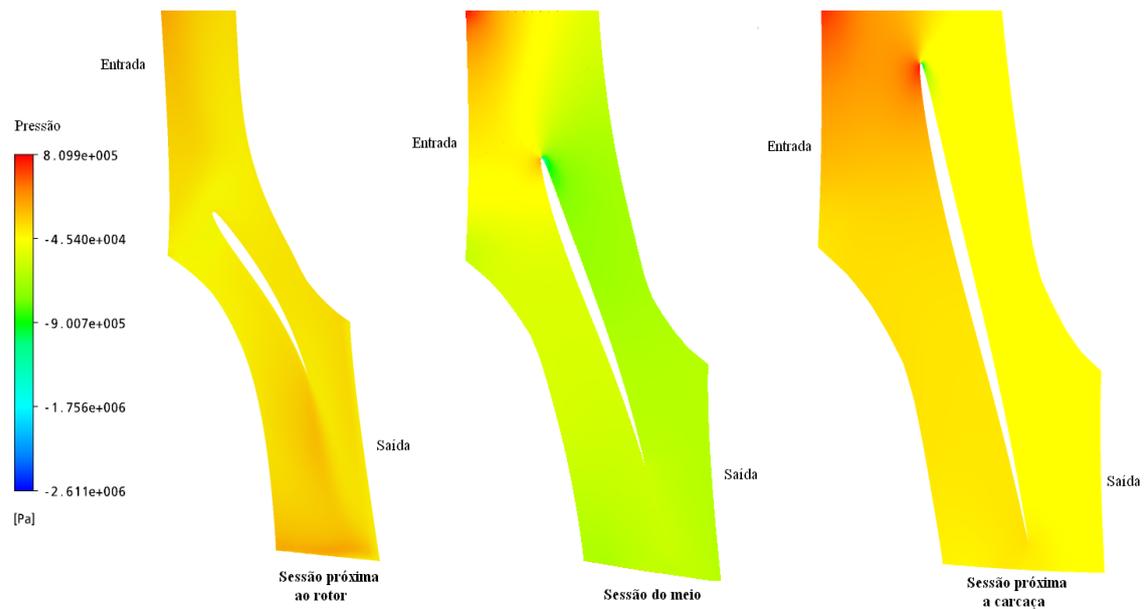


Figura 4.51: Campo de pressão com detalhe próximo à pá.

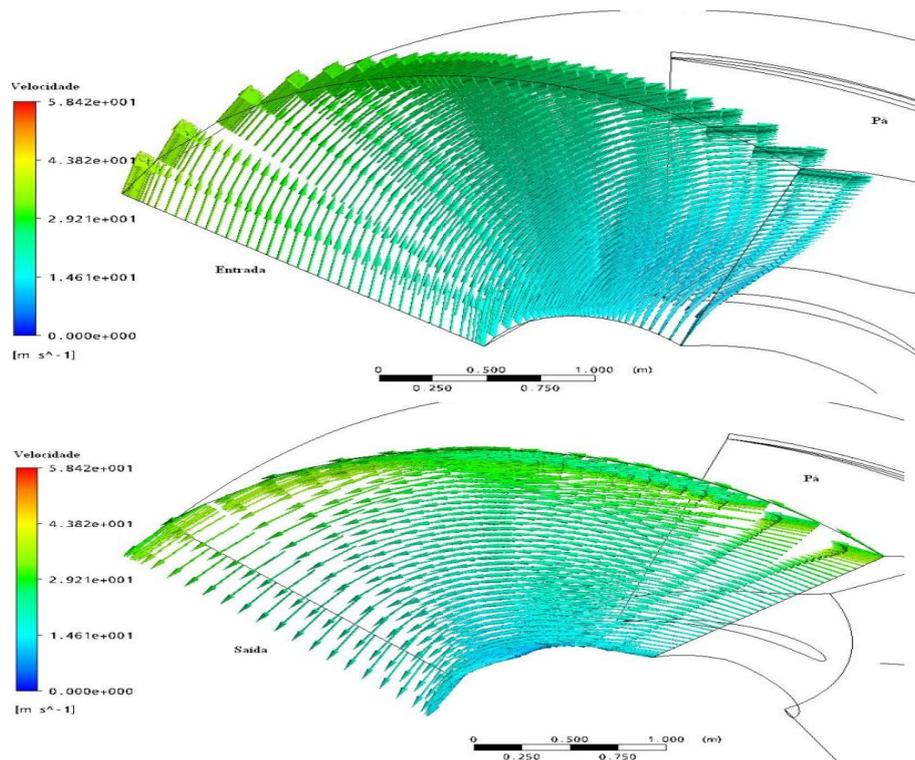


Figura 4.52: Vetor velocidade - detalhes da entrada e saída do canal entre pás.

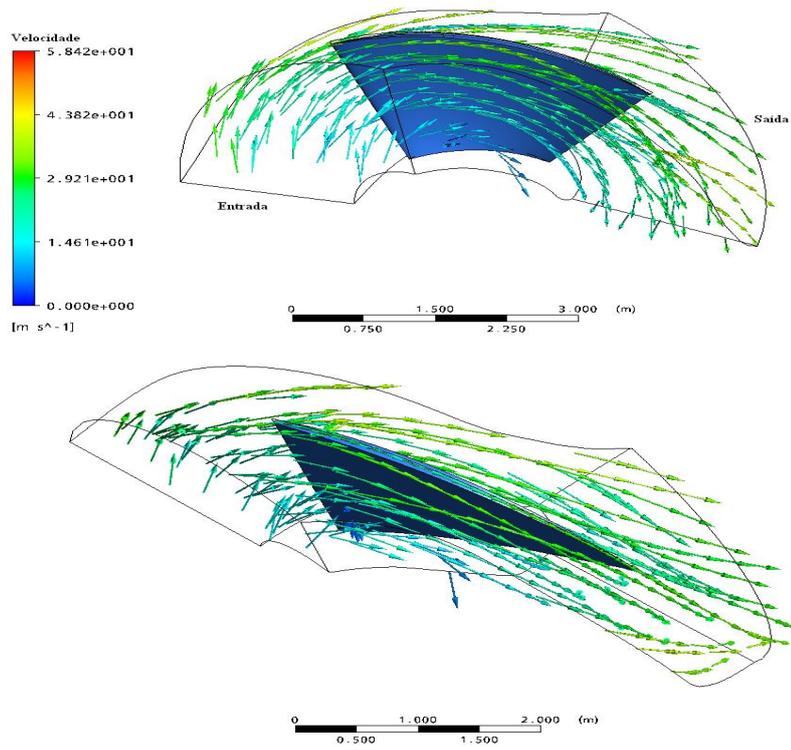


Figura 4.53: Vetor velocidade ao longo do canal ente pás.

5 CONCLUSÃO

O presente trabalho apresentou o estudo de uma metodologia híbrida de otimização (de forma) aplicada às pás do rotor de turbinas hidráulicas axiais, mais especificamente de uma turbina hidrocínética e uma turbina bulbo. Isto é, a determinação da relação ótima dos ângulos do bordo de ataque, de fuga e corda de cada uma dos perfis que compõem essas pás, para determinadas condições de escoamento e funcionamento impostos, de forma a aumentar a eficiência de tais turbinas.

Para tanto, o primeiro passo tomado foi a aplicação de uma metodologia de parametrização geométrica e simulação numérica, visando uma análise do problema desde a descrição de sua geometria e geração de malha, até a visualização do comportamento do escoamento posteriormente. Algumas metodologias de parametrização como a parametrização por curvas de Bézier, NURBS e a baseada na teoria de turbinas hidráulicas axiais foram apresentadas. Tanto a parametrização por curvas de Bézier quanto a NURBS são esquemas de descrição geométrica de alta precisão, utilizados em diversas áreas, mas que, quando aplicadas à representação geométrica dos perfis que formam as pás de um rotor, um esquema especial que consiga definir a geometria do perfil através de características específicas é necessário. Por outro lado, a parametrização baseada na teoria de turbinas hidráulicas axiais não necessita de tais esquemas especiais, uma vez que, a partir de um equacionamento relacionando variáveis de projeto com base na velocidade específica do rotor e no balanço integral de quantidade de movimento nas pás, a geometria total do rotor pode ser definida (para uma dada condição de projeto), com um número de parâmetros suficientes para gerar um espaço de soluções representativo do universo em questão, sem influenciar negativamente no custo computacional aceitável para o processo de otimização, sendo assim, este o processo de parametrização utilizado neste trabalho. Já a simulação numérica foi realizada aplicando-se um pacote comercial de dinâmica dos fluidos computacional, ANSYS CFX-11, com o objetivo de avaliar qualitativamente as geometrias geradas, através da obtenção dos rendimentos hidráulicos das turbinas, além da visualização do escoamento no rotor. Este módulo de simulação numérica foi implementado através de linhas de comando (*batch mode*), sem iteração humana de forma a facilitar o acoplamento deste com o módulo de otimização.

Posteriormente, uma metodologia de otimização híbrida foi implementada (híbrido

AG-PSO). Esta metodologia foi baseada na junção de duas técnicas provenientes da computação evolutiva, ou seja, técnicas baseadas em mecanismos evolutivos encontrados na natureza, conhecidas como algoritmos genéticos (AG) e otimização por enxame de partículas (PSO). Essa hibridização, ou junção de técnicas, teve como principal objetivo um melhor aproveitamento do poder de otimização de ambas as metodologias, resultando em um processo mais robusto e eficaz. Assim, no processo de otimização, a metade da população a qual possuía os melhores valores de *fitness* (as melhores soluções para o problema até esse determinado ponto) participaram dos processos de cruzamento e mutação (algoritmo genético), enquanto que o restante dessa população (piores soluções até o momento) eram encaminhadas para o módulo do PSO, sendo orientados para as regiões do espaço mais próximas ao melhor indivíduo global. O que demonstrou uma melhora no número de gerações necessárias para se atingir a convergência além de uma melhora no tempo de processamento requerido no processo de otimização.

Assim, a fim de se avaliar o real desempenho da metodologia híbrida AG-PSO, esta foi aplicada à otimização das pás de uma turbina hidrocínética e esse resultado foi comparado aos resultados de outras duas metodologias de otimização (AG com um modelo matemático integral e AG com o módulo ANSYS CFX-11). Essas três metodologias foram aplicadas à otimização das pás da turbina hidrocínética Geração 2, desenvolvida pelo Laboratório de Energia e Ambiente do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Brasília, para um mesmo ponto de funcionamento, demonstrando um melhor desempenho da metodologia híbrida AG-PSO tanto em relação à potência nominal gerada por este rotor otimizado, quanto para o tempo de processamento requerido e número de gerações necessárias para que o melhor indivíduo fosse encontrado.

