

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
ESCOLA POLITÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

CARLOS AUGUSTO RICHTER DO NASCIMENTO

PROJETO DE UM TROCADOR DE CALOR A PLACAS BASEADO EM MODELO
DE REDE NEURAL E OTIMIZAÇÃO DE MÚLTIPLOS OBJETIVOS

CURITIBA

2019

CARLOS AUGUSTO RICHTER DO NASCIMENTO

PROJETO DE UM TROCADOR DE CALOR A PLACAS BASEADO EM MODELO
DE REDE NEURAL E OTIMIZAÇÃO DE MÚLTIPLOS OBJETIVOS

Tese apresentada como requisito parcial à obtenção
do grau de Doutor em Engenharia Mecânica, Curso
de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica,
Departamento de Ciências Exatas e de Tecnologia,
Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

Orientadora: Prof.^a Dra. Viviana Cocco Mariani

CURITIBA

2019

ABSTRACT

The proper design of energy consuming components or consumer goods is fundamental. In this context, thermal processes are generally large electricity consumers. Such refrigeration systems widely apply heat exchangers, considered high cost components. Considering the importance of heat exchangers and through the literature review, it is evident the necessity of studies and development methodologies aiming proper thermodynamic sizing. Moreover, the available literature shows that current optimization processes depends fundamentally on equations with simplifying hypotheses, impairing the quality of optimized results. The present study presents a thermodynamic design and optimization methodology applied on plate fin heat exchangers, based on Random Vector Functionally Linked Artificial Neural Networks (RVFL ANN). In the proposed process, using the Non-Sorted dominated Genetic Algorithm (NSGA-III) method, four objective functions were considered, characterizing a many-objectives, including heat exchanger external volume, thermodynamic effectiveness and pressure drop for hot and cold heat exchanger sides, aiming to optimize fins geometric parameters. RVFL ANN application on optimize process occurs on the determination of heat exchanger thermodynamic characteristics, replacing the equations and correlations commonly applied on available literature. The RVFL ANN learning process considered data numerically obtained using Computational Fluid Dynamics (CFD), specifically a Reynolds Averaged Navier-Stokes (RANS) turbulence model called $k - \omega$ SST. Developed CFD model presented up 4.36% error for pressure drop measurements and up to 3.28% difference for convective heat transfer coefficients when compared with experimental data. Regarding the RVFL ANN, model based generated results showed an average difference of 5.5% when compared with CFD model results. The NSGA-III optimization process considered a case study previously evaluated on the literature and achieved an improvement of 7.7% considering heat exchanger external volume, maintaining effectiveness level at the same time as pressure drop decreased up to 26.3%.

Keywords: NSGA-III, RVFL ANN, Plate-fin heat exchanger, many-objectives optimization.

RESUMO

O correto dimensionamento de um componente ou produto consumidor de energia e matéria prima é fundamental. Neste contexto, processos térmicos são, de maneira geral, grandes consumidores de energia elétrica. Tais sistemas frigoríficos fazem uso de trocadores de calor, considerados componentes de elevado custo. Considerando a relevância de trocadores de calor e através da revisão bibliográfica realizada é evidente a necessidade de estudos e metodologias que auxiliam o dimensionamento termodinâmico apropriado. Além disso, a literatura disponível mostra que os atuais processos de otimização dependem fundamentalmente de equações com hipóteses simplificadoras, prejudicando a qualidade dos resultados otimizados. Neste contexto, o presente estudo apresenta uma metodologia de projeto e otimização termodinâmica de trocadores de calor de placas aletadas, baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) do tipo *Random Vector Functionally Linked* (RVFL). No processo de otimização proposto, utilizando o método *Non-Sorted dominated Genetic Algorithm III*, foram consideradas quatro funções objetivo, caracterizando uma otimização de múltiplos objetivos, sendo estas o volume externo, efetividade e as perdas de carga dos lados quente e frio do equipamento, buscando otimizar os parâmetros geométricos das aletas. A aplicação da RNA ao processo de otimização ocorre na determinação das características termodinâmicas do trocador de calor, substituindo equações e correlações comumente aplicadas em estudos disponíveis na literatura. Para tal, o processo de aprendizado da RNA considerou dados obtidos numericamente através da Dinâmica de Fluidos Computacional (DFC), utilizando em específico um modelo de turbulência *Reynolds Averaged Navier-Stokes* (RANS) denominado $k - \omega$ SST. O modelo de DFC desenvolvido apresentou erros de 4,36% em relação a perda de carga e 3,28% em relação aos coeficientes convectivos de transferência de calor. Em relação a RNA RVFL aplicada, os dados gerados pelo modelo apresentaram diferença média de 5,5% em relação aos dados numéricos provenientes da DFC. O processo de otimização NSGA-III considerou um estudo de caso previamente avaliado na literatura e obteve melhoria de 7,7% em relação ao volume, não alterando significativamente a efetividade ao mesmo tempo em que as perdas de carga foram reduzidas em até 26,3%.

Palavras chaves: NSGA-III, RNA RVFL, Trocador de calor de placas aletadas, otimização de múltiplos objetivos.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Configuração básica de um trocador de calor de placas aletadas.....	3
Figura 1.2 - Aletas corrugadas de um trocador de calor de placas aletadas: (a) aletas triangulares, (b) aletas retangulares, (c) aletas onduladas, (d) aletas <i>offset</i> , (e) aletas <i>multilouver</i> , (f) aletas perfuradas. (Shah e Sekulic, 2003).	4
Figura 1.3 - Representação esquemática das aletas de um trocador de calor de placas aletadas.	5
Figura 1.4 - Configuração de escoamento de trocadores e calor de placas aletadas.	5
Figura 2.1 - Balanço de energia global para os fluidos quente e frio de um trocador de calor com escoamento contracorrente.	37
Figura 2.2 - Distribuição de temperatura em um trocador de calor com configuração de escoamento em contracorrente.	38
Figura 2.3 - Distribuição de temperatura em um trocador de calor contracorrente de comprimento infinito.	40
Figura 2.4 - Fluxograma de funcionamento do algoritmo DFC.	48
Figura 2.5 - Média no tempo das flutuações de velocidade instantânea do escoamento.	51
Figura 2.6 - Malha computacional e camada limite do escoamento.	56
Figura 2.7 - Trocador de calor de placas aletadas analisado por Fernández-Seara <i>et al.</i> (2013).	60
Figura 2.8 - Parâmetros geométricos das aletas analisadas por Fernández-Seara <i>et al.</i> (2013).	61
Figura 2.9 - Domínios computacionais do modelo numérico desenvolvido.	62
Figura 2.10 - Domínio sólido do modelo computacional DFC.	63
Figura 2.11 - Domínio fluido utilizado no modelo numérico DFC.	64
Figura 2.12 - Domínios auxiliares e desenvolvimento da camada limite hidrodinâmica.	65
Figura 2.13 - Interfaces entre os domínios computacionais utilizados no modelo numérico desenvolvido.	67
Figura 2.14 - Superfícies do domínio computacional definidas através da condição de contorno de simetria.	70

Figura 2.15 - Superfícies definidas como adiabáticas no modelo computacional DFC.	70
Figura 2.16 - Pontos de avaliação das variáveis de interesse em relação aos domínios computacionais.	71
Figura 3.1 - Célula nervosa e seus principais componentes.	74
Figura 3.2 - Junção entre a terminação de um axônio e um dendrito aferente.	75
Figura 3.3 - Potencial elétrico de um neurônio em função do tempo até o valor crítico.	75
Figura 3.4 - Estrutura genérica de uma RNA.	78
Figura 3.5 - Fluxo de funcionamento de uma rede neural artificial.	78
Figura 3.6 - Formação do sinal de ativação da unidade lógica.	79
Figura 3.7 - Funções de ativação não-lineares aplicadas em RNA.	80
Figura 3.8 - Estrutura de uma RNA <i>feedforward</i> .	82
Figura 3.9 - Estrutura da RNA RVFL.	83
Figura 4.1 - Fluxograma de funcionamento de algoritmos de otimização evolucionários.	90
Figura 4.2 - Definição do hiperplano contendo os pontos de referência do NSGA-III.	92
Figura 4.3 - Pontos extremos e hiperplano do NSGA-III.	94
Figura 4.4 - Ilustração dos parâmetros geométricos otimizados.	97
Figura 5.1 - Valores de y^+ em função do número de elementos para as três opções de malhas computacionais avaliadas.	105
Figura 5.2 - Perda de carga linear em função do número de elementos das opções de malha avaliadas.	106
Figura 5.3 - Coeficiente de transferência de calor convectivo em função do número de elementos das opções de malha avaliadas.	106
Figura 5.4 - Tempo de processamento em função do número de elementos da malha computacional.	107
Figura 5.5 - Vistas frontal (a) e lateral (b) da malha computacional #2.	108
Figura 5.6 - Detalhe do refino das superfícies exteriores do domínio computacional fluido, que possui interface com o domínio sólido.	108
Figura 5.7 - Detalhe do refino por <i>inflation</i> aplicado as proximidades das paredes do domínio computacional.	109
Figura 5.8 - Vistas frontal (a) e lateral (b) da malha computacional do domínio sólido.	109

Figura 5.9 - Distribuição da variável y^+ ao longo da região de interface entre os domínios fluido e sólido.	110
Figura 5.10 - Comparativo da perda de carga linear do lado quente do trocador de calor obtida numericamente e experimentalmente por Fernández-Seara <i>et al.</i> (2013).	111
Figura 5.11 - Comparativo da perda de carga linear do lado frio do trocador de calor obtida numericamente e experimentalmente por Fernández-Seara <i>et al.</i> (2013).	112
Figura 5.12 - Comparativo entre valores numéricos e experimentais para o coeficiente de transferência de calor convectivo do lado quente do trocador de calor.	113
Figura 5.13 - Comparativo entre valores numéricos e experimentais para o coeficiente de transferência de calor convectivo do lado frio do trocador de calor.	113
Figura 5.14 – Campos de velocidade (a) em desenvolvimento ao longo da região de entrada do domínio auxiliar e (b) no interior do domínio computacional principal.	114
Figura 5.15 - Perfis de velocidade na seção (a) de entrada e (b) de saída do lado quente do trecho aletado analisado.	115
Figura 5.16 - Perfis de velocidade na seção (a) de entrada e (b) saída do lado frio do trecho aletado analisado.	116
Figura 5.17 - Distribuição de temperatura ao longo das superfícies de transferência de calor.	117
Figura 5.18 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de αq em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA.	122
Figura 5.19 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de αf em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA RVFL.	122
Figura 5.20 - Valores de αq em função de H.	123
Figura 5.21 - Valores de αq em função de l.	123
Figura 5.22 - Valores de αq em função de $2 \cdot s$	124
Figura 5.23 - Valores de αq em função de $m q$	124
Figura 5.24 - Valores de αf em função de H.	125
Figura 5.25 - Valores de αf em função de $2 \cdot s$	125
Figura 5.26 - Valores de αf em função de l.	126
Figura 5.27 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de $\Delta p_{lin, q}$ em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA RVFL.	127
Figura 5.28 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de $\Delta p_{lin, f}$ em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA RVFL.	127

Figura 5.29 - $\Delta p_{lin, q}$ em função do número de Reynolds para o lado quente do trocador de calor.	128
Figura 5.30 - $\Delta p_{lin, f}$ em função do número de Reynolds para o lado frio do trocador de calor.	128
Figura 5.31 - Tempo de aprendizado de uma RNA RVFL em função do número de neurônios.	129
Figura 5.32 - Valores médios de R^2 em função do número de neurônios da RNA RVFL.	131
Figura 5.33 - Valores médios de RMSE em função do número de neurônios da RNA RVFL.	131
Figura 5.34 - Valores médios de MAPE em função do número de neurônios da RNA RVFL.	132
Figura 5.35 - Valores de R^2 em função das variáveis de saída da RNA RVFL considerando 100 neurônios.	133
Figura 5.36 - Valores de R^2 em função das funções de ativação verificadas.	134
Figura 5.37 - Valores de RMSE em função das funções de ativação verificadas.	134
Figura 5.38 - Valores de MAPE em função das funções de ativação verificadas.	134
Figura 5.39 – Fronteira de Pareto referente as funções efetividade e volume do trocador de calor.	138
Figura 5.40 - Fronteira de Pareto referente a perda de carga do lado quente e volume do trocador de calor.	138
Figura 5.41 - Fronteira de Pareto referente a perda de carga do lado frio e volume do trocador de calor.	139
Figura 5.42 - Classificação das soluções ótimas de acordo com o método TOPSIS. ...	141