Após a comprovação do bom desempenho do algoritmo híbrido AG-PSO, este foi submetido a um processo de análise de sensibilidade a fim de se determinar os melhores valores a serem adotados para os parâmetros de configuração deste algoritmo, além de um estudo a respeito da influência de cada um destes parâmetros no funcionamento de tal algoritmo. Assim, foi analisado como a variação do tamanho da população, probabilidade de mutação e elitismo, coeficientes de aceleração, peso de inércia e divisão da população entre o módulo AG e PSO influenciam na capacidade de otimização desse algoritmo. Após estes testes, foi possível concluir que o melhor comportamento do híbrido AG-PSO se deu para uma população com tamanho mediano, de forma a manter um equilíbrio entre o número de indivíduos e o esforço computacional requerido, uma probabilidade de mutação e elitismo com valores mais baixos, ou seja,

quando não foi introduzida uma grande aleatoriedade no processo de otimização nem uma preservação muito elevada dos melhores indivíduos em cada geração. Já para o módulo PSO o melhor comportamento se apresentou quando os coeficientes de aceleração foram mantidos com valores medianos e iguais, equilibrando a forma de seguir para os espaços de busca do melhor indivíduo global, um coeficiente de inércia também com valor mediano, de forma a equilibrar a busca global e local, além de uma divisão igual em relação aos indivíduos computados pelo módulo PSO e módulo AG (50% dos indivíduos para o AG e 50% do indivíduos para o PSO).

Por fim, com a determinação da melhor configuração para o algoritmo híbrido AG-PSO, este foi aplicado à otimização das pás do rotor de uma turbina bulbo, a fim de se analisar o comportamento desse algoritmo considerando condições de operações mais próximas às encontradas na turbinas hidráulicas axiais. Foi otimizada então uma turbina bulbo cujos dados foram baseados no pré-projeto do Complexo Hidrelétrico de Belo Monte fornecidos pela ELETRONORTE S/A, conseguindo encontrar uma configuração de pá capaz de fornecer um rendimento de 92%. Ou seja, a partir de informações básicas de projeto o algoritmo híbrido AG-PSO foi capaz de encontrar um relação dos ângulos de bordo de ataque, bordo de fuga e corda de cada um dos seis perfis compondo essa pá, formando um rotor com rendimento de 92%, para uma dada condição de funcionamento, demonstrando a capacidade de tal metodologia de ser aplicada de forma a reduzir tanto custos de tempo como financeiros no projeto de pás de rotores axiais. Além disso, as novas geometrias oriundas desse processo de otimização, tanto para a turbina bulbo quanto para a turbina hidrocínética, foram simuladas numericamente através do software ANSYS CFX-11, levando em consideração a análise das linhas de corrente, linhas de cisalhamento, vetores velocidade e distribuição de pressão nessas pás representando o bom comportamento do escoamento em relação a tais geometrias, demonstrando a viabilidade do uso dessa metodologia híbrida para a otimização de pás de turbinas hidráulicas axiais, atingindo os objetivos propostos para essa tese.

Como continuação desse trabalho, propõem-se como trabalhos futuros:

- Estudos experimentais dos modelos desenvolvidos a partir da otimização híbrida AG-PSO, com protótipos em tamanho real;
- Estudo da aplicação de outras metodologias de parametrização;
- Aplicação do algoritmo híbrido AG-PSO em um cluster de forma a aumentar o poder de processamento deste algoritmo;

- Estudo da junção de outras técnicas de otimização.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Moinho C. A. A. (2006). "Metodologia para Projeto Inverso de Aerofólios em Grades de Turbomáquinas Via Otimização por Busca Aleatória Controlada". Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Itajubá. Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica.
- [2] Funchal P. H. Z. (2008). "A contabilidade das Externalidades como Instrumento para a Avaliação de Subsídios: o Caso das PCHs no Contexto do Proinfra". Programa Interunidades Pós-Graduação em Energia - PIPGE. Universidade de São Paulo.
- [3] Marjavaara B. D., (2006). "CFD Driven Optimization of Hydraulic Turbine Draft Tubes using Surrogate Models". Tese de Doutorado. Lulea University of Technology. 2006:4I. ISSN:I402-I544. ISRN: LTU-DT-06/4I-SE.F.
- [4] Finnemore, E.J. and Franzini, J.B. (2002) "Fluid Mechanics with. Engineering Applications", International Edition, McGraw-Hill Book.
- [5] López, L. F., (2006). "Surface Parameterization and Optimum Design Methodology for Hydraulic Turbines", Thèse, École Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- [6] Flores J. G., Hernandez J. A., Urquiza G., (2006). "Numerical Optimization of the Hydraulic Turbine Runner Blades Applying Neural Networks". UAEM. Cuernavaca, Morelos, Mexico.
- [7] Shingai K., Katayama K., Shimmei K.,(2006). "Optimization of the Axial Turbine Runner Blade Using a Simulated Annealing Algorithm". 23 IAHR Symposium. Yokohama.
- [8] Mengistu T., Ghaly W., (2007). "Aerodynamic optimization of turbomachinery blades using evolutionary methods and ANN-bases surrogate models". Optim. Eng. (2008) 9: 239-255. Springer Science.

- [9] Harvey S. A., DAWES W. N. and GALLIMORE S. J. (2003), "An Automatic Design Optimization System for Axial Compressors Part I: Software Development". Proceedings of ASME Turbo Expo 2003: Power for Land, Sea, and Air. June 16-19, 2003, Atlanta, Georgia, USA.
- [10] Yang W, Wu Y, Liu S (2011) An Optimization method on runner blades in bulb turbine based on CFD analysis. Science China Technological Sciences. Vol. 54. No.2:338-344. doi: 10.1007/s11431-010-4261-4.
- [11] Pierret S. (2005). "Multi-objective and Multi-Disciplinary Optimization of Three-dimensional Turbomachinery Blades". 6^oWorld Congresses of Structural and Multidisciplinary Optimization. Rio de Janeiro, 30 May - 03 June 2005. Brazil.
- [12] Harinck J. (2004). "Genetic Algorithm for Radial Turbomachinery Design Optimization". Delft University of Technology. Section Energy Technology. Faculty of Mechanical Engineering. Delft-Netherlands.
- [13] Swiderski J., Martin J. N., Norrena R. (2001). "Automated runner blade design optimization process based on CFD verification". Waterpower XII, Salt lake City.
- [14] Busea C., Jianu S. (2004). "Optimization of Axial Hydraulic Turbines Runner Blades using Hydrodynamic Simulation Techniques". International Conference on Hydraulic Machinery and hydrodynamics. Timisoara, Romania, October 21-22.
- [15] Camacho R. G. R., Peres E. P. (2010). "Optimization of Runner Axial Hydraulics Turbine". 2nd International Conference on Engineering Optimization. September 6-9, 2010, Lisbon, Portugal.
- [16] Thum S., Schilling R. (2005). "Optimization of Hydraulic Machinery Bladings by Multilevel CFD Techniques". International Journal of Rotating Machinery 2005:2, 161-167.
- [17] Kennedy J., Eberhart R.C., (1995). "Particle swarm optimization", in: Proc. IEEE Int'l Conf. Neural Networks, Piscataway, NJ, USA, pp. 1942-1948.
- [18] Mouser C. R., Dunn S. A., (2005). "Comparing genetic algorithm and particle swarm optimization for an inverse problem exercise". ANZIAM J. 46 (E) ppC89-C101.
- [19] Panda S., Padhy N.P., (2007). "Comparison of Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm for TCSC-based Controller Design". International Journal of Computer Science and Engineering 1;1.

- [20] Fang H., Chen L., Wang W. (2008). "Comparison of PSO algorithm and its variants to optimal parameters of PID controller". College of Electrical Engineering, Hohai University. Nanjing - China.
- [21] J-zhong B., Ai-gou X., Xin-hua Y., Li-kun Z., (2010). "Simulation Model of Hydraulic Turbine Speed Control System and Its Parameters Identification Based on Resilient Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm". Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), Asia-Pacific.
- [22] Li C., Zhou J., (2010). "Parameters identification of hydraulic turbine governing system using improved gravitational search algorithm". "College of Hydroelectric Digitization Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China.
- [23] Tsalicoglou I., Phillipsen B., (2010). "Design of Radial Turbine Meridional Profiles using Particle Swarm Optimization". 2nd International Conference on Engineering Optimization. September 6 - 9, 2010, Lisbon, Portugal.
- [24] Goldberg D.E., (1994). "Genetic and Evolutionary Algorithms Come of Age". Communication of the ACM. 37:3, 113-119.
- [25] Waintraub M. (2009). "Algoritmos Paralelos de Otimização por Enxame de Partículas em Problemas Nucleares". Tese de doutorado. Programa de Pós-graduação em Engenharia Nuclear. COPPE.
- [26] Oyama, A., Fujii, K., Shimoyama, K. e Liou, M.-S. (2005), "Pareto-Optimality-Based Constraint-Handling Technique and Its Application to Compressor Design", 17th AIAA CFD Conference, paper AIAA2005-4983.
- [27] Sousa B. S. (2008). "Projeto de Perfis Aerodinâmicos Utilizando Técnicas de Otimização Mono e Multiobjetivos". Dissertação de Mestrado. Instituto de Engenharia Mecânica. Universidade Federal de Itajubá.
- [28] Rogalsky, T., Derksen, R., Kocabiyc, S. (1999), "An Aerodynamic Design Technique for Optimizing Fan Blade Spacing", Proceedings of 7th Annual Conference of the Computational Fluid Dynamics Society of Canada, Halifax, Canada, Maio de 1999.
- [29] Désidéri, J., Abou el Majd, B., Janka, A. (2004), "Nested and Self-Adaptive Bezier Parameterizations for Shape Optimization", Proceedings of International Conference on Control, Partial Differential Equations and Scientific Computing, Beijing, Setembro de 2004.

- [30] Pehlivanoglu, V., Hacıoglu, A. (2006), "Inverse Design of 2-D Airfoil Via Vibrational Genetic Algorithm", Journal of Aeronautics and Space Technologies, vol. 2, no. 4, pp. 7-14.
- [31] Manzanares Filho, N., Sousa, B. S., Camacho, R. G. R., Albuquerque, R. B. F., Jorge, A. B. (2007), "Airfoil Shape Optimization Using A Controlled Random Search Algorithm", Proceedings of 19th COBEM, Brasília, Novembro de 2007. COBEM2007-2028.
- [32] Ribeiro Filho E. M., (2006). "Manipulação Direta de Curvas". Laboratório de Ciências Matemáticas. Centro de Ciência e Tecnologia. Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro.
- [33] Reis C. J. B. (2010). "Metodologia para Projeto Inverso Robusto de Perfis Aerodinâmicos e Grades de Turbomáquinas". Dissertação de Mestrado. Instituto de Engenharia Mecânica. Universidade Federal de Itajubá.
- [34] Manual de Referência ANSYS CFX-11.
- [35] Lakshminarayana, B. 1995 Fluid Dynamics and Heat Transfer of Turbomachinery. Published by John Wiley and Sons, Inc.
- [36] Batchelor G. K., (1983), "An Introduction to Fluid Dynamics", Cambridge University Press.
- [37] Franca, L. P., Haukeb, G., e Masud, A. (2006). "Revisiting stabilized finite element methods for the advective - diffusive equation. Computational Methods in Applied Mechanics and Engineering", 195:1560.
- [38] Spalart, P. R. Strategies for turbulence modelling and simulation. International Journal of Heat and Fluid Flow, 21:252(263, 2000).
- [39] Fontoura-Rodrigues J.L.A, (2003), "Escoamentos turbulentos parietais", In Silveira-Neto, A. e Mansur, S.S, editors, Turbulência, volume 2, páginas 151-199. ABCM.
- [40] Pope S.B., (2006), "Turbulent Flows". Cambridge University Press.
- [41] Vanderplaats, G.N., (1998). "Numerical optimization techniques for engineering design". Colorado Springs: Vanderplaats Research & Development, 2d edition.
- [42] Giles, M.B. (1997). "Aerospace design: a complex task". VKI Lecture course on inverse design. Oxford: Oxford University Computing Laboratory, Report n. 97/07.