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 - Resumo da revisão bibliográfica de estudos experimentais em trocadores de calor em placas aletadas.	7
Tabela 1.2 - Resumo da revisão bibliográfica de estudos numéricos em trocadores de calor de placas aletadas.....	12
Tabela 1.3 - Resumo da revisão bibliográfica de estudos numéricos que fizeram uso da análise DFC em trocadores de calor em placas aletadas.	13
Tabela 1.4 - Revisão bibliográfica de estudos de otimização mono-objetivo.	22
Tabela 1.5 - Revisão bibliográfica de estudos de otimização multi-objetivo.....	23
Tabela 2.1 - Efetividade em função das configurações do trocador de calor.....	43
Tabela 2.2 - Correlações do fator de Colburn para trocadores de calor de placas aletadas em configuração de escoamento contracorrente.....	45
Tabela 2.3 - Condições de contorno aplicadas aos domínios computacionais.....	68
Tabela 2.4 - Vazões mássicas referentes aos lados quente e frio do trocador de calor avaliados no desenvolvimento do modelo numérico.....	69
Tabela 3.1 - Funções de ativação avaliadas no processo de aprendizagem da RNA.	85
Tabela 3.2 - Dados de entrada utilizados no desenvolvimento da RNA RVFL.....	86
Tabela 3.3 - Dados de saída utilizados através na RVFL.....	87
Tabela 4.1 - Restrições dos parâmetros geométricos do trocador de calor otimizado. ..	98
Tabela 5.1 - Opções de malha computacional avaliadas.	104
Tabela 5.2 - Fatores considerados na análise de experimentos e seus respectivos níveis.	119
Tabela 5.3 - Relação dos valores e número de ocorrências para cada parâmetro geométrico do trocador de calor avaliado.....	120
Tabela 5.4 - Relação dos valores e número de ocorrências para vazão mássica considerada no processo de treinamento da RNA RVFL.....	121
Tabela 5.5 - Valores de referência do trocador de calor originalmente avaliado por Fernández-Seara <i>et al.</i> (2013).....	137
Tabela 5.6 - Valores dos pesos definidos em função das funções objetivo avaliadas no TOPSIS.....	140

Tabela 5.7 - Comparativo entre a solução otimizada e o trocador de calor de referência.	141
Tabela 5.8 - Comparativo de desempenho entre a solução otimizada e o trocador de calor de referência.	142

NOMENCLATURA

A^+	Solução ideal positiva do TOPSIS	-
A^-	Solução ideal negativa do TOPSIS	-
A	Área	[m ²]
A_{Dec}	Matriz decisão do TOPSIS	-
A_m	Alternativas viáveis avaliadas pelo TOPSIS	-
b_k	Vetor <i>bias</i> referente a camada oculta da RNA RVFL	-
a_1	Constante da função limitadora da viscosidade de vórtice	-
C	Taxa de capacidade calorífica	[W/K]
C_N	Critérios ponderados pelo TOPSIS	-
C_3	Coefficiente de dissipação	-
C_p	Calor específico à pressão constante	[J/kg·K]
$C_{\varepsilon 1}$	Constante do modelo de turbulência $k - \varepsilon$	-
$C_{\varepsilon 2}$	Constante do modelo de turbulência $k - \varepsilon$	-
C_μ	Constante do modelo de turbulência $k - \varepsilon$	-
D	Diâmetro	[m]
d^+	Distância Euclidiana entre alternativa positiva TOPSIS	-
d^-	Distância Euclidiana entre alternativa negativa TOPSIS	-
f	Fator de atrito	-
F_1	Função de mistura do modelo de turbulência $\kappa - \omega$ SST	-
\vec{g}	Vetor gravidade	[m/s ²]
G	Velocidade mássica	[kg/s·m ²]
h	Entalpia	[kJ/kg]
H	Altura das aletas	[m]
H_T	Altura do trocador de calor	[m]
H_{ref}	Número de pontos de referência do NSGA-III	-
k	Condutividade térmica	[W/m·K]
k_t	Energia cinética de turbulência	[m ² /s ²]

K	Energia mecânica do escoamento	[m ² /s ²]
t	Espessura das aletas	[m]
l	Profundidade das aletas	[m]
l _m	Comprimento de mistura de Prandtl	[m]
L _T	Comprimento do trocador de calor	[m]
L _e	Comprimento de entrada	[m]
M	Número de funções objetivo em um problema de otimização	-
ṁ	Vazão mássica	[kg/s]
N	Número de variáveis de um problema de otimização	-
N _f	Número de placas frias de um trocador de calor de placas aletadas	-
N _q	Número de placas quentes de um trocador de calor de placas aletadas	-
N _{pop}	Número da população do NSGA-III	-
p	Pressão estática	[Pa]
P	Matriz normalizada do TOPSIS	-
p'	Pressão modificada	[Pa]
p _{rel}	Pressão relativa	[Pa]
P _t	Profundidade do trocador de calor	[m]
P _{kt}	Termo de geração de turbulência por forças viscosas	[Pa/s]
P _{ktb}	Termo de geração de empuxo turbulento referente à energia cinética turbulenta	[Pa/s]
P _{εtb}	Termo de geração de empuxo turbulento referente a taxa de dissipação de turbulência	[Pa/s]
P _{ωtb}	Termo de geração de empuxo turbulento referente a frequência de turbulência	[Pa/s]
Pr	Número de Prandtl	-
q	Taxa de transferência de calor	[W]
Re	Número de Reynolds	-
s	Largura das aletas	[m]
S _m	Termo fonte de quantidade de movimento	kg/m ² ·s ²

t	Tempo	[s]
T	Temperatura	[K]
T_{parede}	Temperatura de parede	[K]
u	Velocidade do escoamento referente ao eixo x	[m/s]
u_*	Velocidade de atrito	[m ² /s ²]
U	Coeficiente global de transferência de calor	[W/m ² ·K]
\vec{U}	Vetor velocidade resultante	[m/s]
v	Velocidade do escoamento referente ao eixo y	[m/s]
w	Velocidade do escoamento referente ao eixo z	[m/s]
W	Número de restrições de igualdade de um problema de otimização	-
W_{Dec}	Vetor peso dos critérios considerados pelo TOPSIS	-
W_T	Profundidade do trocador de calor	[m]
\vec{w}_1	Vetor peso de uma Rede Neural Artificial genérica	-
w_k	Vetor peso referente a camada de entrada da RNA RVFL	-
\vec{x}_n	Vetor entrada de uma Rede Neural Artificial	-
Grego		
α	Coeficiente de transferência de calor convectivo	[W/m ² ·K]
α_1	Constante do modelo de turbulência k – ω	-
β	Coeficiente de expansão térmica	[1/K]
β_k	Vetor peso referente a camada de saída da RNA RVFL	-
β_1	Constante do modelo de turbulência k – ω	-
β'	Constante do modelo de turbulência k – ω	-
Δ	Diferença	-
ε	Efetividade	-
ε_t	Taxa de dissipação turbulenta	[m ² /s ³]
θ	Sinal de ativação da RNA	-
μ	Viscosidade dinâmica	[N·s/m ²]
μ_{eff}	Viscosidade efetiva	[N·s/m ²]
μ_t	Viscosidade efetiva	[N·s/m ²]

ν	Viscosidade cinemática	[m ² /s]
ν_t	Viscosidade de vórtice	[m ² /s]
ξ	Distância relativa entre alternativas TOPSIS	-
ρ	Massa específica	[kg/m ³]
σ_{k_t}	Constante do modelo de turbulência para equação da energia cinética de turbulência	-
σ_ρ	Número de Schmidt para turbulência	-
σ_{ω_t}	Constante do modelo de turbulência para equação da frequência de turbulência	-
τ	Tensão de cisalhamento	[N/m ²]
ω_t	Frequência de turbulência	[1/s]
Subscritos		
c	Canal de escoamento do trocador de calor	-
e	Seção de entrada	-
exp	Experimental	-
f	Frio	-
h	Hidráulico	-
lin	Linear	-
m	Média	-
max	Máximo	-
min	Mínimo	-
n	Normal	-
num	Numérico	-
pass	Passagem	-
q	Quente	-
ref	Referência	-
s	Seção de saída	-
x	Eixo x	-
y	Eixo y	-
z	Eixo z	-

SIGLAS

ADALINE	<i>ADAptive Linear Element</i>
AE	Algoritmos Evolucionários
AG	Algoritmo Genético
ASA	<i>Adaptative Simulated Annealing</i>
BA	<i>Bee Algorithm</i>
BBO	<i>Biogeography Based Optimization</i>
DFC	Dinâmica de Fluidos Computacional
DNS	<i>Direct Numerical Simulation</i>
MAE	Máquina de Aprendizado Extremo
GAHPSO	<i>Genetic Algorithm Hybrid with Particle Swarm Optimization</i>
HCQPSO	<i>Hybrid Cooperative Quantum Particle Swarm Optimizer</i>
HPC	<i>High Performance Computing</i>
ICA	<i>Imperialist Competitive Algorithm</i>
IHS	<i>Improved Harmony Search algorithm</i>
IMOCS	<i>Improved Multi-Objective Cuckoo Search</i>
LES	<i>Large Eddy Simulation</i>
LINMAP	<i>Linear Programming Technique for Multidimensional Analysis of Preference</i>
LMTD	<i>Log Mean Temperature Difference</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MDF	Método das Diferenças Finitas
MPD	Modelo do Parâmetros Distribuído
MINLP	<i>Mixed Integer Non-Linear Programming</i>
MISO	<i>Multiple Inputs Single Output</i>
MOFSDE	<i>Multi-Objective Free Search Differential Evolution</i>
MOHTS	<i>Multi-Objective Heat Transfer Search</i>
MVF	Método dos Volumes Finitos

NSGA	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm</i>
NTU	<i>Number of Transfer Units</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
SQP	<i>Sequential Quadratic Programming</i>
SST	<i>Shear Stress Transport</i>
R ²	<i>R-Squared</i>
RANS	<i>Reynolds Averaged Navier-Stokes</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
RNA	<i>Rede Neural Artificial</i>
RVFL	<i>Random Vector Functionally Linked</i>
TLBO	<i>Teaching and Learning Based Optimization</i>
TOPSIS	<i>Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution</i>

SUMÁRIO

1. Introdução.....	1
1.1. Contextualização.....	1
1.2. Revisão bibliográfica	6
1.2.1. Estudos experimentais de trocadores de calor de placas aletadas	6
1.2.2. Estudos numéricos de trocadores de calor de placas aletadas	10
1.2.3. Otimização de trocadores de calor de placas aletadas.....	20
1.3. Justificativas.....	32
1.4. Objetivos.....	33
1.5. Estrutura do documento	34
2. Modelamento Numérico de Trocadores de Calor de Placas.....	36
2.1. Modelagem termodinâmica de trocadores de calor de placas aletadas.....	36
2.1.1. Método $\epsilon - NTU$	39
2.1.2. Equações de Transferência de calor e perda de carga de trocadores de calor de placas aletadas	44
2.2. Dinâmica de fluidos computacional	46
2.3. Considerações numéricas.....	49
2.3.1. Modelagem da turbulência RANS	51
2.3.1.1. Modelo de turbulência k- ϵ	52
2.3.1.2. Modelo de turbulência k- ω	55
2.3.1.3. Modelo de turbulência k- ω SST	57
2.3.2. Força de empuxo	58
2.3.3. Modelo de energia.....	59
2.3.4. Fatores de Escala de tempo	59
2.3.5. Critérios de parada	60
2.4. Domínio computacional.....	60

2.5.	Condições de contorno.....	66
2.6.	Variáveis de interesse	71
3.	Redes Neurais Artificiais.....	73
3.1.	Sistema nervoso biológico	73
3.2.	Definição.....	76
3.3.	Funcionamento.....	77
3.4.	Redes neurais <i>Random Vector Functionally Linked</i>	83
3.5.	Processo de aprendizado	84
3.5.1.	Parâmetros de ajuste.....	85
3.5.2.	Dados de entrada e saídas esperadas	86
4.	Algoritmo de Otimização Evolutivo de múltiplos objetivos	88
4.1.	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm III</i>	91
4.2.	Funções objetivo	96
4.3.	Restrições dos parâmetros otimizados.....	97
4.4.	Método de avaliação do desempenho das soluções	98
5.	Resultados e Discussões	102
5.1.	Análise de Dinâmica dos Fluidos Computacional.....	102
5.1.1.	Análise de indepência de malhas	103
5.1.2.	Validação dos resultados numéricos	110
5.1.3.	Características do escoamento	114
5.2.	Rede neural artificial RVFL	117
5.2.1.	Projeto de experimentos	118
5.2.1.1.	Análise de sensibilidade dos coeficientes convectivos de transferência de calor	122
5.2.1.2.	Análise de sensibilidade da perda de carga	126
5.2.2.	Análise de sensibilidade ao número de neurônios	129
5.2.3.	Avaliação da função de ativação.....	133

5.3. Processo de otimização	135
5.3.1. Parâmetros de ajuste.....	135
5.3.2. Estudo de caso	136
5.3.3. Fronteiras de Pareto.....	137
5.3.4. Classificação das soluções otimizadas	139
6. Conclusões e perspectivas	143
Referências Bibliográficas.....	145

1. INTRODUÇÃO

Com a crescente demanda de energia elétrica por parte da sociedade, sua disponibilidade requer constantes investimentos em novas fontes de energia, de maneira a satisfazer tanto a indústria como também as necessidades dos consumidores residenciais e comerciais. Além de investimentos em novas fontes de energia, sustentáveis ou não, o foco volta-se à economia e à eficiência do consumo de energia elétrica, principalmente em processos industriais, responsáveis por aproximadamente 36% de todo consumo de energia elétrica no Brasil no ano de 2018 (EPE, 2019).

Além da necessidade do aumento da eficiência energética de processos industriais e bens de consumo, o atual cenário econômico global demanda reduções de custos referentes ao desenvolvimento, manufatura, operação e manutenção de produtos, equipamentos e processos industriais. Desta maneira, o correto dimensionamento de componentes de um determinado processo ou equipamento consumidor de energia e matéria prima, seja de qualquer natureza, é fundamental.

Processos térmicos, os quais envolvem sistemas frigoríficos, são de maneira geral, grandes consumidores de energia elétrica. Zhao e Li (2013) descrevem trocadores de calor como componentes amplamente utilizados em processos frigoríficos, como por exemplo processamento e armazenamento de alimentos e plantas industriais químicas. Desta maneira, equipamentos menores, de baixo custo e eficientes são importantes na implementação e operação de plantas e processos industriais.

Por exemplo, Micak (2017) afirma que até 80% da energia elétrica consumida em uma planta industrial de processamento de alimentos é utilizada em processos frigoríficos. Assim, o incentivo a instalações frigoríficas eficientes deve representar a manutenção do desempenho térmico especificado em projeto requerendo menor consumo de energia elétrica quanto à operação e redução do consumo de matéria-prima utilizada na manufatura de seus componentes.

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

Neste contexto, em específico os trocadores de calor são componentes de custo elevado, utilizados em sistemas de transferência de calor. De acordo com Shah e Sekulic (2003), o trocador de calor é um dispositivo utilizado para transferir energia térmica entre dois ou mais fluidos, entre superfícies e um fluido ou ainda entre particulados sólidos e

um fluido, desde que estes estejam em diferentes temperaturas e em contato térmico com a superfície de transferência de calor.

As aplicações típicas envolvem aquecimento ou resfriamento de um fluido, podendo envolver ou não processo de mudança de fase como evaporação ou condensação dos fluidos utilizados em um determinado processo. Em outras aplicações, é possível reaproveitar ou rejeitar calor, esterilizar, pasteurizar, fracionar, destilar, concentrar, cristalizar ou controlar a temperatura de um fluido usado em um determinado processo.

Exemplos comuns de trocadores de calor amplamente aplicados em processos ou atividades diárias são condicionadores de ar, radiadores de automóveis, unidades condensadoras e evaporadoras, torres de resfriamento, entre outros. Tipicamente, os trocadores de calor são classificados em função da configuração do escoamento dos fluidos de trabalho, densidade de área de transferência de calor e configuração construtiva, sendo esta uma classificação relevante para o engenheiro projetista.

Atualmente, existem quatro principais configurações de trocadores de calor: tubular, superfícies estendidas, regenerativos e placas. Os trocadores de calor tubulares ou casco-tubo possuem eficiência de até 60% na maioria das aplicações com densidade de área de transferência de calor inferior a $700\text{m}^2/\text{m}^3$ de volume ocupado pelo trocador de calor. Porém, em situações onde é necessária eficiência superior, com valores que podem chegar até 98% e reduzido volume ocupado pelo equipamento, faz-se uso de trocadores de calor de superfícies estendidas. Tais situações podem ser encontradas em processos que envolvam a utilização de gases ou alguns líquidos, em que o coeficiente de transferência de calor seja reduzido, sendo necessária elevada área de troca térmica.

Um dos métodos mais comuns de aumentar a área de transferência de calor e a capacidade de um trocador de calor é a adição de superfícies estendidas ou aletas de maneira que seu respectivo conjunto se torne compacto, elevando o número de aletas por unidade de comprimento do trocador de calor. Nesta categoria, destacam-se os trocadores de placas aletadas (do inglês *Plate Fin Heat Exchanger*, PFHE).

Segundo Kays e London (1984) os trocadores de calor de placas aletadas, possuem altíssima densidade de área por unidade de volume ocupado pelo trocador de calor, com valores que podem chegar a $1500\text{ m}^2/\text{m}^3$. Além disso, devido à elevada área de transferência de calor, tal configuração de trocador de calor é capaz de operar com diferenciais de temperatura reduzidos entre os fluidos de trabalho em comparação a outras configurações de trocadores de calor.

Shah e Sekulic (2003) apresentaram os trocadores de calor de placas aletadas como equipamentos produzidos desde 1910, quando eram fabricados em bronze e cobre e utilizados na indústria automobilística, como radiadores de água. A partir da década de 1940, a indústria aeroespacial fez uso do alumínio na manufatura de tais trocadores de calor e a partir de 1950, a indústria petrolífera também iniciou a utilização desta configuração de trocadores de calor no processo de fracionamento do petróleo.

Os trocadores de calor de placas aletadas são constituídos por uma série de placas planas e por camadas de aletas, unidas de maneira a formar um pacote, conforme ilustrado na Figura 1.1. As placas e aletas são unidas por cabeceiras laterais, que distribuem os fluidos de trabalho entre as placas. As placas também podem ser do tipo placa-tubo e fornecem uma superfície primária de transferência de calor em aplicações onde ocorre a troca térmica entre gases ou líquidos, como por exemplo, radiadores de automóveis. Já as aletas proporcionam a superfície de transferência de calor secundária, tendo influência também na perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho através do trocador de calor.

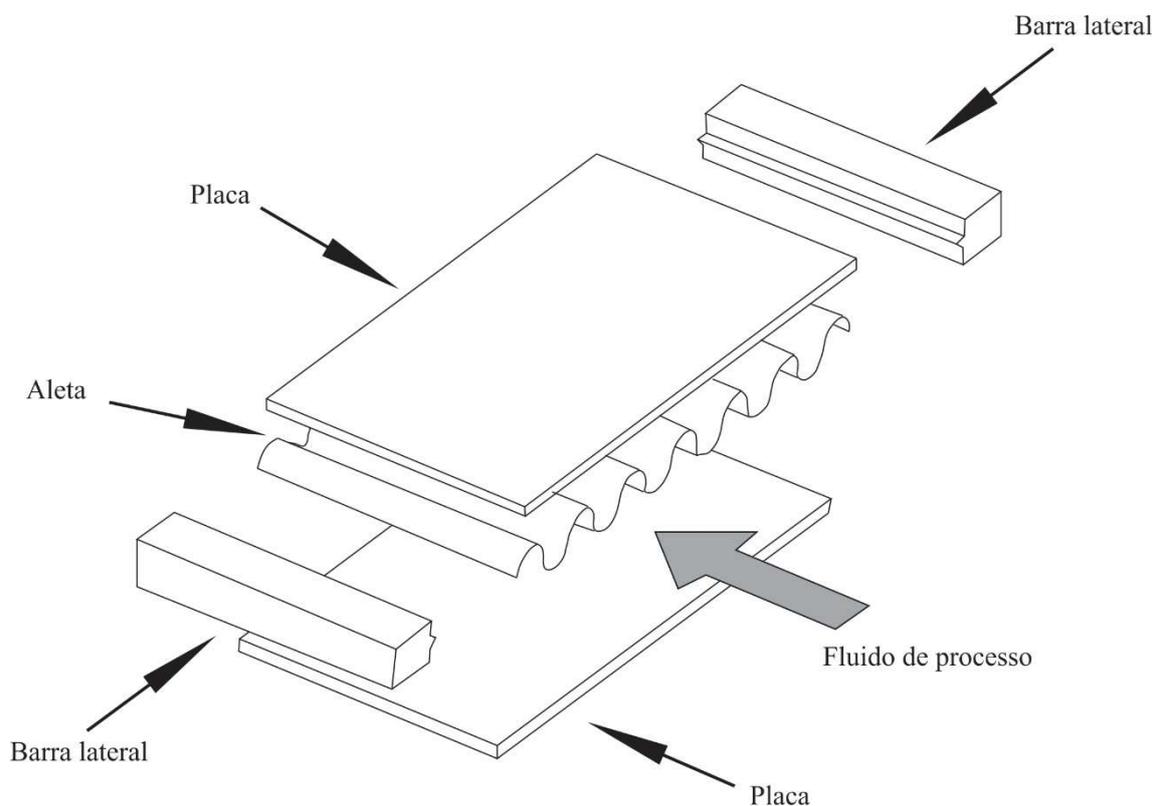


Figura 1.1 - Configuração básica de um trocador de calor de placas aletadas.

As aletas podem possuir diversos formatos, sendo os mais relevantes os formatos triangulares, retangulares e ondulados, conforme ilustrado na Figura 1.2 (a), (b) e (c),

respectivamente. Podem ainda possuir disposição alternada, como nos casos das aletas *offset*, ilustrada na Figura 1.2 (d) e ainda possuir diferentes acabamentos superficiais, como por exemplo, as aletas *multilouver*, que possuem aberturas no formato de venezianas ou ainda perfurações, como mostram as Figuras 1.2 (e) e (f), respectivamente. Em relação a fixação das aletas nas placas, esta pode ser realizada através de processos de brasagem, soldagem interferência mecânica ou ainda através da utilização de substâncias adesivas. As dimensões gerais das aletas são apresentadas através da Figura 1.3, onde H representa a altura da aleta, t é a espessura da aleta, l é a profundidade e s representa a largura de cada uma das aletas.