- [43] Arora, J.S. (1989). "Introduction to optimum design". MacGraw-Hill Series in Mechanical Engineering.
- [44] Johnson, R.C., (1978). "Mechanical design synthesis - Creative design and optimization". Second Edition. Robert E. Krieger Publishing Company.
- [45] Michalewicz, Z.; Fogel, D.B., (2000). "How to solve it: Modern heuristics". Berlin: Springer-Verlag publishing.
- [46] Pardalos, P.M.; Romeijn, H.E. (ed)., (2001). "Handbook of global optimization". Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- [47] Reklaitis, G.V., Ravindran, A. Ragsdell, K.M., (1983). "Engineering optimization - Methods and applications". New York: John Wiley and Sons.
- [48] Wield, D.J., (1978). "Globally optimal design". New York: John Wiley & Sons.
- [49] Wolpert, D.H.; Macready, W.G.,(1995). "No Free Lunch Theorems for Search", Santa Fe Institute Technical Report, SFI-TR-95-02-010.
- [50] Eldred, M.S., (1998). "Optimization strategies for complex engineering applications". Albuquerque: SANDIA Report, SAND98-0340, UC-705.
- [51] Crain, T.; Bishop, R.H.; Fowler, W. (2000). "Interplanetary flyby mission optimization using a hybrid global-local search method". Journal of Spacecraft and Rockets, v. 37, n. 4, p. 468-474, 2000.
- [52] Souza J., (2008). "Algoritmos Genéticos no processo de Mineração de Dados". UFBA.
- [53] Farmer J. D., Toffoli T., Wolfram S., "Cellular Automata: Proceedings of an Interdisciplinary Workshop at Los Alamos". New Mexico, North-Holland, Amsterdam, March 7-11 1983.
- [54] Goldberg D.E, Holland J.H. (1988). "Genetic algorithms and machine learning: Introduction to the special issue on genetic algorithms". Disponível em <http://www.das.ufsc.br/gia/softcomp/node11.html>. Acessado em: 1 junho de 2010.
- [55] Goldberg, D.E., (1989). "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning". New York: Addison-Wesley Publishing, 1989.

- [56] Yepes I., (2000). "Algoritmos Genéticos (AG's)". Disponível em: <http://www.geocities.com/igoryepes/visualizar2.htm>. Acessado em: 19 de Setembro de 2007.
- [57] Guimarães F. G., Ramalho M. C. (2002). "Implementação de um Algoritmo Genético". Engenharia Elétrica. UFMG.
- [58] Holland, John H., (1975). "Adaptation in Natural and Artificial Systems". Ann Arbor: University of Michigan Press.
- [59] Deb, K. and Beyer, H.G. (2001). "Self-Adaptive Genetic Algorithms with Simulated Binary Crossover". Evolutionary Computation Journal, 9 (2), 197–221.
- [60] Linden, R., (2006). "Algoritmos Genéticos - Uma importante ferramenta da inteligência computacional". Rio de Janeiro.
- [61] Goldberg D. E., Segrest P., (1987). "Finite markov chain analysis of genetic algorithm". Genetic Algorithms and their Applications: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, 1987, 1-8.
- [62] Vose M. D., Liepins G. E., (1991). "Deceptiveness and Genetic Algorithm Dynamics". National Science Foundation.
- [63] Horn, J. (1993). Finite Markov chain analysis of genetic algorithms with niching. In ICGA 5, 110-117.
- [64] Vose M.D. (1993). "Modeling simple genetic algorithm". In D. Whitley (Ed.), Foundations of genetic genetic algorithms II. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann.
- [65] Whitley D., (1993). "A genetic algorithm tutorial". Colorado: Department of Computer Science, Colorado university, 1993. (Technical Report CS-93-103).
- [66] Mitchel M. (1998). "An introduction to Genetic Algorithms". A Bradford Book The MIT Press. Cambridge, Massachusetts, London-England.
- [67] Leite, P. T. (1999). "Um algoritmo genético para o planejamento de sistemas hidroelétricos", Dissertação de mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos.
- [68] Silva W. A., (2005). "Otimização de parâmetros da gestão baseada em atividades aplicada em uma célula de manufatura". Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - UNIFEI - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG.
- [69] Corrêa, E. (2000). "Algoritmos Genéticos e Busca Tabu Aplicados ao Problema das PMedianas". Dissertação de M.Sc., Universidade Federal do Paraná.

- [70] Holland J. H., (1962). "Outline for a logical theory of adaptative systems", L. Assoc. Comput. Mach., vol.3, pp 297-314.
- [71] Herrera, F.; Verdegay J.L., (1995). "Tuning Fuzzy Logic Controllers by Genetic Algorithm". International journal of Approximate reasoning, 12, pp. 299-315.
- [72] Rahmat-Samii Y., Michielssen E., (1999). "Electromagnetic Optimization by Genetic Algorithms". John Wiley & Sons.
- [73] Sivanandam S.N.; Deepa S. N. 2008. Introduction to genetic algorithms. Springer.
- [74] Bäck, T. (1994). "Selective Pressure in Evolutionary Algorithms: a characterization of selection mechanisms", Relatório Técnico, Dept. of Computer Science, University of Dortmund, Alemanha.
- [75] Mognon V. R., (2004). "Algoritmos Genéticos Aplicados na Otimização de Antenas", UFPR, Dissertação de Mestrado.
- [76] Sirinvas M., Patnaik L. M., (1994). "Adaptative Probabilities of Crossover and Mutation in Genetic Algorithms". IEEE - Transactions on Systems, Mans and Cybernetics, V. 24, n. 4, p. 656-667.
- [77] Osman H., Georgy M., Ibrahim, M. (2003). A Hybrid CAD-based Construction Site Layout Planning System using Genetic Algorithm. Journal of Automation in Construction, Vol. 12, 749-764.
- [78] Medeiros J. A. C. C, (2005). "Enxame de Partículas como Ferramenta de Otimização em Problemas Complexos de Engenharia Nuclear". Tese de Doutorado.
- [79] Prado J.R., Saramago S. F. P. (2005). "Otimização por Colônias de Partículas". FAMAT em Revista. Número 04. Abril de 2005.
- [80] Ratnaweera A., Halgamuge S.K., Watson H.C. (2004). "Self-organized hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. IEEE Transactions on Evolutionary Computation.
- [81] Swagatam D., Ajith A., Amit K., (2007). "Particle Swarm Optimization and Differential Evolution Algorithms: Technical Analysis, Applications and Hybridization Perspectives". Dept. of Eletronics and Telecommunication Engineering, Jadavpur University, Kolkata, India, 2007.
- [82] Shi Y., Eberhart R.C., (1998). "A modified particle swarm optimizer", In Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, pp. 69-73.

- [83] Corne D., Dorigo M., Glover F. (1999). "New Ideas In Optimization". McGraw Hill.
- [84] Uysal O., Bulkan S. (2008). "Comparison of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for Bicriteria Permutation Flowshop Scheduling Problem". International Journal of Computational Intelligence Research.
- [85] Caraciolo M. P., (2008). "Multi-Ring: Uma nova topologia para otimização por enxame de partículas (PSO)". Escola Politécnica de Pernambuco. Departamento de Sistemas e Computação.
- [86] Kao Y., Zahara E., (2007). "A hybrid genetic algorithm and particle swarm optimization for multimodal functions". Science Direct. Applied Soft Computing 8 (2008) 849-957.
- [87] Yang S., Huang R., Shi H. (2006). "Mobile Agent Routing Based on a Two-Stage Optimization Model and a Hybrid Evolutionary Algorithm in Wireless Sensor Networks". School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an - Shaanxi, China.
- [88] Juang C. (2004). "A Hybrid of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for Recurrent Network Design". IEEE Transaction on Systems, Cybernetics, Vol. 34, No. 2.
- [89] Chaparro B.M., Thuilier S., Menezes L.F., Manach P.Y., Fernandes J.V., (2008), "Material parameters identification: Gradient-based, genetic and hybrid optimization algorithms", Computational Materials Science, Vol. 44, p.339-346.
- [90] Stahlschmidt J., Vaz M., Vaz Jr. M., Munoz-Rojas P. A., Cardoso E.L., (2011), "Uma Estratégia Numérico-Experimental para a Determinação de Parâmetros Materiais", 6th Brazilian Conference on Manufacturing Engineering.
- [91] Rodrigues A.P.S.P., Brasil Junior A.C.P.,(2008). "Simulação e Otimização de Turbinas Hidrocinéticas". V Congresso Nacional de Engenharia Mecânica. Salvador-Bahia-Brasil.
- [92] Langston L., (2001), "Secondary flows in axial turbines - a review", Annals of NYAS 934, 11-26.
- [93] Ueda, T. (1982), "Improvement of Hydraulic Turbine Efficiency", Fuji Electric Review, Vol. 28, No. 2, pp. 34-40.

- [94] Paish O., (2002). "Small hydro power: technology and current status, Renewable and Sustainable Energy Reviews".
- [95] Tiago-Filho G.L., (2003). "The state of art of Hydrokinetic power in Brazil. Innovative small Hydro Technologies", Buffalo, New York USA.
- [96] Betz, A. (1926), Wind Energy und ihre Ausnutzung durch Windmuehlen.
- [97] Nascimento M.V.G., Vieira L.S.R., Araújo M.R.O.P., Sá A.L., Pinheiro C.J.C., Costa S. F., Domingues P.C., Sadi J.C., Freire A.P.S., Almeida S.C.A., Nascimento J.A.S., Pedro, C.W.M. and Morita M.M., (1997). "Implantação de Sistemas de Geração Alternativa na Região Norte", Grupo de Estudo de Produção Térmica e Fontes Não Convencionais (GPT), Belém, Brasil.
- [98] Kirke B., (2003). "Developments in ducted water current turbines". School of Engineering, Griffith university, Austrália.
- [99] Brasil-Junior, A. C. P., Salomon, L. B. R., Van-Els, R. and Ferreira, W. O., (2006). "A new conception of hydrokinetic turbine for isolated communities in amazon", in 'Proc. of CONEM 2006'.
- [100] Van-Els, R., Campos, C. O., Henriques, A. M. D. and Balduino, L. F., (2003). "Hydrokinetic propeller type turbine for the electrification of isolated householders or communityand social end-users", in 'Proc. of 17th Congress of Mech.Eng.'.
- [101] Oliveira T.F. and Souza F.M., (2006). "Estudo Experimental de um Modelo Reduzido de Turbina Hidrocinética", Projeto Final, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil.
- [102] Lula F.A.C.M., Brasil A.C.P.J., Salomon L.B.R., Noguera R. and Guad P.M., (2006). "Experimental Study of a New Design of Hydrokinetic Turbine". IV Congresso nacional de Engenharia Mecânica, Recife, Brasil.
- [103] Burton T., Sharpe D., Jenkins N. and Bossanyi E., (2001). "Wind Energy Handbook", John Wiley & Sons, LTD., 615 p.
- [104] Brasil A. C. P., Salomon L. R. B., (2006). "A Contribution for the Hydrodynamical Design and Analysis of Hydrokinetic Axial Turbines", 11 Brazilian Congress of Thermal Sciences and Engineering- ENCIT.
- [105] Mesquita, A. L. A., Serra, C. M. V. & Cruz, D. O. A. (1999), "A simplified method for axial-flow turbomachinery design", Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering 21, 61-70.