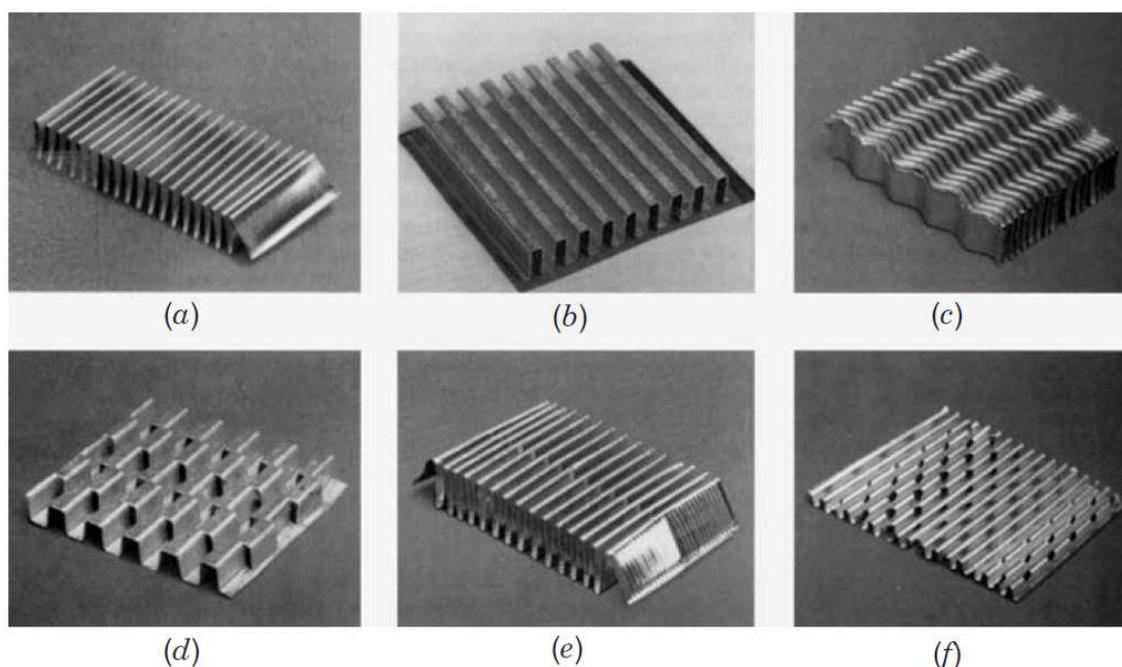


Figura 1.2 - Aletas corrugadas de um trocador de calor de placas aletadas: (a) aletas triangulares, (b) aletas retangulares, (c) aletas onduladas, (d) aletas *offset*, (e) aletas *multilouver*, (f) aletas perfuradas. (Shah e Sekulic, 2003).

Os espaços formados por entre as placas e as aletas constituem os canais de escoamento dos fluidos quente e frio de maneira alternada, onde os fluidos de processo escoam de maneira cruzada, onde as direções do escoamento dos fluidos quente e frio são perpendiculares entre si ou em contracorrente, quando os fluidos escoam em direções paralela porém opostas, conforme ilustram as Figuras 1.4 (a) e (b), respectivamente. Assim, os fluidos de trabalho trocam calor por meio das aletas e placas que constituem o trocador de calor.

Em relação às condições de operação, os trocadores de calor de placas aletadas são usualmente utilizados em condições de operação consideradas moderadas, com pressões abaixo de 700 kPa. Entretanto, existem modelos disponíveis comercialmente capazes de suportar até 8300 kPa. Em relação a temperatura de trabalho da configuração de trocador de calor em questão é limitada pelo processo de fixação entre as aletas e as placas que formam o trocador de calor. Shah e Sekulic (2003) relataram aplicações com temperaturas de trabalho de até 1150°C.

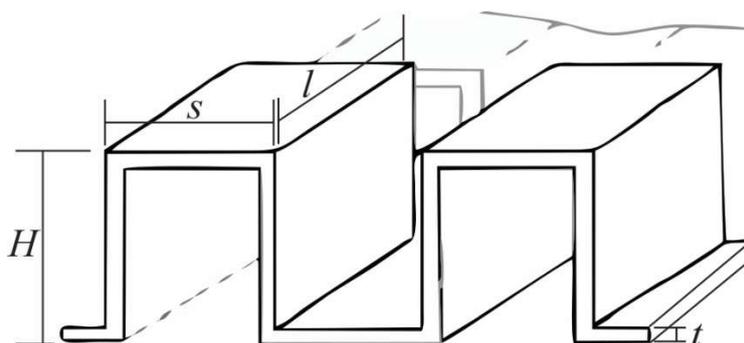


Figura 1.3 - Representação esquemática das aletas de um trocador de calor de placas aletadas.

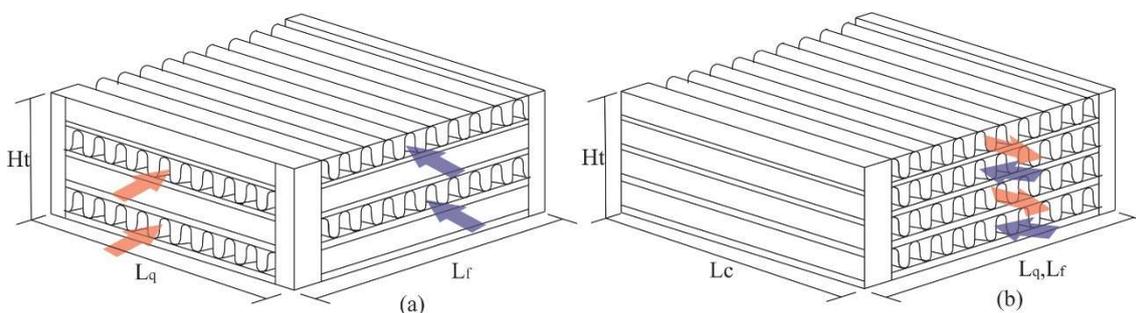


Figura 1.4 - Configuração de escoamento de trocadores e calor de placas aletadas.

Em relação ao processo de dimensionamento dos trocadores de calor de placas aletadas, Kakaç e Liu (2002) afirmaram que métodos detalhados de dimensionamento de trocadores de calor de modo geral são de propriedade dos fabricantes. Além disto, os cálculos de desempenho térmico e perda de carga disponíveis na literatura são baseados em considerações simplificativas, tal como mantendo constante o coeficiente de transferência de calor das aletas. Neste contexto, dimensionar um trocador de calor de maneira a maximizar sua eficiência, ao mesmo tempo em que se busca reduzir seu custo, mantendo aspectos de desempenho térmico dentro dos parâmetros de projeto torna-se um desafio.

A seção a seguir apresenta os estudos mais relevantes ao desenvolvimento do presente trabalho encontrados na literatura que analisam trocadores de calor de placas aletadas.

1.2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Através da revisão bibliográfica relacionada à trocadores de calor de placas sobre a predição do desempenho do trocador de calor, dimensionamento e otimização para uma determinada aplicação. Os estudos verificados fazem uso de abordagens experimentais ou numéricas, incluindo análises de Dinâmica dos Fluidos Computacional (DFC), bem como a aplicação de algoritmos de otimização atuais.

Esta seção apresenta de maneira resumida um apanhado da literatura sobre trocadores de calor de placas aletadas relevantes ao desenvolvimento do presente estudo. Os estudos encontrados na literatura e aqui apresentados estão separados em três categorias: a primeira subseção apresenta as principais análises experimentais desenvolvidas nas últimas décadas referentes à trocadores de calor de placas planas, metodologias de dimensionamento e avaliação de desempenho; a segunda subseção apresenta resumidamente estudos desenvolvidos de maneira numérica onde trocadores de calor de placas são o foco, incluindo modelamento diferencial do escoamento e transferência de calor de trocadores de placas planas. Finalmente a terceira subseção introduz os trabalhos mais relevantes referentes à otimização de trocadores e calor por meio de metodologias de otimização, incluindo metaheurísticas de otimização

1.2.1. Estudos experimentais de trocadores de calor de placas aletadas

Através da análise empírica, inúmeros trabalhos disponíveis na literatura buscaram mensurar e avaliar o desempenho termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas. A Tabela 1.1 apresenta em ordem cronológica os estudos experimentais relevantes ao presente trabalho.

Kays e London (1948) foram capazes de avaliar com precisão o processo de transferência de calor e perda de carga gerada pelo escoamento de diversos fluidos de trabalho no interior de um trocador de calor de placas aletadas, incluindo água aquecida, vapor d'água, óleo e ar. Através dos dados obtidos, os autores propuseram uma série de

correlações capazes de estimar com confiabilidade o desempenho termodinâmico do trocador de calor estudado.

London e Shah (1968) avaliaram o impacto da geometria das aletas no desempenho termodinâmico de um trocador de calor de placas aletadas. No total, os autores avaliaram oito configurações de aletas do tipo *offset* utilizando vapor d'água e ar como fluidos de trabalho. Os dados obtidos através dos experimentos realizados formaram um banco de dados capaz de relacionar a configuração das aletas à taxa de transferência de calor e perda de carga gerada pelo escoamento.

Tabela 1.1 - Resumo da revisão bibliográfica de estudos experimentais em trocadores de calor em placas aletadas.

Referência	Foco do estudo
London e Kays (1948)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
London e Shah (1968)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
Panitsidis <i>et al.</i> (1975)	Investigação do processo de ebulição e condensação
Davenport (1983)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
Sunden e Svantesson (1991)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
Dubrovsy (1995)	Aumento da transferência de calor
Fehle <i>et al.</i> (1995)	Avaliação do campo de temperatura
Hachemi (1999)	Aumento da transferência de calor
Feldman <i>et al.</i> (2000)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
Ghosh (2004)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
Freund e Kabelac (2010)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
Zeng <i>et al.</i> (2012)	Investigação da perda de carga e transferência de calor
Fernández-Seara <i>et al.</i> (2013)	Investigação da perda de carga e transferência de calor

Panitsidis *et al.* (1975) apresentaram uma abordagem simplificativa na análise experimental desenvolvida, analisando uma única aletada de maneira isolada do restante do trocador de calor de placas aletadas. No estudo, os autores utilizam como fluido de trabalho Freon-113 em processo de ebulição e álcool isopropílico durante o processo de condensação.

Os dados obtidos referentes ao processo de transferência de calor da análise de uma única aleta foram então extrapolados de maneira a prever o desempenho termodinâmico do trocador de calor completo. Panitsidis *et al.* (1975) relataram em seu

estudo boa concordância entre os resultados obtidos através do processo de extrapolação de dados provenientes da aleta analisada e dados experimentais considerando o trocador completo. Os autores também ressaltaram limitações do estudo desenvolvido referentes à consideração de temperatura constante em todo conjunto de aleta, uma vez que a variável foi analisada de maneira isolada em uma unidade de aleta. Já Feldman (2000) avaliou o processo de transferência de calor em aletas perfuradas durante o processo de ebulição do fluido refrigerante CFC-114 em diferentes regimes de mudança de fase considerando variação do valor do título de mistura das fases do fluido de trabalho.

Davenport (1983) e Sunden e Svantesson (1991) analisaram unidades de trocadores de calor de placas aletadas com uma e duas camadas de placas, respectivamente. Ambos estudos utilizaram água aquecida como fluido de trabalho. Os autores foram então capazes de avaliar o coeficiente de transferência de calor e perda de carga dos trocadores de calor analisados. Os estudos apresentaram incertezas entre 5 e 15% para as medições referentes ao processo de transferência de calor e entre 6 e 12% para as avaliações de perda de carga.

Gosh (2004), conduziu uma série de experimentos em três configurações de aletas onduladas e seis diferentes padrões de aleta *offset*. O autor avaliou os coeficientes de transferência de calor e perda de carga em regimes de escoamento laminar e turbulento, criando correlações para as variáveis estudadas em cada regime de escoamento considerado.

Em contrapartida aos estudos mencionados até o momento que avaliaram o desempenho termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas através da leitura direta das temperaturas de entrada e saída dos fluidos de trabalho, alguns estudos focaram na determinação do coeficiente de transferência de calor convectivo, variável determinada através de diferentes técnicas.

Fehle *et al.* (1995) utilizaram a técnica interferometria holográfica na determinação do campo de temperatura do escoamento dos fluidos de trabalho em trocadores de calor de placas aletadas. Tal método utilizou a sobreposição de ondas de luz de maneira que variações superficiais ou de densidade de um fluido pudessem ser detectadas visualmente. Uma vez determinado o campo de temperatura, os autores puderam estimar os valores locais do coeficiente de transferência de calor convectivo.

Freund e Kabelac (2010) buscaram avaliar de maneira precisa o coeficiente de transferência de calor sem perturbar o escoamento no interior do trocador de calor. Para isso, os autores desenvolveram o método chamado *Temperature Oscillation Infra-Red*

Thermography (TOIRT) ou termográfica infravermelha de oscilação de temperatura. O método proposto pelos autores permitiu a avaliação local do coeficiente de transferência de calor em tempo real considerando somente a superfície externa do trocador de calor.

Utilizando o método proposto por Freund e Kabelac (2010) juntamente com o Algoritmo Genético (AG), Zeng *et al.* (2012) foram capazes de determinar de maneira individual, os coeficientes de transferência de calor convectivos para os lados quente e frio do trocador de calor de placas aletadas utilizando ar com o fluido de trabalho.

Fernández-Seara *et al.* (2013) buscaram simplificar a avaliação do coeficiente de transferência de calor convectivo de um trocador de calor de placas de titânio utilizando água como fluido de trabalho. Através do método gráfico de Wilson, o qual considera a divisão da resistência térmica entre o fluido e o trocador de calor em uma parcela referente à convecção e uma segunda parcela constante, os autores apresentaram valores do coeficiente de transferência de calor para os lados quente e frio do trocador de calor. Além da avaliação de desempenho térmico do trocador de calor, variando a vazão mássica dos fluidos de trabalho, os autores propuseram uma correlação capaz de estimar o coeficiente de transferência de calor convectivo. Segundo Fernández-Seara *et al.* (2013) a correlação apresentou boa concordância em relação aos dados experimentais, com erros de até 15%.

Além de análises locais de desempenho, alguns estudos apresentaram formas de aumentar o desempenho termodinâmico do trocador de calor, avaliando diferentes configurações de aletas.

Dubrovsky (1995), com o objetivo de aumentar a taxa de transferência de calor de placas aletadas, investigou de maneira experimental a influência da geometria das aletas. Três tipos de aletas foram avaliadas: aletas triangulares, planas e triangulares *louvered*. Em cada configuração, parâmetros como altura, passo e espessura das aletas foram considerados, totalizando 42 configurações diferentes.

O coeficiente de transferência de calor pode então ser determinado, bem como a perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho utilizados, água e ar. Os resultados obtidos pelo autor permitiram a criação de correlações referentes ao coeficiente de transferência de calor e perda de carga. Segundo o autor, as correlações desenvolvidas apresentaram erros de até 10% em relação à determinação do coeficiente de transferência de calor e de até 15% em relação à perda de carga.

Hachemi (1999) estudou a influência do comprimento da aleta no coeficiente de transferência de calor de um trocador de calor de placas planas. O autor utilizou um exemplo de trocador aplicado em um painel de aquecimento solar para quatro diferentes

valores de comprimento de aleta, nas quais escoavam ar. Além das aletas, o autor incluiu no estudo o impacto gerado pela cobertura de policarbonato do aquecedor solar, duas configurações foram avaliadas: paredes duplas e triplas. A avaliação se deu através da medição direta da temperatura nas seções de entrada e saída do ar no trocador de calor e juntamente com a medição da vazão do escoamento, foi possível determinar o coeficiente de transferência de calor do aquecedor solar.

Os resultados obtidos por Hachemi (1999) foram comparados com resultados obtidos sem a utilização das aletas, ou seja, ar escoando em um canal composto por duas placas planas. O autor concluiu que a utilização da placa de policarbonato com parede tripla induz o escoamento à valores menores de perda de carga quando comparados à cobertura de parede dupla. Além disso, a melhor relação entre transferência de calor e perda de carga foi obtido através do uso de aletas com 5 cm e cobertura tripla de policarbonato.

1.2.2. Estudos numéricos de trocadores de calor de placas aletadas

Alur (2012) afirmou que o projeto de um trocador de calor de placas requer a análise de diversas variáveis, tais como: passo, altura, largura, profundidade e espessura das aletas. Realizar experimentalmente à análise de todas as variáveis de projeto em conjunto seria demasiadamente dispendiosa em termos de tempo e custo de amostras de trocadores de calor a fim de que ensaios experimentais fossem realizados. Assim, com o advento da computação na década de 1960 e na revolução imposta por ela nas décadas seguintes, a análise numérica tornou-se, de certa maneira, simples e eficiente em relação as análises experimentais.

Com o desenvolvimento de ferramentas computacionais, *hardware* e *software*, mais poderosas, notou-se que na literatura disponível encontram-se estudos que fizeram uso da abordagem numérica e focaram na determinação dos coeficientes de transferência de calor convectivo e na perda de carga, variáveis fundamentais em um projeto de trocador de calor. Além do foco em variáveis locais, outros estudos apresentaram metodologias de dimensionamento de trocadores de calor de placas aletadas bem como no processo de otimização em aplicações de trocadores de calor, utilizando diversas técnicas numéricas, incluindo análises através da Dinâmica de Fluidos Computacional (DFC). As Tabelas 1.2 e 1.3 apresentam de maneira resumida uma relação dos estudos numéricos relevantes do desenvolvimento do presente estudo.

Szucs (1962) avaliou o desempenho termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas considerando a condutividade térmica da aleta em direção paralela ao escoamento em relação as aletas. Também considerou a temperatura da superfície do trocador de calor não uniforme, simplificação frequentemente utilizada na análise de trocadores de calor. A análise apresentada pelo autor gerou um sistema de equações diferenciais de segunda ordem, resolvidas parcialmente através do cálculo operacional e da expansão das condições de contorno através de séries de Fourier. A resolução dos sistemas de equações levou a criação de um modelo capaz de prever o desempenho de um trocador de calor de se adaptar a uma grande quantidade de condições de contorno.

Dando continuidade, Szucs e Tasnádi (1967) apresentaram uma metodologia de dimensionamento de trocadores e calor de placas aletadas. Como mencionado anteriormente, o método proposto por Szucs (1962), tem como diferencial a consideração da não uniformidade de temperatura ao longo da superfície das aletas analisadas. Entretanto, no presente trabalho, os autores extrapolaram tal análise aplicando-a em uma unidade de trocador de calor de placas aletadas. Como conclusão, os autores foram capazes de prever o desempenho de um trocador de calor de maneira simplificada e direta, com erros relativos entre 10 e 30%.

Pingaud *et al.* (1989) desenvolveram um algoritmo baseado no Método das Diferenças Finitas (MDF) para simular o comportamento termodinâmico de um trocador de calor de placas aletadas em condições de regime permanente e em regime transiente. O algoritmo proposto foi avaliado considerando aplicações industriais, incluindo processos de evaporação, condensação e de “partida”, ou seja, o primeiro momento em que o escoamento do fluido de trabalho tem início; em regime permanente e no período de desligamento. Concluem que o algoritmo proposto foi capaz de reproduzir e prever de maneira adequada e com confiabilidade, porém sem quantificar a incerteza obtida.

Luy *et al.* (1991) analisaram o escoamento as características de transferência de calor em um trocador de calor de placas aletadas com duas camadas em regime de escoamento laminar. Utilizando a Dinâmica de Fluidos Computacional (DFC), as equações governantes referentes à quantidade de movimento, massa e energia foram resolvidas novamente através do MDF. O modelo avaliado pelos autores considerou um trocador de calor com duas placas de espessura e temperatura das superfícies de troca térmica constante durante o escoamento em regime laminar. Os autores concluíram o estudo frisando a forte relação da troca térmica e da perda de carga em relação aos parâmetros geométricos do trocador de calor.

Tabela 1.2 - Resumo da revisão bibliográfica de estudos numéricos em trocadores de calor de placas aletadas.

Referência	Método	Objetivos
Szucs (1962)	Cálculo operacional	Avaliação de transferência de calor
Szucs e Tasnádi (1967)	Cálculo operacional	Metodologia de dimensionamento de trocadores de calor de placas planas
Pingaud <i>et al.</i> (1989)	Diferenças finitas	Avaliação de desempenho térmico e estrutural
Luy <i>et al.</i> (1991)	Diferenças finitas	Avaliação de escoamento e transferência de calor
Prasad (1996)	-	Avaliação de transferência de calor
Ranganayakulu e Seetharamu (1999)	Métodos dos elementos finitos	Avaliação da condução longitudinal, escoamento e efeitos da não uniformidade de temperatura
Ghosh <i>et al.</i> (2006)	Método do particionamento sucessivo	Metodologia de dimensionamento de trocadores de calor de placas aletadas
Zhang <i>et al.</i> (2010)	Modelos dos parâmetros distribuídos	Dimensionamento de trocadores de calor de placas planas aletadas
Feru <i>et al.</i> (2014)	Métodos das diferenças finitas	Avaliação da transferência de calor
Gupta <i>et al.</i> (2017)	Rede Neural Artificial	Avaliação da transferência de calor

Tabela 1.3 - Resumo da revisão bibliográfica de estudos numéricos que fizeram uso da análise DFC em trocadores de calor em placas aletadas.

Referência	Método	Objetivos
Zhang <i>et al.</i> (1997) (a)	Método dos volumes finitos	Avaliação da transferência de calor
Zhang <i>et al.</i> (1997) (b)	Método dos volumes finitos	Aumento de desempenho termodinâmico
Wen <i>et al.</i> (2006)	Método dos volumes finitos	Avaliação do escoamento
Pham e Plourde (2008)	<i>Large Eddy Simulation</i>	Avaliação da transferência de calor
Zhang (2009)	Método dos volumes finitos	Avaliação da má distribuição do escoamento no interior do trocador de calor de placas aletadas
Ismail <i>et al.</i> (2009)	Métodos dos volumes finitos	Avaliação do escoamento e geração de dados de projeto
Saad <i>et al.</i> (2012)	Método dos volumes finitos	Avaliação de perda de carga
Yang e Li (2014)	Método dos volumes finitos	Avaliação da transferência de calor
Wang <i>et al.</i> (2014)	Método dos volumes finitos	Avaliação da perda de carga e transferência de calor
Liu <i>et al.</i> (2015)	Método dos volumes finitos	Avaliação da perda de carga e transferência de calor
Lee e Lee (2015)	<i>Large Eddy Simulation</i>	Otimização de trocadores de calor
Yin e Ooka (2015)	Método dos volumes finitos	Otimização de trocadores de calor
Aliabadi <i>et al.</i> (2015)	Método dos volumes finitos	Avaliação de perda de carga e transferência de calor
Yang <i>et al.</i> (2017)	Método dos volumes finitos	Avaliação da má distribuição do escoamento no interior do trocador de calor de placas aletadas

Prasad (1996) analisou um conjunto de aletas de um trocador de calor de placas aletadas, desenvolvendo um modelo numérico capaz de determinar o campo de temperatura do escoamento ao longo do conjunto de aletas avaliadas e estabelecer um valor de eficiência do trocador de calor. Além disso, o modelo desenvolvido, considerou a condução transversal das aletas, demonstrando significativa importância nos resultados obtidos numericamente. Os dados gerados pelo modelo numérico desenvolvido são úteis ao engenheiro projetista durante o processo de dimensionamento de um trocador de placas aletadas.

De maneira similar ao estudo realizado por Prasad (1996), Ranganayakulu e Seetharamu (1999) analisaram numericamente um trocador de calor bidimensional de placas aletadas considerando o efeito da condução de calor longitudinal nas aletas avaliadas. Os autores verificaram a não uniformidade do fluido de trabalho nas adjacências das paredes do trocador de calor, também foram capazes de avaliar o perfil de velocidade do fluido nas regiões de entrada e saída do trecho de trocador de calor avaliado.

Os autores também realizaram estudos variando as condições de operação do trocador de calor, alterando as condições de contorno do modelo numérico. Para cada situação avaliada os valores de eficiência foram determinados. Os autores concluíram o estudo ressaltando que os valores de eficiência podem apresentar diferenças de até 20% quando utilizada a simplificação a qual estipula a temperatura constante ao longo das aletadas do trocador de calor.

Ghosh *et al.* (2006) desenvolveram um algoritmo para análise de trocadores de calor de placas aletadas. O chamado método do particionamento sucessivo, envolvendo a análise tridimensional do trocador de calor considerando a transferência de calor nas direções normais e paralelas ao escoamento, solucionando as equações governantes de maneira iterativa. Tal método, inicialmente divide o trocador de calor em pacotes com duas camadas de placas, separando o escoamento dos fluidos de trabalho em porções de área ao longo do sentido principal do escoamento, criando uma série de volume de controle.

Os dados obtidos numericamente referentes à transferência de calor e perda de carga foram comparados com resultados apresentados por Shah *et al.* (1990). Segundo os autores, o algoritmo apresentou bom desempenho em relação à qualidade dos dados numérico, gerando perfis de temperatura idênticos aos resultados de referência.