- [106] Kováts A., Desmur G., (1962). "Pompes, ventilateurs, compresseurs, centrifuges et axiaux". Paris, Dunod, 1962. 2. ed.
- [107] François, O., Lavergne, C. (2001). "Design of Evolutionary Algorithms - A Statistical Perspective". IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 5, n. 2, 129-148.
- [108] Czarn, A., MacNish, C., Vijayan, K., Turlach, B. e Gupta, R. (2004), "Statistical Exploratory Analysis of Genetic Algorithms", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 8, n. 4, 405-421.
- [109] Petrovski, A., Brownlee, A. e McCall, J. (2005), "Statistical optimisation and tuning of GA factors", IEEE Congress on Evolutionary Computation, vols. 1-3, 758-764.
- [110] Smit, S. K. e Eiben, A. E. (2009), "Comparing Parameter Tuning Methods for Evolutionary Algorithms", IEEE Congress on Evolutionary Computation, vols. 1-5, 399-406.
- [111] Kennedy J., (1997), "The particle swarm: social adaptation of knowledge", In: IEEE Interbational Conference on Evolutionary Computation, [S.I.:s.η], p.303-308.

APÊNDICES

A - GERAÇÃO DO DOMÍNIO E MALHA NO ANSYS TURBOGRID

Para a geração do domínio de cálculo, canal entre pás do rotor, e geração de malha deste, utilizou-se o código comercial ANSYS TurboGrid. Para tanto, os seguintes passos foram realizados:

1. Primeiramente, realizou-se a importação de três arquivos (.curve) que descrevem a geometria do rotor. Tais arquivos irão definir o caminho do escoamento e a geometria das pás, sendo descritos como:
 - Arquivo de geometria da pá: contém os pontos que definem os perfis em cada estação radial definidos no sistema de coordenadas cartesiano ou cilíndrica. Este arquivo possui o formato ASCII e um mínimo de dois perfis são necessários, sendo um sobre a superfície do cubo e outro sobre a superfície da carcaça;
 - Arquivo de geometria do cubo: contém os pontos da curva do cubo da máquina, em coordenadas cartesianas ou cilíndricas. Tais pontos devem ser descritos no sentido da montante a jusante do escoamento, devendo definir a seção meridiana para o domínio de cálculo. Também em formato ASCII;
 - Arquivo de geometria da carcaça: contém os pontos da curva da carcaça da máquina, em coordenadas cartesianas ou cilíndricas. Assim como no arquivo de geometria do cubo, as coordenada devem ser direcionadas da montante a jusante do escoamento, definindo a seção meridional para o domínio do cálculo. Também em formato ASCII.

Após a importação de tais arquivos o domínio de cálculo foi gerado, como mostra a figura A.1.

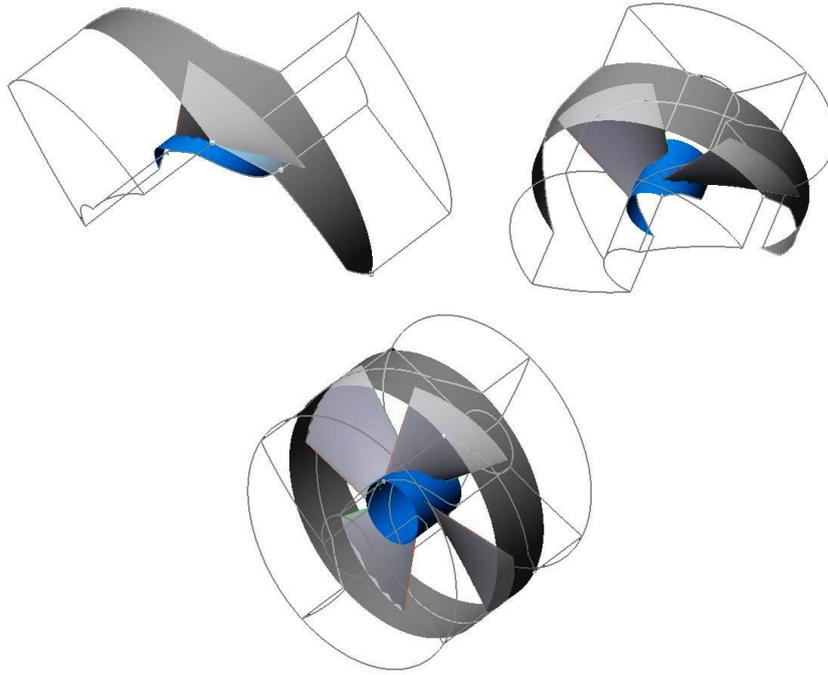


Figura A.1: Geração do domínio (TurboGrid).

2. Posteriormente, a geração de malha foi realizada através dos seguintes passos:
 - Definição da topologia. A topologia é definida como sendo uma estrutura de blocos que atua como um *framework* no posicionamento dos elementos da malha (Manual de referência do CFX, 2007). Neste trabalho, a topologia utilizada foi *H/J/C/L – Grid*;
 - Geração da malha utilizando a topologia escolhida acima. Esta malha irá servir com entrada para o módulo de pré-processamento.
3. No pré-processamento foram impostas as condições de contorno, tabela A.1, (entrada, saída, parede, etc.), figura A.2:

Tabela A.1: Parâmetros do módulo CFD (ANSYS CFX-11) de simulação numérica

Variável	Valor
Entrada	velocidade de corrente livre, $V = 2m/s$;
Saída	Pressão de referência
Carcaça (<i>shroud</i>)	<i>counter rotating wall</i>
Critério de convergência	Resíduo máximo de 10^{-4}

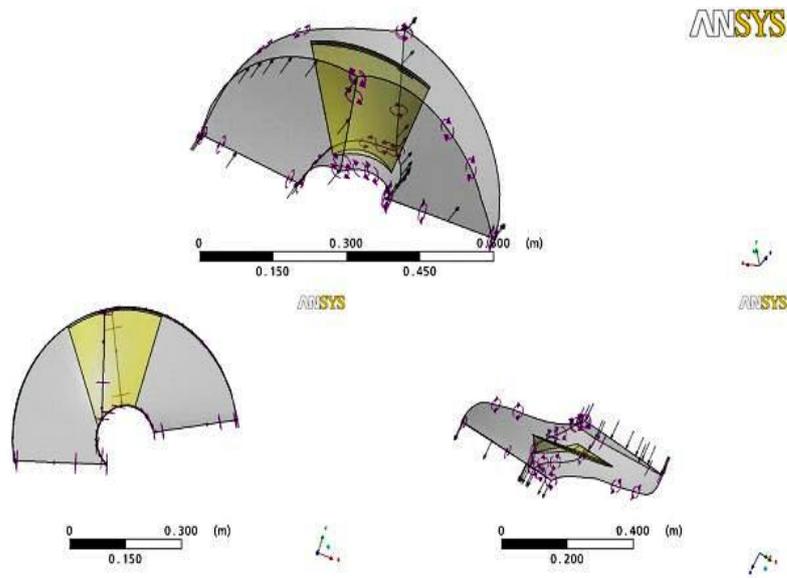


Figura A.2: Pré-processamento.

4. Na fase de processamento (*solver*) as equações de Navier-Stokes são resolvidas, permitindo o acompanhamento do processo de convergência do problema (vide capítulo 2);
5. Finalmente, no pós-processamento é possível se obter a visualização do escoamento, valores de forças e coeficientes, além dos campos das propriedades.

B - TURBINA HIDROcinÉTICA

A turbina hidrocínética, ou hidroturbina de águas corrente, pode ser descrita como uma máquina hidráulica a qual é capaz de converter a energia cinética dos rios, correntes marinhas, ou até mesmo de maré, em energia elétrica. Sendo que seu grande diferencial reside no fato da mesma poder ser considerada uma alternativa sustentável para geração de energia elétrica.

Ao contrário das turbinas hidráulicas de grande porte, as quais necessitam de represas, lagos artificial e outras infra-estruturas associadas ao armazenamento e controle do potencial hídrico, estes sistemas hidrocínicos de pequeno porte são capazes de converter a energia cinética das águas em movimento diretamente, sem interromper seu curso natural.

A exploração de pequenas máquinas hidrocínicas não é definitivamente um novo conceito, foi investigado pela universidade do Reino Unido em 1979, no Canadá e na Austrália no mesmo tempo. Sendo utilizadas na África em pequenas escalas nos anos 80. Porém, uma re-visitação desta tecnologia no momento atual pode significar uma excelente alternativa para a geração de eletricidade de forma sustentável ([94]).

Esta tecnologia, no entanto, possui a necessidade de ser robusta e satisfatória para condições extremamente severas, como as encontradas em comunidades remotas, considerando um funcionamento sem interrupção de vários anos e com uma manutenção mínima, sendo capaz de prover uma potência elétrica da ordem de $2kW$ ([95]).

Comparando-se os sistemas que utilizam a energia da correnteza dos rios a sistemas com represamento, verifica-se que os primeiros possuem uma eficiência menor, uma vez que, estão sujeitos ao chamado limites de Betz ([96]), que define como 59.3% o limite máximo da energia cinética incidente que pode ser convertida em potência elétrica. No entanto, esta limitação não os desqualifica como uma alternativa para geração de pequenos blocos de energia ([97]), já que este possui como principais vantagens:

- Barateamento dos custos relativos aos trabalhos civis de construção;

- Eliminação de distúrbios no ecossistema;
- Exploração de uma gama maior de lugares, necessitando apenas de um fluxo de água freqüente e constante.

No entanto, alguns problemas potenciais não podem ser desconsiderados, como:

- Necessidade de uma boa ancoragem, devido às forças de arrasto do conjunto da turbina;
- Crescimento de algas nas pás, reduzindo sua eficiência;
- Corrosão da máquina;
- Danos por tempestade;
- Possível perigo oferecido a embarcações e banhistas em certas áreas.

Porém, tais problemas podem ser superados, dado o conhecimento adquirido durante séculos de experiência com rotores de navios e plataformas de petróleo ([98]).

O sistema de potência hidrocínética, com baixos impactos ambientais, representa uma ótima fonte de geração de energia para pequenas comunidades isoladas que se localizam as margens de rios, principalmente em países em desenvolvimento ([99]). Devido a existência de vastas distâncias entre as comunidades, e também o fato destas regiões serem inóspitas, como por exemplo, as que se localizam na Floresta Amazônica.

No Brasil a experiência de maior sucesso na geração de energia elétrica através de turbinas hidrocínética é associada ao Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Brasília-UnB, com um grupo de estudo e desenvolvimento de turbinas axiais ([100]).

A pesquisa sobre turbinas hidrocínéticas na UnB teve início na década de 80, a partir deste ano, vários protótipos de máquinas foram concebidos e testados em contextos de

pequenos projetos de pesquisa. De fato, a primeira unidade operacional construída, denominada Geração 1, foi instalada em julho de 1995 em Correntina-BA, e teve como objetivo atender a um posto médico desta região.

Essa turbina (Geração 1) foi concebida com alguns aspectos inovadores, os quais foram de suma importância para melhorar o aproveitamento da energia hidráulica disponível, permitindo uma construção robusta. Tal máquina, figura B.1, foi composta por um rotor axial com 2 (duas) pás, uma grade cônica de proteção frontal contra eventuais destroços flutuantes e um estator com pás diretrizes direcionando o fluxo da água que entra na turbina para melhorar o ângulo de ataque na hélice.

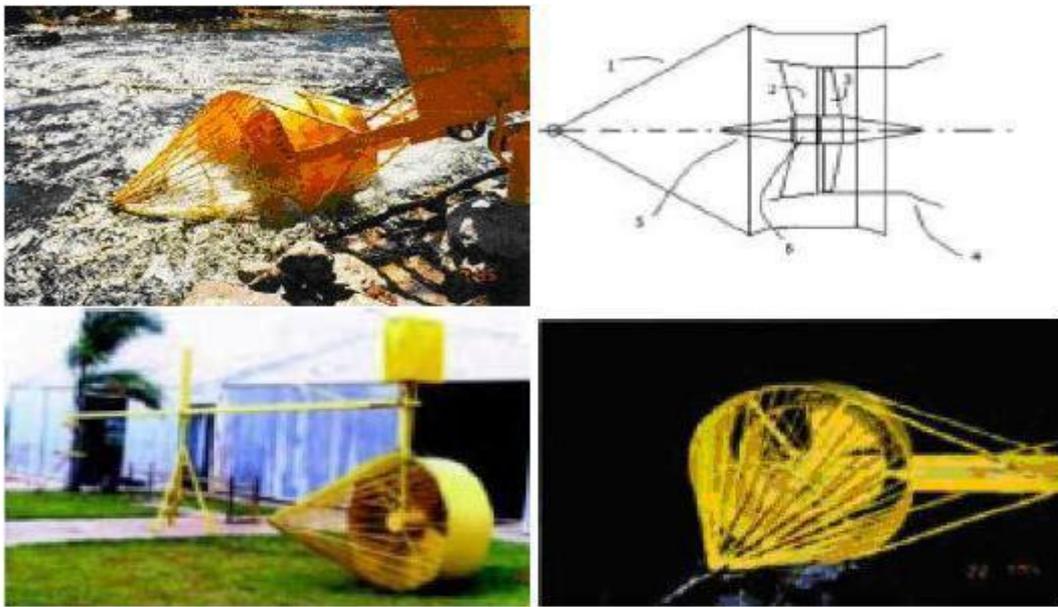


Figura B.1: Turbina hidrocínética - Geração 1.

Em testes realizados em campo, os melhores resultados para esta turbina foram obtidos com uma velocidade de escoamento de $2m/s$ e seis pás, oitenta centímetros de diâmetro e coeficiente de solidez de 30%. Nestas condições a máquina chegou a gerar $1.5kW$, atendendo plenamente a necessidade de energia do pequeno posto de saúde.

Com a instalação de um difusor cônico usando o mesmo conceito de turbinas eólicas com difusor, surgiu a turbina hidrocínética Geração 2, figura B.2 e B.3, instalada também em Correntina-BA em Agosto de 2005 e em Maracá - AP em Outubro de 2006. O uso do difusor gera uma desaceleração do escoamento na saída da turbina criando uma região de baixa pressão neste ponto, aumentando a velocidade do escoamento na entrada desta e conseqüentemente, o coeficiente de potência da máquina. Esta melhora de

desempenho foi efetivamente observada em testes realizados, porém, um aumento das dimensões devido ao uso do difusor, torna esta máquina inadequada para uso em certos rios com baixa profundidade. Esta última limitação foi parcialmente equacionada pela concepção de um difusor assimétrico, abrindo para as laterais ([101]). Essa máquina da Geração 2 foi a utilizada nos resultados obtidos no capítulo 4.

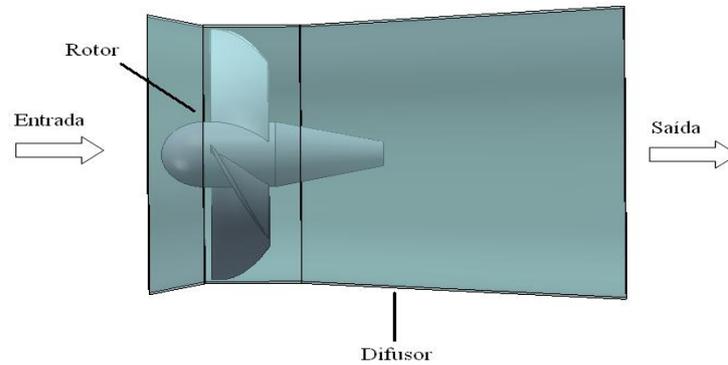


Figura B.2: Turbina hidrocínética, Geração 2, desenho CAD.



Figura B.3: Turbina hidrocínética - Geração 2.

Com a evolução do projeto e a busca por uma máquina mais compacta e portátil foi concebida a turbina hidrocínética Geração 3, figura B.4. A superfície interna da carcaça perfilada, agindo como um difusor, reduzindo a pressão na saída e a integração do gerador ao núcleo, formando um conjunto com o rotor, formam importantes incrementos nesta nova geração ([101]).

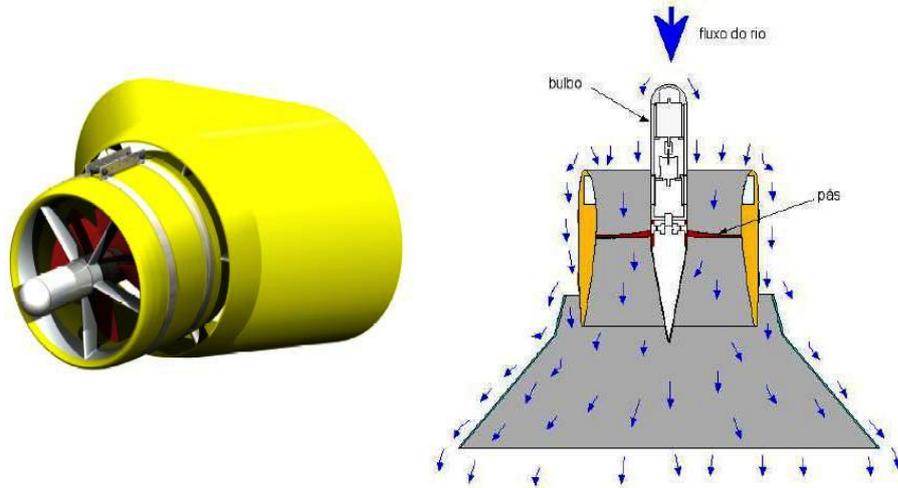


Figura B.4: Turbina hidrocínética - Geração 3.

A geometria proposta para a turbina hidrocínética visa à obtenção de uma máquina axial com um desempenho hidráulico o mais próximo possível de uma turbina axial convencional, uma vez que para uma máquina axial convencional pode-se alcançar uma eficiência próxima a 90%. No entanto, como se trata de uma máquina de fluxo livre, a energia máxima que pode ser convertida da energia cinética na área do rotor de projeção é 59.3% ($C_{pmax} = 0.59$), como definido pelo limite de Betz. Esta menor eficiência é proveniente da redução da velocidade do fluxo na entrada da turbina ([102]).

O uso de um difusor partido faz com que o escoamento externo da turbina passe pelo vão entre a carcaça e o difusor, levando a um controle da camada limite na superfície interna deste difusor. Devido a este controle é possível utilizar um difusor mais curto, de um ângulo de abertura maior que 8° , um resultado muito mais econômico do que os difusores longos usados nas gerações anteriores ([101]). Esta nova concepção foi projetada em cooperação com a Ecole Nationale d'Arts e Metiers (ENSAN) de Paris, França.

Simulações numéricas e experimentais foram realizadas nesta turbina. ([102]), apresentou um estudo experimental em escala reduzida 1 : 10 através de um túnel de vento conseguindo resultados satisfatórios em sua potência de saída. [99], com simulações numéricas através de técnicas CFD obteve uma potência de $1.5kW$ para rios com velocidade de $2m/s$.

C - MODELO MATEMÁTICO SIMPLIFICADO

Nesse apêndice será apresentado a descrição detalhada do modelo matemático simplificado, o qual foi utilizado para descrever o comportamento da turbina hidrocínética. Dessa forma, a primeira definição que temos é em relação aos parâmetros do funcionamento global dessa turbina.

- Parâmetros do Funcionamento Global

Dada uma turbina axial, figura C.1, instalada em um fluido em movimento com uma velocidade de corrente V_0 , a energia cinética E_0 disponível que cruza uma área transversal ao fluxo, $A = \frac{\pi D^2}{4}$, é dada por:

$$E_0 = \frac{1}{2} \rho A V_0^3 \quad (\text{C.1})$$

Onde ρ denota a densidade da água e D o diâmetro do rotor.

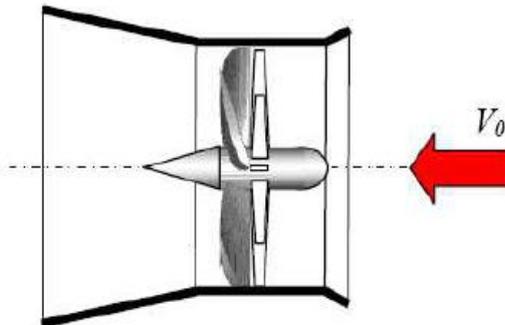


Figura C.1: Turbina hidrocínética com difusor (configuração de fluxo).

No entanto, essa energia não é totalmente convertida pela turbina. Devido a este fato introduz-se o conceito de coeficiente de potência, o qual caracteriza o nível de rendimento de uma turbina.

O estudo de turbinas hidrocínéticas possui uma forte associação com a parametrização utilizada em máquinas eólicas. Assim, considerando que a turbina hidrocínética (THC)

produz uma potência efetiva de \dot{P} , é possível definir o coeficiente de potência, C_p , da mesma como:

$$C_p = \frac{\dot{P}}{E_0} = \frac{\dot{P}}{\frac{1}{2}\rho AV_0^3} \quad (\text{C.2})$$

Esse C_p geralmente é expresso como uma dependência funcional da razão de velocidade periférica de rotação do rotor (λ), definida como:

$$\lambda = \frac{\omega R}{V_0} \quad (\text{C.3})$$

Nota-se que ω e R representam respectivamente a velocidade angular de rotação (rad/s) e o raio externo do rotor.

O escoamento de água em torno e no interior de uma turbina hidrocínética livre é caracterizado por uma redução de sua velocidade na face de entrada do rotor. Isto se dá como consequência da resistência hidrodinâmica da máquina, que bloqueia o escoamento como um volume semipermeável. Parte do fluido então contorna a turbina e parte flui em seu interior proporcionando a conversão de energia hidráulica em mecânica.