Zhang *et al.* (2010) desenvolveram um modelo numérico de dimensionamento de trocadores de calor de placas aletadas chamado de Método dos Parâmetros Distribuídos (MPD). Tal modelo divide os canais de passagem do fluido de trabalho formado pelas aletas em volumes de controle, resolvendo em cada um destes volumes uma única equação governante referente ao balanço de energia. Em relação as variáveis de perda de carga e do coeficiente de transferência de calor utilizaram correlações propostas por Kays e Londo (1964), evitando a resolução de equações diferenciais, reduzindo o tempo de processamento computacional. Segundo os autores, o MPD demonstrou grande eficácia na resolução do escoamento de ar húmido no interior do trocador de calor, sendo capaz inclusive de avaliar a taxa de condensação do vapor de água na superfície de transferência de calor.

Feru *et al.* (2014) apresentaram o modelamento numérico de um trocador de calor de placas aletadas considerando o escoamento bifásico de água. Deferentemente de outras análises descritas anteriormente, o modelo desenvolvido considerou o escoamento no trocador de calor em regime transiente utilizando o MDF. A eficácia do modelo numérico foi verificada utilizando um estudo de caso de um recuperador de energia utilizado em motores diesel. A validação numérica se deu em duas etapas: regime transiente, no momento de partida e desligamento e em regimes transientes existentes nos ciclos de partidas do motor. Logo, o modelo numérico apresentou erros de até 4% em relação aos dados de referência obtidos de maneira experimental.

Gupta *et al.* (2017) fizeram uso de dados experimentais de desempenho de trocadores de calor de placas aletadas no desenvolvimento de um modelo numérico baseado na combinação de Redes Neurais Artificiais (RNA) e o método de otimização AG. O objetivo principal do modelo proposto pelos autores foi o de estimar o comportamento termodinâmico do trocador de calor em ampla faixa de operação, não limitada somente aos dados experimentais utilizados como referência.

Assim, através dos dados experimentais referentes a efetividade apresentados originalmente por Kays (1960) em 24 condições de temperaturas e vazões mássicas do fluido, foi aplicada a RNA. O modelo proposto utilizou como parâmetros de entrada a capacidade de transferência de calor entre os fluidos quente e frio, perda de carga gerada pelo escoamento, temperaturas de entrada dos fluidos de trabalhos. Como resultados, o modelo numérico foi capaz de estimar as temperaturas de saída do trocador de calor avaliado.

Até o momento, as técnicas numéricas apresentadas buscaram estimar o desempenho termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas como um todo, sem focar em variáveis locais, como por exemplo, valores do coeficiente de transferência de calor convectivo. A seguir são apresentados estudos que aplicaram a DFC com o objetivo de determinar o comportamento do escoamento no interior de trocadores de calor. Em tal abordagem, a DFC é capaz de representar em detalhes o comportamento do escoamento escoando por entre as aletas que formam o trocador de calor. Através da análise detalhada, é possível determinar o comportamento e otimizar o trocador de calor como um todo, tornando a análise precisa e simplificada, sem que esta dependa de correlações simplificativas. A Tabela 1.3 apresenta uma relação de estudos disponíveis na literatura que utilizam DFC na análise de trocadores de calor de placas aletadas.

Zhang *et al.* (1997a) desenvolveram um modelo numérico capaz de representar o comportamento termodinâmico de um trocador de calor de placas aletadas em padrão *offset*. O modelo desenvolvido pelos autores fez uso do Método dos Volumes Finitos (MVF) e foi capaz de representar o escoamento em regimes transiente e laminar. Os resultados obtidos numericamente foram comparados com dados experimentais e de acordo com os autores, a análise transiente do escoamento no interior do trocador de calor proporcionou maior precisão à predição da transferência de calor do trocador.

Dando sequência ao trabalho desenvolvido, Zhang *et al.* (1997b), avaliaram mecanismos de aumento do desempenho térmico de trocadores de calor de placas aletadas. A avaliação considerou parâmetros como a espessura e o arranjo das aletas, estas podendo ser alinhadas ou em arranjo *offset*. Os autores foram capazes de observar a periodicidade da formação da camada limite ao longo das superfícies das aletas e a variação do coeficiente de transferência de calor ao longo das superfícies do trocador de calor, além disto, o modelo também foi capaz de prever perda de carga gerada pelo escoamento.

A avaliação se deu variando o número de Reynolds, partindo do regime laminar até o regime de escoamento turbulento, incluindo a zona de transição entre os regimes de escoamento. Os autores verificaram um aumento significativo da transferência de calor quando o escoamento passa para o regime turbulento, consequência da formação de vórtices entre as aletas. Além disso, destacaram que o arranjo *offset* das aletas permite que o ponto de transição ocorra à valores inferiores do número de Reynolds quando comparado com o arranjo de aleta alinhado.

Wen *et al.* (2006) fizeram uso do MVF para investigar o escoamento na região de entrada de um trocador de calor de placas aletadas, formada pela cabeceira que distribui o fluido de trabalho entre as camadas de placas do trocador de calor. Os dados permitiram avaliar o desempenho termodinâmico do trocador de calor e a influência da geometria da cabeceira em seu funcionamento.

Zhang (2009) e Yang *et al.* (2017) aplicaram o MVF na investigação da má distribuição do fluido nas camadas de placas que compõem um trocador de calor de placas aletadas. Os autores consideram os efeitos conjuntos do distribuidor de entrada, placas e coletor de saída do trocador de calor. A região central do equipamento, formada pelas camadas de placas foi modelada como um meio poroso. Esta consideração simplificada reduziu significativamente a demanda computacional do modelo numérico.

De acordo com Zhang (2009) em relação ao desempenho termodinâmico do trocador de calor, o aumento do espaçamento das aletas sofreu menor influência da distribuição do fluido de trabalho. Já a capacidade de transferência de calor do equipamento aumentou com a redução do passo das aletas bem como a perda de carga gerada pelo escoamento.

Ismail *et al.* (2009), também utilizando o MVF, avaliaram o desempenho termodinâmico de três trocadores de calor de placas aletadas em função da má distribuição do fluido de trabalho ao longo das camadas de placas. Diferentemente dos estudos propostos por Wen *et al.* (2006) e Zhang (2009), os autores realizaram uma série de simulações variando a geometria e configuração das aletas bem como a adição de defletores no interior do distribuidor do trocador de calor. Os resultados obtidos numericamente destacaram que a adição dos defletores melhorou a distribuição do escoamento entre as camadas de placas, entretanto, elevaram significativamente a perda de carga gerada pelo escoamento.

Da mesma maneira Saad *et al.* (2012), Yang e Li (2014) fizeram uso do MVF na análise termodinâmica do escoamento no interior de um trocador de calor de placas aletadas em regime permanente, buscando avaliar o desempenho da transferência de calor e perda de carga.

Wang *et al.* (2014) fizeram uso da abordagem simplificada na qual o trocador de calor de placas aletadas é modelado como um meio poroso. O domínio computacional escolhido pelos autores reproduziu um trocador de calor completo de 15 camadas de placas, considerando os distribuidores de entrada e saída dos fluidos de trabalho. Inicialmente, o modelo foi validado através de uma série de testes experimentais. O

modelo de meio poroso nas simulações numéricas do trocador de calor proporcionou boa concordância em relação aos resultados experimentais e ainda permitiu a avaliação da geometria das aletas, inclusive a avaliação de aletas perfuradas.

Liu *et al.* (2015) desenvolveram um modelo numérico tridimensional utilizando o MVF com o objetivo de investigar o efeito do ângulo de entrada de ar num trocador de calor de placas aletadas. O ângulo de entrada variando de 0° (quando o escoamento de ar é paralelo ao trocador de calor), até 80° . Os resultados obtidos pelos autores mostraram que com o aumento do ângulo de entrada a capacidade de troca térmica do trocador de calor também aumentou, bem como a perda de carga gerada pelo escoamento. Os autores apresentaram correlações do coeficiente de transferência de calor e perda de carga em função do ângulo.

Yin e Ooka (2015) desenvolveram um modelo numérico tridimensional utilizando o MVF com o objetivo de gerar dados de perda de carga e transferência de calor para um posterior processo de otimização. O modelo considerou escoamentos laminar em regime permanente. O domínio computacional considerado tinha apenas uma camada de placas, com temperaturas das paredes superior e inferior prescritas. De acordo com os autores, os resultados obtidos apresentaram erros 5% e 8%, respectivamente, para valores de coeficiente de transferência de calor e de perda de carga, quando comparados com valores obtidos por correlações disponíveis na literatura.

Aliabadi *et al.* (2015) investigaram a perda de carga e a transferência de calor em um trocador de calor de placas com geradores de vórtices com perfis de asa. Através do MVF, o modelo numérico desenvolvido pelos autores considerou apenas uma camada de placa e condições de contorno provenientes de experimentos executados pelos autores. Os dados experimentais obtidos pelos autores foram utilizados para validar o modelo numérico, comparando perfis de temperatura e perda de carga. Os autores analisaram o impacto da geometria dos geradores de vórtices, para isto variando altura, passo e ângulo de ataque. Por fim, através da análise parametrizada da geometria, os autores propuseram correlações para o coeficiente de transferência de calor e perda de carga. Tais correlações apresentaram erros inferiores a 10% em relação aos dados obtidos numericamente.

Yang *et al.* (2017) afirmaram que a configuração das cabeceiras de um trocador de calor de placas aletadas possui grande impacto em seu desempenho. Os autores descreveram em seus resultados variações de até 37% em relação a perda de carga enquanto a eficiência do trocador de calor pode variar em até 46%.

Além das tradicionais abordagens do MVF, as quais em sua maioria utilizam abordagens numéricas simplificativas referentes à resolução da turbulência do escoamento, alguns trabalhos disponíveis na literatura fazem uso de modernas técnicas de resolução do escoamento turbulento. Uma das técnicas que se destaca na DFC é o *Large Eddy Simulations* (LES). Em resumo, tal método, aborda o desenvolvimento do escoamento turbulento de maneira transiente, considerando a formação de vórtices e comportamento aleatório do escoamento na resolução das equações governantes do modelo numérico, ao contrário dos tradicionais e comumente utilizados modelos de turbulência simplificativos. Alguns destes trabalhos visualizados na literatura da área são citados conforme segue.

Pham *et al.* (2008) empregaram o LES no estudo da transferência de calor em um trocador de calor de placas aletadas. A avaliação ocorreu em uma geometria com uma única camada de placa aletada em arranjo *offset* na qual o escoamento variava entre o regime laminar e turbulento. De acordo com os autores, devido à grande capacidade de resolução do escoamento proporcionado pelo LES, foi possível a avaliação em detalhe das estruturas turbulentas formadas pela passagem do fluido pelas camadas aletadas. Além disso, relacionaram o desenvolvimento da camada limite do escoamento com os valores locais do coeficiente de transferência de calor, permitindo o projeto otimizado da geometria da aleta e do trocador de calor para uma aplicação específica.

Lee e Lee (2015) apresentaram um modelo numérico criado com o objetivo de examinar as características da perda de carga e da transferência de calor de trocadores de calor de placas. Utilizando o método LES, os autores foram capazes de analisar em detalhes a natureza oscilatória e transiente do escoamento turbulento por entre as placas, especialmente nas regiões próximas às aletas. Os resultados obtidos foram validados experimentalmente e o modelo apresentou boa concordância com os dados experimentais, com erros de até 10%. Por último, criaram correlações adimensionais para a perda de carga e a transferência de calor, em função dos fluidos utilizados bem como a geometria da trocador de calor.

Além de estudos experimentais e numéricos voltados à predição do desempenho de trocadores de calor de placas aletadas, diversos estudos dedicaram-se ao processo de otimização dos parâmetros geométricos de tais equipamentos à uma condição de operação específica. A seção seguinte apresenta os estudos mais relevantes ao desenvolvimento do presente estudo.

1.2.3. Otimização de trocadores de calor de placas aletadas

Uma vez apresentados trabalhos referentes a previsão do desempenho termodinâmico e estudos que buscaram o modelamento experimental e numérico do escoamento no interior de trocadores de calor de placas aletadas, a etapa seguinte do desenvolvimento apropriado do equipamento é a otimização de seu projeto em função de sua respectiva aplicação.