Supondo que a massa do fluido permaneça separada da que não atravessa a turbina e que, portanto não sofre a redução de velocidade, pode-se desenhar uma superfície de contorno entre a massa afetada e a não afetada pela turbina. Essa superfície pode ser estendida à jusante e a montante do disco da turbina formando um tubo de corrente com seção circular, figura C.2. Como o fluido não atravessa essa superfície de contorno, a vazão mássica é a mesma ao longo de qualquer seção do tubo [103].

Após a passagem pelo rotor há uma expansão desse tubo e como nenhum trabalho mecânico foi ainda fornecido, há uma queda da pressão estática para acomodar a redução da energia cinética, [103].

Uma vez que a vazão mássica é a mesma em qualquer seção do tubo, uma expansão deste pode ser observada, figura C.3.

Levando em conta que o disco atuador induz uma variação na velocidade do escoamento, a qual deve ser sobreposta à velocidade da corrente livre, onde a componente desse

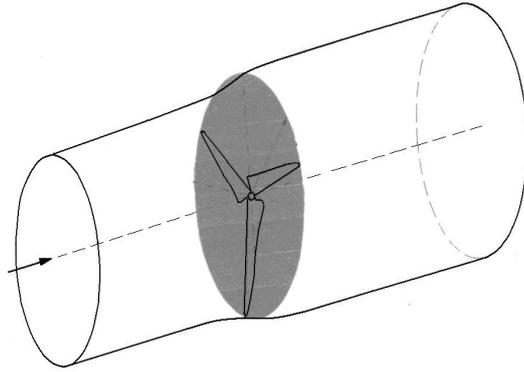


Figura C.2: Modelo de Superfície de contorno tubular.

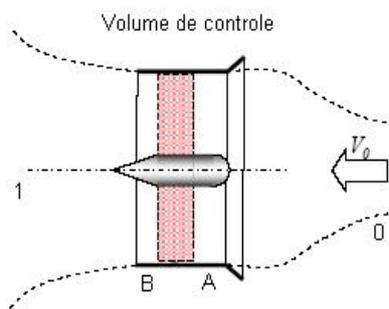


Figura C.3: Disco atuador.

escoamento induzido é dado por $-aV_0$, sendo ' a ' o fator do escoamento induzido. A velocidade no disco então pode ser dada por:

$$V = V_0(1 - a) \quad (\text{C.4})$$

Para máquinas de rotor livre (sem carcaça) $a \in [0, 1]$, para máquinas com difusor este valor aproxima-se de zero.

Considerando a velocidade local no rotor, uma nova razão de velocidade periférica será também utilizada:

$$\lambda' = \frac{\omega R}{V} = (1 - a)^{-1} \lambda \quad (\text{C.5})$$

Alternativamente, um coeficiente de potência baseado na velocidade V pode ser proposto. Este é escrito como:

$$C'_p = \frac{\dot{P}}{\frac{1}{2}\rho AV_0^3} \quad (\text{C.6})$$

É importante observar que este coeficiente é intrínseco ao desempenho hidrodinâmico do rotor; que é relacionado à taxa de fluxo efetivo na turbina. Isto é expresso por $C'_p = C'_p(\lambda')$. De outra maneira, o coeficiente de potência padrão C_p , dado na equação C.2, leva em conta o comportamento global da máquina em um fluxo livre, e sua eficiência para extrair a potência do fluxo de energia cinética.

Abordagens metodológicas convencionais de projeto e análise de desempenho de rotores de turbinas hidráulicas, para máquinas convencionais, envolvem frequentemente variáveis adimensionais que agrupam parâmetros operacionais e geométricos. Considera-se em geral a vazão Q , a altura líquida de queda H , a velocidade de rotação angular ω e o diâmetro D , que definem as variáveis adimensionais clássicas dadas por:

$$\phi = \frac{8Q}{\pi \omega D^3} \quad (\text{C.7})$$

$$\psi = \frac{8Hg}{\omega^2 D^2} \quad (\text{C.8})$$

$$N_s = \frac{\phi^{\frac{1}{2}}}{\psi^{\frac{3}{4}}} \quad (\text{C.9})$$

Sendo ϕ o coeficiente de vazão, ψ o coeficiente de pressão e N_s rotação específica.

Para que a turbina hidrocínética possa utilizar as metodologias convencionais de projeto de turbinas hidráulicas axiais, os coeficientes adimensionais nas equações (C.7, C.8 e C.9) devem ser reescritos. Isso se faz necessário devido ao fato da turbina hidrocínética utilizar somente a energia cinética do escoamento. Logo, para uma THC propõe-se considerar que a queda equivalente é dada pela conversão de todo o fluxo de energia cinética em potencial, assim utiliza-se $H = \frac{V^2}{2g}$. Desta maneira, todas as variáveis adimensionais são reduzidas às relações funcionais simples do parâmetro λ' como segue:

$$\phi = \lambda'^{-1}; \psi = \lambda'^{-2}; N_s = \lambda' \quad (\text{C.10})$$

Através desta última descrição dos coeficientes da turbina, todo o comportamento desta é parametrizado somente por uma variável. Esta consideração permite estimar os parâmetros adimensionais equivalentes, que podem ser usados em equações empíricas de projeto de turbinas axiais, em particular aquelas utilizadas para turbinas hélice e kaplan. Aqui será considerada sempre que uma turbina hélice (com ou sem difusor), trabalhando em uma condição operacional λ' , extrairá a mesma potência de uma máquina de convencional confinada, em um ponto operacional equivalente (ψ, ϕ) .

- Modelo Matemático Integral

Nesse ponto será descrito um modelo integral do escoamento na turbina hidrocínética. Este modelo simplificado permite uma avaliação sistemática do efeito da geometria da máquina, considerando o incremento de potência devido o difusor traseiro. Explora-se ainda uma formulação do escoamento sobre o rotor axial, considerando as equações integrais de conservação da mecânica dos fluidos.

- Balanço Integral de Massa, Quantidade de Movimento e Energia

Quando o escoamento de água cruza qualquer obstáculo permeável, sua velocidade natural é modificada. Uma parte desse escoamento flui através do obstáculo e a outra parte é direcionada para a lateral do volume de bloqueio. No caso de turbinas de fluxo livre, como mostrado na figura C.4. A dedução clássica da lei de Betz ([96]) é baseada na descrição do escoamento na linha média do rotor. As conservações da massa e quantidade de movimento para rotores de fluxo livre devem ser consideradas para a obtenção das relações globais desse escoamento.

Aplicando o conceito de aumento de potência com o uso de difusor, figura C.4, o escoamento passa a ser capturado por uma grande área transversal, devido a pressão de sucção provocada pelo difusor. Algumas vezes, como consequência da conservação da massa das dimensões da geometria do difusor, a velocidade poderá ser maior que V_0 , introduzindo um fator de indução de fluxo axial $a < 0$.

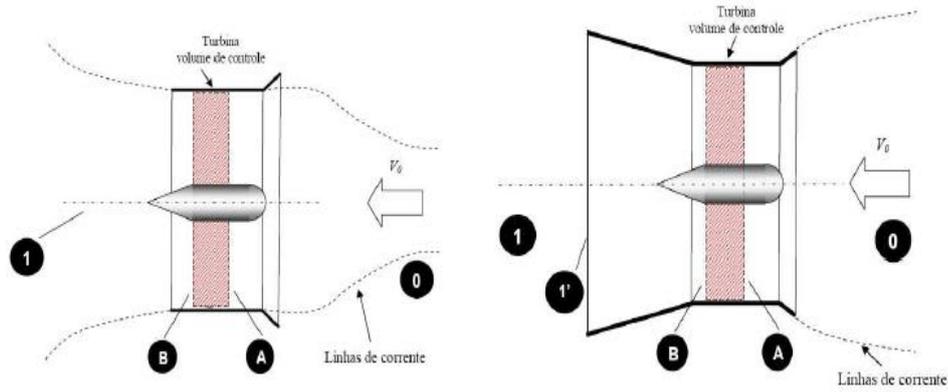


Figura C.4: Escoamento sem e com difusor.

A análise integral do fluxo através da THC, considerando as duas situações apresentadas na figura C.4, admitirá que na posição axial 0 (zero), a velocidade e pressão no fluxo livre serão representadas por V_0 e p_0 respectivamente. A velocidade e pressão mudam através das posições axiais A , B , $1'$ e 1 , as quais denotam respectivamente os planos de entrada e saída do rotor e na saída do difusor em um ponto a jusante.

Formulando primeiramente a conservação de massa no escoamento axial nas posições $0 - A - B - 1' - 1$ e considerando a incompressibilidade do escoamento, a conservação da massa é dada por:

$$A_0 V_0 = AV_A = AV_B = A_{1'} V_{1'} = A_1 V_1 \quad (\text{C.11})$$

Como $V_A = V_B = V$ e A_1 referindo-se a seção do tubo de corrente a jusante:

$$A_0 V_0 = AV_A = AV_B = AV \quad (\text{C.12})$$

O fluido que passa através do disco atuador sofre uma variação de velocidade $V_0 - V_1$. O produto desta pela vazão mássica determina a taxa de variação da quantidade de movimento. A força que causa essa variação vem inteiramente da diferença de pressão através do disco atuador, entre a posição $A - B$, uma vez que o tubo de corrente é todo envolto pela pressão cuja resultante é nula. Assim:

$$F = (p_A - p_B)A \quad (\text{C.13})$$

Como essa força é concentrada no disco atuador, a taxa de trabalho, energia, dado por esta é FV e a expressão para a potência extraída do escoamento é:

$$\dot{P} = VA(p_A - p_B) \quad (\text{C.14})$$

Utilizando a definição do coeficiente de potência apresentado na equação C.6, a diferença de pressão na turbina pode ser expressa como:

$$p_A - p_B = \frac{1}{2}\rho C'_p V^2 = \frac{1}{2}\rho V^2(1 - a)^2 C'_p \quad (\text{C.15})$$

Considerando agora o grande volume de controle entre 0–1 e que $p_1 = p_0$, a conservação do momento pode ser escrita como:

$$F = \dot{m}(V_0 - V_1) \quad (\text{C.16})$$

Onde \dot{m} representa o fluxo de massa do escoamento que atravessa uma seção circular do tubo de corrente. Substituindo a Eq. C.13 na Eq. C.16, uma nova equação para a diferença de pressão na turbina é obtida:

$$p_A - p_B = \rho(1 - a)V_0(V_0 - V_1) \quad (\text{C.17})$$

Uma equação para V_1 pode ser obtida substituindo a Eq. C.15 em C.17:

$$V_1 = V_0[1 - \frac{1}{2}(1 - a)C'_p] \quad (\text{C.18})$$

Analisando o escoamento entre as posições 0 – A, através da equação de Bernoulli, a qual estabelece que, em condições estacionárias, a energia total no escoamento, compreendendo a energia cinética, a pressão estática e a energia potencial gravitacional, permanece constante se nenhum trabalho é fornecido ao ou pelo fluido ([103]). Então:

$$p_A = p_0 + \frac{1}{2}\rho(V_0^2 - V^2) = p_0 + \frac{1}{2}\rho V_0^2[1 - (1 - a)^2] \quad (\text{C.19})$$

Aplicando a equação de Bernoulli também para a saída do escoamento, entre as posições 1' - 1:

$$p_{1'} = p_1 + \frac{1}{2}\rho(V_1^2 - V_{1'}^2) \quad (\text{C.20})$$

Utilizando a equação da continuidade para expressar a velocidade 1' em função de V , esta equação pode ser reescrita como:

$$p_{1'} = p_1 + \frac{1}{2}\rho(V_1^2 - V^2 n^2) = p_1 + \frac{1}{2}\rho V_0^2 \left[\frac{V_1^2}{V_0^2} - n^2(1 - a)^2 \right] \quad (\text{C.21})$$

Sendo que $n = \frac{A}{A_1}$.