Um projeto de trocador de calor adequado em termos de custo, desempenho e eficiência é obtido através da correta seleção dos parâmetros de projeto para uma aplicação específica. Neste sentido, de acordo com Caputo *et al.* (2008), as escolhas dos engenheiros projetistas são verificadas com base em procedimentos iterativos, envolvendo diversas tentativas até que a condição de desempenho esperada seja obtida.

Embora o procedimento de projeto tentativa e erro seja aceito e forneça resultados razoáveis, o tempo demandado pode ser dispendioso e gera riscos ao desenvolvimento do trocador de calor, incluindo custos de protótipos e equipamentos que não atendam às especificações. Considerando a importância dos trocadores de calor aplicados em processos industriais mencionados anteriormente, técnicas que auxiliem no projeto de tais componentes são de extrema importância, reduzindo custos de desenvolvimento e aumentando a assertividade dos trocadores de calor especificados.

Esta subseção dedica-se a explicar de maneira breve estudos relativos à otimização de trocadores de calor, apresentados nas Tabelas 1.4 e 1.5. Diversos métodos de otimização foram desenvolvidos e aplicados no projeto dos mais variados tipos de trocadores de calor. Na análise da literatura relacionada à trocadores de calor de placas aletadas, constata-se a existência de inúmeros estudos visando dimensionar, aumentar o desempenho termodinâmico além de minimizar o custo de manufatura, operação e manutenção. Os procedimentos de otimização desenvolvidos para uma dada aplicação podem ser classificados de duas maneiras: mono-objetivo, quando o processo de otimização busca maximizar ou minimizar apenas uma função objetivo e multi-objetivos, quando o método de otimização utilizado busca maximizar ou minimizar duas ou mais funções objetivo conflitantes simultaneamente.

Reneau e Niellout (2003) utilizaram algoritmos de otimização *Sequential Quadratic Programming* (SQP) e parte da abordagem de *Mixed Integer Non-Linear Programming* (MINLP), otimizando os parâmetros geométricos das aletas, como altura e espessura, bem como dimensões externas do trocador de calor, incluindo os distribuidores

dos fluidos de trabalho. Uma das principais vantagens do método SQP foi a capacidade do algoritmo convergir para um resultado otimizado com reduzido número de avaliações.

Os autores consideraram restrições de operação, como perda de carga máxima dos lados quente e frio do, altura máxima de empilhamento das placas e velocidade máxima de erosão do trocador de calor. O modelo desenvolvido considerou a avaliação individual de mais de uma função objetivo, como custos de manufatura e operação, volume ocupado e peso do trocador de calor. Duas aplicações industriais foram avaliadas, e o custo total do trocador foi minimizado. Nas avaliações, a metodologia de otimização proposta permitiu reduções no custo de até 21% em relação ao projeto de referência.

Mishra *et al.* (2004) e Xie *et al.* (2008) otimizaram um trocador de calor de placas aletadas de fluxo cruzado utilizando o AG. Os autores minimizaram o custo total de operação anual do trocador de calor variando sete parâmetros de projeto, utilizando restrições de operação, perda de carga e vazão mássicas, volume ocupado pelo trocador de calor e carga térmica requerida. O AG exigiu mais tempo de processamento que o método de otimização utilizado como referência, o método de descida de encosta.

Ghosh *et al.* (2011) e Zhao e Li (2013) utilizaram o AG na otimização de um trocador de calor de placas aletadas, buscando o melhor padrão de empilhamento das placas. Desenvolveram a metodologia que proporcionasse a maior capacidade de transferência de calor com o menor número de placas utilizando diversos fluidos de trabalho. As soluções obtidas pelo AG demonstraram bom desempenho, apresentando perfis de temperatura ao longo das aletas praticamente isotérmicos.

Yousefi *et al.* (2011) utilizaram *Imperialist Competitive Algorithm* (ICA) para otimizar de um trocador de calor de múltiplas camadas onde sete parâmetros geométricos foram avaliados com o intuito de minimizar o número de geração de entropia, de acordo com o método proposto por Bejan (1977), incluindo as dimensões gerais do trocador de calor e também altura, passo, profundidade e espessura das aletas. Os resultados do ICA foram comparados com o AG e demonstraram desempenho superior utilizando o mesmo número de iterações e tamanho da população.

Dando sequência ao trabalho prévio, Yousefi *et al.* (2012a) utilizaram o ICA no processo de otimização de um trocador de calor de placas aletadas, empregando como função objetivo o peso e o custo total anual do trocador de calor. Por se tratar de um processo de otimização mono-objetivo, ambas funções a serem otimizadas foram avaliadas de maneira individuais e considerando restrições de operação relativas à perda de carga máxima permitida pelos lados quente e frio do trocador de calor.

Tabela 1.4 - Revisão bibliográfica de estudos de otimização mono-objetivo.

Referência	Otimização	Método	Função objetivo
Reneaume e Niclout (2003)	Mono-objetivo	<i>Sequential Quadratic Programming</i>	Custo total e volume
Mishra <i>et al.</i> (2004)	Mono-objetivo	Algoritmo genético	Custo total anual
Xie <i>et al.</i> (2008)	Mono-objetivo	Algoritmo genético	Custo total e volume
Peng e Ling (2008)	Mono-objetivo	Algoritmo genético e redes neurais	Custos total e anual, volume
Mishra <i>et al.</i> (2009)	Mono-objetivo	Algoritmo genético	Número de geração de entropia
Peng <i>et al.</i> (2010)	Mono-objetivo	<i>Particle Swarm Optimization</i>	Peso e custo total
Rao e Patel (2010)	Mono-objetivo	<i>Particle Swarm Optimization</i>	Número de geração de entropia
Yousefi <i>et al.</i> (2011)	Mono-objetivo	<i>Imperialist competitive algorithm</i>	Número de geração de entropia, volume e custo total
Rao e Patel (2011)	Mono-objetivo	<i>Teaching and learning based optimization</i>	Número de geração de entropia, volume e custo total
Ghosh <i>et al.</i> (2011)	Mono-objetivo	Algoritmo genético	Capacidade térmica
Yousefi <i>et al.</i> (2012) (a)	Mono-objetivo	<i>Imperialist competitive algorithm</i>	Peso e custo total
Yousefi <i>et al.</i> (2012) (b)	Mono-objetivo	<i>Genetic Algorithm Hybrid with Particle Swarm Optimization</i>	Área de transferência de calor e perda de carga
Zhao e Li (2013)	Mono-objetivo	Algoritmo genético	Padrão das camadas do trocador de calor
Yousefi <i>et al.</i> (2013)	Mono-objetivo	<i>Improved Harmony Search algorithm</i>	Área de transferência de calor e perda de carga
Banooni <i>et al.</i> (2014)	Mono-objetivo	<i>Bees Algorithm</i>	Custo total e número de geração de entropia
Zarea <i>et al.</i> (2014)	Mono-objetivo	<i>Bees Algorithm</i>	Efetividade e número de geração de entropia
Hadidi (2015)	Mono-objetivo	<i>Biogeography based optimization</i>	Custo total, área de transferência de calor e perda de carga
Turgut (2016)	Mono-objetivo	<i>Hybrid Cooperative Quantum Particle Swarm Optimizer</i>	Área de transferência de calor, perda de carga e custo total
Doohan <i>et al.</i> (2017)	Mono-objetivo	Método da análise de exergia	Exergia

Tabela 1.5 - Revisão bibliográfica de estudos de otimização multi-objetivo.

Referência	Otimização	Método	Função objetivo
Xiaochun <i>et al.</i> (2008)	Multi-objetivo	Otimização <i>Fuzzy e Particle Swarm Optimization</i>	Peso, perda de carga e efetividade
Sanaye e Hajabdollahi (2010)	Multi-objetivo	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>	Custo total e efetividade
Hajabdollahi <i>et al.</i> (2011)	Multi-objetivo	Rede Neura Artificial e <i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>	Taxa de transferência de calor e perda de carga
Najafi <i>et al.</i> (2011)	Multi-objetivo	Algoritmo genético	Taxa de transferência de calor e custo total
Sanaye e Dehghandokht (2011)	Multi-objetivo	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>	Taxa de transferência de calor e perda de carga
Patel e Savsani (2014)	Multi-objetivo	<i>Multi-Objective Teaching and Learning Optimization</i>	Custo total, peso, perda de carga e efetividade
Ayala <i>et al.</i> (2015)	Multi-objetivo	<i>Multi-Objective Free Search Differential Evolution</i>	Efetividade, custo total
Hajabdollahi (2015)	Multi-objetivo	<i>Multi-Objective Particle Swarm Optimization</i>	Custo total e efetividade
Wang e Li (2015)	Multi-objetivo	<i>Improved Multi-Objective Cuckoo Search</i>	Taxa de transferência de calor e irreversibilidades referentes ao atrito gerado pelo escoamento dos fluidos de trabalho
Du <i>et al.</i> (2016)	Multi-objetivo	Algoritmo genético	Taxa de transferência de calor e perda de carga.
Raja <i>et al.</i> (2017)	Multi-objetivo	<i>Multi-objective Heat Transfer Search</i>	Efetividade, custo total, peso, e número de geração de entropia
Wen <i>et al.</i> (2017)	Multi-objetivo	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>	Fator de atrito e fator de Colburn
Khan e Li (2017)	Multi-objetivo	<i>Differential Evolution</i> e Algoritmo Genético	Taxa de transferência de calor, custo de investimento, custo operacional e custo total.

Os resultados obtidos pelos autores usando ICA foram comparados com resultados obtidos pelo AG. Destacaram melhoria significativa dos resultados otimizados pelo ICA em relação ao GA, que tinha obtido um peso total do trocador de calor 34% superior e custo 7% maior ao algoritmo utilizado pelo estudo.

Rao e Patel (2011) minimizaram o número de geração de entropia de um trocador de calor de placas aletadas usando o *Teaching-Learning-Based Optimization* (TLBO). As restrições de projeto adotadas no procedimento de otimização levaram em consideração o volume máximo ocupado pelo trocador de calor e a capacidade de transferência de calor do equipamento.

Os resultados obtidos via TLBO foram comparados com resultados obtidos por AG e pelos algoritmos *Particle Swarm Optimization* (PSO), os quais apresentaram resultados superiores em até 21%. Os autores ainda destacaram que diferentemente de outros algoritmos como o AG, PSO, o TLBO não requer nenhum ajuste de parâmetros, tornando o método de simples aplicação.

Yousefi *et al.* (2013) empregaram o método *Improved Harmony Search* (IHS), no processo de otimização de um trocador de calor de placas. O IHS que simula o processo de improviso de músicos. Metaforicamente, cada músico representa uma variável de projeto, que ao tocar geram notas, ou possíveis soluções, até que a melhor harmonia entre as notas, que representam máximos ou mínimos globais sejam obtidos.

Utilizaram como função objetivo a minimização da área de transferência de calor e a redução da perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho. Conforme realizado em seus trabalhos anteriores, os autores estabeleceram a variação de sete parâmetros geométricos do trocador de calor.

O IHS demandou menor tempo de processamento que o AG, além de apresentar resultados superiores em até 17% em relação a área de transferência de calor e até 22% em relação aos valores obtidos de perda de carga.

Banooni *et al.* (2014) e Zarea *et al.* (2014) utilizaram o *Bee Algorithm* (BA), no processo de minimização do custo total anual e do número de geração de entropia de um trocador de calor a placas. Estudando os mesmos casos avaliados por Xie *et al.* (2008), Rao e Patel (2012), além de Yousefi *et al.* (2012a) e Yousefi *et al.* (2013), os autores otimizaram sete parâmetros geométricos do trocador de calor. Além disso, o procedimento considerou restrições de perda de carga máxima gerada pelos escoamentos dos fluidos de trabalho dos lados quente e frio do trocador de calor.

Os resultados obtidos através do BA foram comparados com os resultados obtidos através do ICA e AG. O número de geração de entropia apresentado pelo BA apresentou melhoria de até 5% e redução do custo total anual de 11% inferior. O BA foi capaz de reduzir o tempo de processamento em 27% quando comparado com os demais algoritmos.

Hadidi (2015) empregou o *Biogeography-Based Optimization* (BBO) na minimização da área de transferência de calor do trocador de calor e em uma segunda etapa do estudo, buscou-se minimizar a perda de carga e o custo total anual do equipamento.