Para determinar a diferença de pressão no difusor, por analogia da Eq. (C.6), o escoamento no difusor é dado por:

$$p_{1'} - p_B = \frac{1}{2}C_{pr}\rho V^2 \quad (\text{C.22})$$

Onde C_{pr} representa o coeficiente de pressão no difusor, estimado para um difusor cônico como:

$$C_{pr} = \eta_d(1 - n^2) \quad (\text{C.23})$$

Com η_d representando a eficiência do difusor, computada por uma relação empírica, conforme [104]:

$$\eta_d = 0.058\theta - 0.148 \quad (\text{C.24})$$

$$\theta = 2 \arctan\left(\frac{(D - d)}{2L}\right) \quad (\text{C.25})$$

Sendo D o diâmetro externo do rotor, d o diâmetro interno do rotor e L o comprimento do difusor.

Utilizando Eq. (C.15) e (C.17), uma equação para a pressão em B pode ser obtida:

$$p_B = p_1 + \frac{1}{2}\rho V_0^2 \left[\frac{V_1^2}{V_0^2} - (1 - a)^2(n^2 + C_{pr}) \right] \quad (\text{C.26})$$

Subtraindo a Eq. (C.19) da Eq. (C.26):

$$p_A - p_B = \frac{1}{2}\rho V_0^2 \left[1 - \frac{V_1^2}{2} + (1 - a)^2(n^2 + C_{pr} - 1) \right] \quad (\text{C.27})$$

Substituindo nesta última equação a equação da diferença de pressão na turbina em função do coeficiente de potência, e a equação da velocidade na saída da turbina, Eq. (C.18):

$$\frac{4a}{(1 - a)} = \frac{(C'_p - 1 + n^2 + (\eta_d(1 - n^2)))^2}{(C'_p + 1 - n^2 - (\eta_d(1 - n^2)))} \quad (\text{C.28})$$

Esta equação estabelece uma relação entre o fator de indução ' a ' e os demais parâmetros operacionais da turbina.

Como mencionado no capítulo 4, algumas observações importantes devem ser consideradas:

- Para turbinas de fluxo livre sem difusor a Eq. (C.28) é reduzida para:

$$C'_p = \frac{4a}{1 - a}; C_p = 4a(1 - a)^2 \quad (\text{C.29})$$

- Para turbinas de fluxo livre o limite de Betz através da relação $(dC'_p/da) = 0$, resultando em:

$$\frac{dC_p}{da} = 4(1-a)(1-3a) = 0 \quad (\text{C.30})$$

O que fornece um valor de $a = \frac{1}{3}$, tal que:

$$C_{pmax} = \frac{16}{27} = 0.593 \quad (\text{C.31})$$

- Dado uma velocidade de fluxo V_0 , juntamente com as características geométricas e hidrodinâmicas da turbina, a solução da Eq. (C.28) fornece o par (a, C'_p) , podendo assim determinar o coeficiente de potência da máquina por:

$$C_p = (1-a)^3 C'_p \quad (\text{C.32})$$

Neste ponto o desenvolvimento de uma descrição hidrodinâmica do conjunto da turbina (balanço de forças no rotor) torna-se necessária. Desta forma, uma equação para $C'_p = C'_p(\lambda')$ pode ser avaliada.

- Modelagem do Escoamento no Rotor

O modelo simplificado para o comportamento hidrodinâmico do rotor, baseia-se no balanço de esforços em cada pá. Isto comumente é denominado de Teoria de elementos de pás, que também está associada à teoria de disco atuador. Tal metodologia é bastante aplicada em rotores eólicos, e, como em [105] para estudos de máquinas hidrocinéticas, com algumas adaptações. No presente trabalho, tal teoria é utilizada, considerando uma correção pelo número finito de pás, tendo em vista as características de projeto associados às geometrias de rotores utilizadas.

Para desenvolver o cálculo dos esforços sobre uma pá, inicialmente a mesma é dividida em uma série de elementos infinitesimais dr tal como mostrado na figura C.5. Para cada elemento um balanço de esforços hidrodinâmicos é efetuado nas diferentes direções.

Na figura C.6 são apresentados os diferentes componentes de esforços sobre um elemento de pá. Em vermelho é apresentado na figura o triângulo de velocidades do fluido na pá. Na direção axial a velocidade absoluta do fluido sobre a pá é dada pelo decaimento da velocidade pelo fator de indução tal como expresso na equação $V = V_0(1-a)$. No sentido circunferencial, a velocidade tangencial do fluido é dada por:

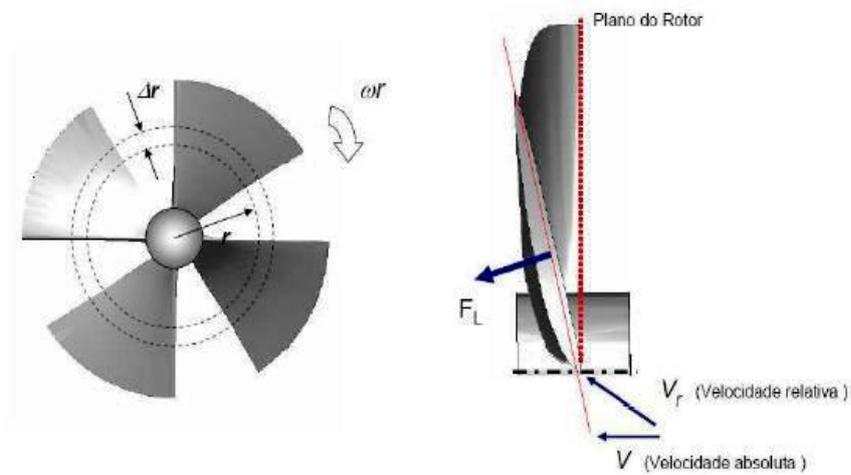


Figura C.5: Modelo de elementos de pá.

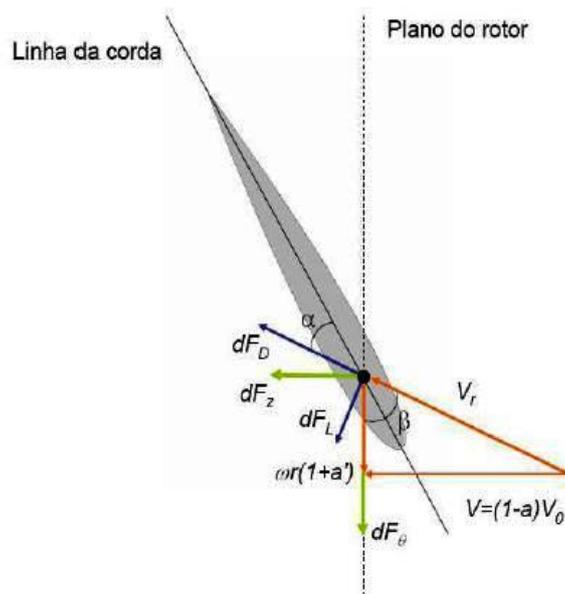


Figura C.6: Esforços hidrodinâmicos no elemento de pá.

$$V_t = \omega r(1 + a') \tag{C.33}$$

Onde a' é o fator de indução tangencial. O triângulo de velocidade define, portanto o comportamento relativo a V_r e o ângulo de entrada do fluido na pá, que são expressos

por:

$$\beta = \tan^{-1}\left(\frac{V}{V_t}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{1}{\lambda_r(1+a')}\right) \quad (\text{C.34})$$

Nesta equação $\lambda_r \equiv \frac{\omega r}{V}$. Nota-se ainda que pelo triângulo de velocidades:

$$V_r = \sqrt{V^2 + (\omega r(1+a'))^2} = V\sqrt{1 + \lambda_r^2(1+a')^2} \quad (\text{C.35})$$

Algumas observações são relevantes neste ponto:

- O fator de indução tangencial a' é definido de forma que a velocidade tangencial absoluta do fluido varie entre 0 (zero) antes do rotor e $2a'\omega r$ na esteira. Portanto, tal velocidade no interior do rotor será de $a'\omega r$. A velocidade tangencial relativa no rotor será dada pela soma da velocidade do rotor ωr com a velocidade do fluido, justificando assim a equação (C.33).
- Com base no triângulo de velocidade pode-se também escrever:

$$\sin \beta = \frac{V}{V_r}; \cos \beta = \frac{\omega r(1+a')}{V_r} \quad (\text{C.36})$$

Os esforços hidrodinâmicos sobre o hidrofólio no elemento de pá associados à sustentação e ao arrasto (em azul na figura C.6) são dados respectivamente por:

$$dF_L = \frac{1}{2}\rho V_r^2(dr.L_c)C_L \quad (\text{C.37})$$

$$dF_D = \frac{1}{2}\rho V_r^2(dr.L_c)C_D \quad (\text{C.38})$$

Nestas equações $C_L = C_L(\alpha)$ e $C_D = C_D(\alpha)$ são os coeficientes de arrasto e sustentação, funções do ângulo de ataque α e do número de Reynolds sobre o perfil. L_c é o comprimento da corda no elemento.

O ângulo de ataque relaciona-se com o ângulo de entrada do fluido na pá na forma:

$$\beta = \alpha + \gamma \quad (\text{C.39})$$

Onde γ é o ângulo de montagem local da pá.

A determinação do ângulo de montagem para cada secção da pá é obtida a partir da geometria da pá ($\beta_e; \beta_s$). Desta maneira γ para cada posição radial r é obtido por:

$$\gamma = \beta_m(r) - \alpha_0 \quad (\text{C.40})$$

Os componentes dos esforços de sustentação e arrasto podem ser projetados nas direções axial e circunferencial z e θ , desta maneira pode-se obter:

$$dF_z = dF_L \cos \beta + dF_D \sin \beta \quad (\text{C.41})$$

$$dF_\theta = dF_L \sin \beta - dF_D \cos \beta \quad (\text{C.42})$$

Integrando os esforços em cada elemento na totalidade da pá e utilizando as equações (C.36) e (C.37) pode-se obter as relações para o empuxo e o torque no rotor na forma:

$$F_z = \frac{N_p \rho L_c}{2} \int_{d/2}^{D/2} V_r^2 (C_L \cos \beta + C_D \sin \beta) dr \quad (\text{C.43})$$

$$T = \frac{N_p \rho L_c}{2} \int_{d/2}^{D/2} V_r^2 (C_L \sin \beta - C_D \cos \beta) dr \quad (\text{C.44})$$

A potência gerada pode então ser calculada por:

$$P = \omega T \quad (\text{C.45})$$

Utilizando a equação C.44 e a definição de coeficiente de potência intrínseco ($C'_p = \frac{P}{\frac{1}{2} \rho A V^3}$), pode-se obter:

$$C'_p = 2\sigma_R \lambda' \int_{R_0}^1 [1 + \lambda_r^2 (1 + a')^2] (C_L \sin \beta - C_D \cos \beta) r^* dr^* \quad (\text{C.46})$$

Sendo que $R_0 \equiv (\frac{d}{2R})$; $r^* = \frac{r}{R}$ e σ_R é a solidez na pá do rotor dada por:

$$\sigma_R = \frac{N_p L_c}{2\pi R} \quad (\text{C.47})$$

- Balanço de Quantidade de Movimento Angular

Neste momento é necessária uma equação adicional no sentido de determinar o fator de indução tangencial a' . De posse de a' para cada posição radial r pode-se calcular o ângulo β e a velocidade relativa V_r , possibilitando a resolução plena da integral dada na equação (C.46).

Considerando o diagrama da figura C.7, o balanço da quantidade de movimento ângulo no fluido que passa pelo disco atuador formado pelas pás do rotor pode ser considerado. Nota-se que a variação da quantidade de movimento angular é dada pelo produto: vazão mássica x variação de velocidade angular x raio. Isto é equivalente ao torque gerado pelo elemento dr de todas as pás. Ou seja, partindo de:

$$\delta T = \rho A_r V 2a' \omega r^2 \quad (\text{C.48})$$

Onde $A_r = 2\pi r dr$, pode-se igualar a equação acima com a equação (C.42) obtendo:

$$\rho(2\pi r dr) V 2a' \omega r^2 = N_p (dF_L \sin \beta - dF_D \cos \beta) r \quad (\text{C.49})$$

Ou ainda re-arranjando os termos tem-se:

$$\frac{a'}{1 + a'} = \frac{\sigma_r}{4 \sin \beta \cos \beta} (C_L \sin \beta - C_D \cos \beta) \quad (\text{C.50})$$

Onde, como definido na equação C.47, σ_r é a solidez local do rotor.

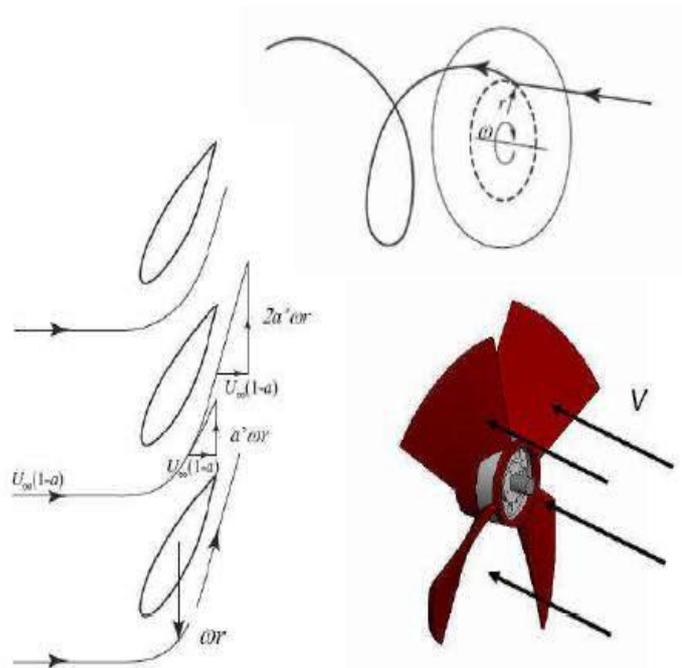


Figura C.7: Velocidade tangencial no rotor.

- Coeficientes de arrasto e sustentação

Os valores dos coeficientes de arrasto (C_D) e sustentação (C_L), utilizados nas formulações de esforços hidrodinâmicos no item anterior, são obtidos de curvas empíricas de ensaios experimentais de hidrofólios, corrigidos por relações que consideram o arranjo em grade.

No presente trabalho a série de perfis NACA 0012 foi utilizada. Tal geometria de aerofólio apresenta boas propriedades hidrodinâmicas, e são convenientes ao projeto de máquinas axiais como as propostas no presente trabalho. Informações sobre este aerofólio são apresentadas na figura C.8. Nesta, as curvas do coeficiente de sustentação e arrasto são apresentadas assim como uma visualização gráfica deste perfil simétrico.

Observa-se que o comportamento do coeficiente de sustentação é praticamente linear para uma boa faixa de ângulo de ataque. Para a faixa de $\alpha \in [-20^\circ, 20^\circ]$ a tabela C.1 pode ser utilizada, com interpolação linear entre cada faixa.

O coeficiente de arrasto pode ser estimado com boa precisão pela relação:

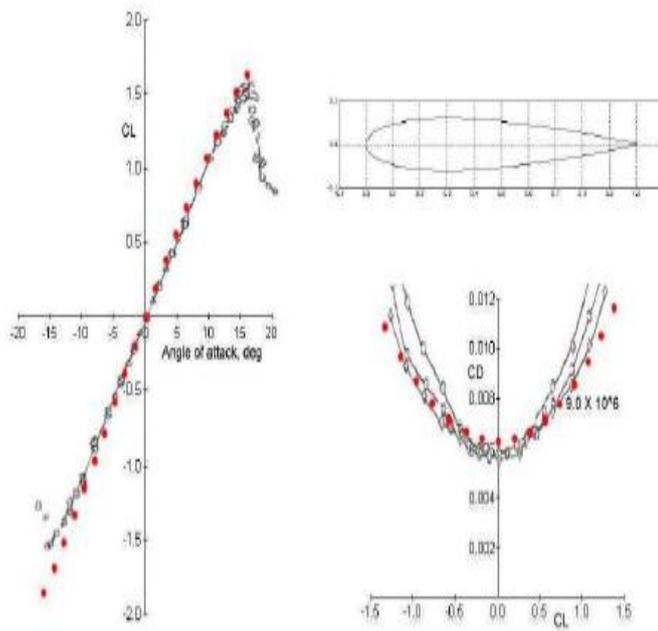


Figura C.8: Dados sobre o perfil NACA 0012.

Tabela C.1: Coeficiente de sustentação - Perfil ,NACA 0012.

Ângulo de ataque (α)	C_L
0	0
2.89	0.32
5.59	0.62
8.72	0.98
11.02	1.21
12.28	1.30
13.74	1.35
15.21	1.27
16.47	1.12
17.73	0.97
18.36	0.88
19.62	0.82

$$C_D = C_{D,0} + kC_L^2 \quad (\text{C.51})$$

Onde $C_{D,0}$ é o coeficiente de arrasto para $C_L = 0$ na curva polar de arrasto, e, k um coeficiente de aproximação.

As curvas experimentais de coeficientes de sustentação e arrasto, foram obtidas para configurações de perfis isolados. Quando um conjunto de perfis são colocados em arranjo de grade de máquina de fluxo, uma correção deve ser utilizada. No presente trabalho utiliza-se um fator de correção $f(\beta_m, t/L_c)$, tal que:

$$C_L = f(\beta_m, t/L_c)C_{L,i} \quad (C.52)$$

Nesta equação $C_{L,i}$ é o coeficiente de sustentação para o perfil isolado. Nota-se que a correção é função do ângulo β_m e da relação entre o passo da grade e a corda t/L_c .

Uma relação empírica para a correção dos coeficientes é dada por [106], podendo ser observada na figura C.9.

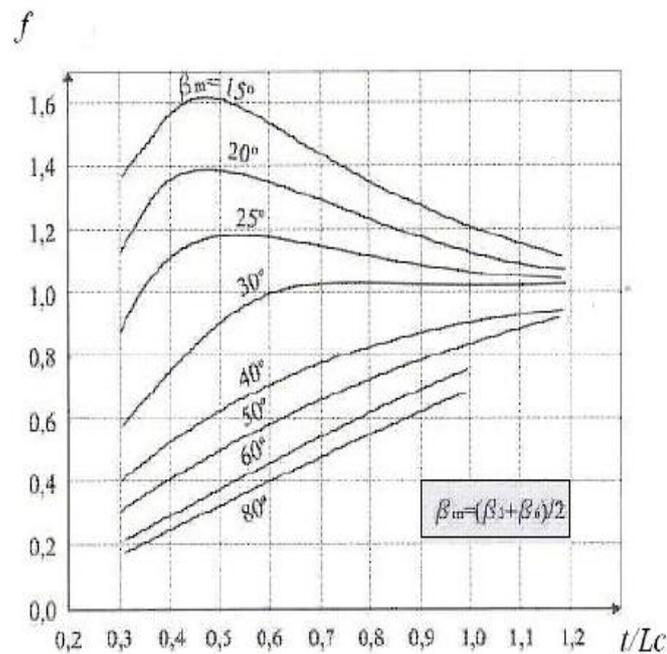


Figura C.9: Fator de correção de grade (Henn, 2001).

D - DADOS GEOMÉTRICOS DOS ROTORES OTIMIZADOS

Após a otimização via algoritmo Híbrido AG-PSO apresentada anteriormente duas novas geometrias de pás foram obtidas, uma para o rotor de uma turbina hidrocínética e outro para o rotor de uma turbina bulbo. Esses rotores otimizados apresentam características geométricas as quais são descritas nas tabelas a seguir. Nas tabelas D.1 e D.2 têm-se os dados referentes à turbina hidrocínética, enquanto que as tabelas D.3 e D.4, apresentam os dados referentes ao rotor da turbina bulbo.

Tabela D.1: Características do rotor da turbina hidrocínética.

Rotor otimizado à 90 RPM	
Número de pás	4
Diâmetro interno (metros)	0.15
Diâmetro externo (metros)	0.6
Número de seções	10
Tipo de aerofólio	NACA 0012

Tabela D.2: Características das seções da pá do rotor da turbina hidrocínética.

Seção da pá	Ângulo do bordo de ataque (β_e) em radianos	Ângulo do bordo de fuga (β_s) em radianos	Corda em mm
1	0.8551	0.3901	143.8391
2	0.7251	0.4041	152.1391
3	0.6161	0.3881	162.8391
4	0.5251	0.3601	175.2791
5	0.4491	0.3271	189.0091
6	0.3861	0.2931	203.7291
7	0.3321	0.2611	219.2391
8	0.2871	0.2311	235.3691
9	0.2481	0.2041	251.9891
10	0.2141	0.1791	269.0191

Tabela D.3: Características do rotor da turbina bulbo.

Rotor otimizado com dados de pré-projeto do Complexo
Hidrelétrico de Belo Monte (fornecidos pela ELETRONORTE S/A)

Número de pás	4
Diâmetro interno (mm)	1600
Diâmetro externo (mm)	5600
Número de seções	6
Tipo de aerofólio	NACA 0012

Tabela D.4: Características das seções da pá do rotor da turbina bulbo.

Seção da pá	Ângulo do bordo de ataque (β_e) em radianos	Ângulo do bordo de fuga (β_s) em radianos	Corda em mm
1	0.920000	0.523700	1599.900000
2	0.749700	0.521700	2023.900000
3	0.582700	0.460700	2447.900000
4	0.465700	0.394700	2871.900000
5	0.381700	0.337700	3295.900000
6	0.347700	0.312700	3719.900000