Os resultados obtidos através do BBO foram comparados com os obtidos através de algoritmos PSO, IHS e ICA. O autor concluiu que o custo total anual foi reduzido em até 2% e até 7% a perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos no interior do trocador de calor. Em relação à área de transferência de calor, o BBO também demonstrou superioridade em relação aos demais algoritmos de otimização, reduzindo em até 23% a área de troca. Além da melhoria dos resultados em relação aos demais algoritmos avaliados, o BBO apresentou menor tempo de processamento, com maior velocidade de convergência de resultados.

Além dos métodos de otimização puramente evolutivos, de inteligência de enxame, aprendizagem e sócio-políticos, outros estudos apresentaram a aplicação dos chamados algoritmos híbridos na otimização de trocadores de calor de placas aletadas. Tais algoritmos usam duas ou mais metodologias ou técnicas numéricas e estatísticas com o objetivo de avaliar um determinado caso, unindo as vantagens dos métodos. Alguns destes trabalhos são citados brevemente a seguir.

Peng e Ling (2008) aplicaram uma combinação do AG com RNA na otimização de trocadores de calor de placas aletadas. Utilizando como funções objetivo a massa e o custo total anual, encontrando o tamanho mínimo do trocador e conseqüentemente o menor custo de manufatura, enquanto a minimização do custo total anual garante que o trocador de calor opere com a menor perda de carga gerada pelo escoamento. Sete parâmetros de projeto referentes à geometria das aletas e dimensões externas do trocador de calor foram otimizados.

Os resultados obtidos através da metodologia de otimização híbrida mostraram soluções similares ao estudo de caso avaliado somente com o AG. Entretanto, os autores destacaram que a utilização da RNA foi capaz de reduzir o número de iterações em aproximadamente 50% e permitiram a redução do tempo total de processamento em até 40% em relação ao AG.

Além do algoritmo imperialista competitivo, Yousefi *et al.* (2012b) avaliaram o *Genetic Algorithm Hybrid with Particle Swarm Optimization* (GAHPSO), composto pelo algoritmo GA e pelo PSO. Sete variáveis de projeto foram avaliadas. O processo de otimização desenvolvido pelos autores utilizou como função objetivo a área de transferência de calor e a perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho, ambas avaliadas individualmente.

Destacaram que o algoritmo híbrido apresentou resultados superiores em ambas funções objetivo avaliadas. Em relação a área de transferência de calor, o GAHPSO apresentou valores inferiores em até 8,7% em relação ao PSO e 17,2% ao AG. Analisando a perda de carga, o método híbrido apresentou valores 20% e 11% inferiores que os resultados otimizados através dos AG e PSO, respectivamente.

Turgut (2016) aplicou o *Hybrid Chaotic Quantum behaved Particle Swarm Optimization* (HCQPSO) na minimização da área de transferência de calor, perda de carga e custo total anual. A carga térmica e perda de carga foram utilizadas como restrições de funcionamento do equipamento. A área de transferência de calor, foi calculada utilizando o método de cálculo $\varepsilon - NTU$, enquanto a perda de carga, gerada pelo escoamento dos lados quente e frio do trocador de calor, foi estabelecida através da definição do fator de atrito proposto por Maglik e Bergles (1995). O custo total anual, seguiu a metodologia proposta originalmente por Xie *et al.* (2008).

Sete variáveis de projeto foram otimizadas. Os resultados obtidos através do HCQPSO foram comparados com os obtidos através dos GAHPSO, IHS e ICA. De acordo com os autores, o algoritmo HCQPSO apresentou soluções superiores em todas as funções objetivos avaliadas, com diferenças de até 34,8% em relação aos demais algoritmos utilizados para comparação.

Os estudos apresentados até o momento, nesta revisão bibliográfica, desenvolveram e aplicaram processos de otimização em trocadores de calor de placas aletadas avaliando as funções objetivo de maneira individual, desta maneira caracterizando otimizações mono-objetivo. Entretanto, devido as diversas variáveis e restrições envolvidas em um processo de desenvolvimento de trocadores de calor, a avaliação conjunta de duas ou mais funções objetivo se torna de grande valia, uma vez que estas podem entrar em conflito quando maximizada ou minimizada em relação a uma ou outra função objetivo. A tal modalidade de otimização dá-se o nome de otimizações multi-objetivos.

Najafi *et al.* (2011) e Du *et al.* (2016) utilizaram o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II), para a otimização multi-objetivo de trocadores de calor de placas aletadas. Em Najafi *et al.* (2011) a taxa de transferência de calor foi maximizada ao mesmo tempo que o custo total anual do trocador de calor de placas aletadas foi minimizado. Du *et al.* (2016), maximizaram a taxa de transferência de calor enquanto minimizaram a perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho. Ambos estudos utilizaram como parâmetros de otimização as dimensões externas do trocador de calor, número de placas; passo, altura, espessura e largura das aletas.

Najafi *et al.* (2011) apresentaram os resultados otimizados através da fronteira de Pareto. A chamada fronteira de Pareto, descrita em detalhes no Capítulo 4, representa todo conjunto possível de soluções ótimas do problema multi-objetivo analisado. Através da análise de sensibilidade, os autores investigaram o efeito dos parâmetros geométricos em ambas funções objetivo avaliadas. O aumento da taxa de transferência de calor requer o aumento de área de transferência de calor e conseqüentemente provoca o aumento do custo, o qual deve ser minimizado.

Du *et al.* (2016) também apresentaram uma análise de sensibilidade da taxa de transferência de calor e perda de carga em função dos parâmetros geométricos das soluções otimizadas, os autores propuseram correlações que permitiram a previsão da perda de carga e do coeficiente de transferência de calor.

Patel e Savsani (2014) utilizaram o TLBO na minimização do custo total anual e peso do trocador de calor ao mesmo tempo em que se buscou a minimização da perda de carga, maximizando desta maneira a eficiência do trocador de calor, simultaneamente. Os autores avaliaram o desempenho do TLBO através do estudo de caso inicialmente estudado por Yousefi *et al.* (2012a) e (2012b).

Na primeira avaliação e bem como realizado no trabalho de referência, os autores utilizaram como parâmetros de otimização sete variáveis de projeto, na minimização do peso total do trocador de calor ao mesmo tempo em que se buscou minimizar o custo total anual. A otimização simultânea das duas funções objetivo respeitou restrições de operação impostas pela aplicação e referentes à capacidade de transferência de calor do equipamento e perda de carga gerada pelo escoamento.

Em relação à segunda avaliação, Patel e Savsani (2014) otimizaram a eficiência do trocador de calor de placas aletadas e a perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho, mais precisamente a maximização da primeira enquanto a segunda é minimizada.

Sanaye e Hajabdollahi (2010), Sanaye e Dehghandokht (2011) e Wen *et al.* (2016) fizeram uso do NSGA-II. A eficiência do trocador de calor, custo total de investimento, taxa de transferência de calor, perda de carga, e fator de atrito e fator de Colburn foram investigados. Por natureza, as funções objetivo avaliadas entram em conflito, ao buscar maximizar ou minimizar uma, a outra sofre penalização. Para executar tal tarefa, o NSGA-II variou um total de sete parâmetros de projeto do trocador de calor, considerando as dimensões externas do trocador de calor bem como a geometria da aleta, incluindo o número de placas dos lados quente e frio do trocador de calor.

Os autores destacaram que através da análise da fronteira de Pareto foi possível visualizar o conflito entre a maximização da taxa de transferência de calor e minimização do custo total de investimento do trocador de calor, perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos bem como o fator de atrito, enquanto a eficiência, taxa de transferência de calor e fator de Colburn necessitam ser maximizados. Destacaram que as variáveis que apresentaram maior sensibilidade às funções objetivo avaliadas são referentes à geometria da aleta, como passo e altura das aletas. Propuseram também uma correlação para o dimensionamento de trocadores de calor de placas aletadas levando em consideração o balanço ótimo entre a eficiência e o custo de investimento do trocador de calor.

Hajabdollahi (2015) apresentou um processo de otimização multi-objetivo avaliando de maneira simultânea a eficiência e o custo total anual de um trocador de calor de placas aletadas considerando três diferentes configurações de aletas. No processo de otimização o autor utilizou o PSO em sua variante multi-objetivo, uma vez que as funções objetivo escolhidas foram otimizadas simultaneamente e que por natureza são conflitantes.

A eficiência do PSO foi avaliada através de dois estudos de caso em seis diferentes valores de vazão mássica para os lados quente e frio do trocador de calor. Os resultados obtidos através do PSO multi-objetivo foram apresentados pela fronteira de Pareto, conjunto de soluções ótimas para cada uma das seis vazões mássicas avaliadas.

Wang e Li (2015) realizaram a otimização de um trocador de calor de placas aletadas utilizando o *Improved Multi-Objective Cuckoo Search* (IMOCS). O processo de otimização desenvolvido buscou minimizar o número de geração de entropia e custo total de operação do trocador de calor a medida em que o algoritmo de otimização utilizado maximiza a eficiência do trocador de calor. Seguindo a metodologia proposta por Bejan

(1977). Os autores avaliaram as irreversibilidades referentes à transferência de calor e perda de carga.

O desempenho do algoritmo foi avaliado em três estudos de caso. O primeiro tinha o objetivo de determinar a eficiência do algoritmo quando comparado com outros algoritmos de otimização. O segundo, os autores buscaram minimizar o número de geração de entropia, utilizando como funções objetivo as irreversibilidades relativas à transferência de calor e ao atrito gerado pelo escoamento do fluido, conforme descrito anteriormente. No último, as funções objetivo referentes às irreversibilidades do sistema e o custo total de operação anual foram usadas, possibilitando definição da fronteira de Pareto tridimensional.

Através da análise dos resultados ótimos de Pareto, destacaram o conflito entre a maximização da efetividade e a minimização do custo total anual. Além disso, Wang e Li (2015) destacaram a eficácia do IMOCS quando comparado com os NSGA-II e TLBO, onde o primeiro foi capaz de obter resultados até 5% superiores consumindo um tempo computacional de processamento 20% inferior aos demais algoritmos avaliados.

Diferente das demais análises multi-objetivo, as quais buscaram otimizar até duas funções simultaneamente, Raja *et al.* (2017) apresentaram o *Multi-objective Heat Transfer Search* (MOHTS) otimizando quatro funções objetivo aplicadas em um trocador de calor de placas aletadas.

De maneira a encontrar uma única solução otimizada, a qual considera as quatro funções objetivo avaliadas, fizeram uso de três metodologias de tomadas de decisão: *Linear Programming Technique for Multidimensional Analysis of Preference* (LINMAP), *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) e *Fuzzy*. Os resultados obtidos revelaram o conflito de interesse entre as funções avaliadas, o que já havia sido constatado por outros pesquisadores previamente. Além disto, destacaram a forte influência do passo e da espessura das aletas nos resultados obtidos. Concluíram que o processo de otimização utilizando quatro funções objetivos obteve trocadores de calor mais realísticos e eficientes em relação a processos de otimização de uma ou duas funções objetivo.

Além dos métodos de otimização multi-objetivos utilizados de maneira isolada, muitos autores fizeram uso de metodologias híbridas de otimização multi-objetivo. A combinação de duas ou mais metodologias combinam as vantagens de cada algoritmo ao mesmo tempo em que pontos fracos são suprimidos.

Xiaochun *et al.* (2008) implementaram um processo de otimização multi-objetivo o qual une a metodologia *Fuzzy* e o PSO. Na metodologia proposta, buscaram a maximização ou minimização de cada função objetivo simultaneamente através do PSO, e, em seguida, as chamadas funções de relação *Fuzzy* são estabelecidas.

Um trocador de calor de placas aletadas com resfriamento de óleo por meio de água resfriada foi otimizado, utilizando o peso do trocador de calor, a perda de carga gerada pelos fluidos de trabalho ao escoar pelo trocador e a eficiência do equipamento como funções-objetivo. Já como parâmetros geométricos usaram a largura, altura, o número de placas e as dimensões gerais do trocador.

De acordo com os autores, a metodologia híbrida apresentou redução de 27% do peso do trocador de calor em comparação ao resultado obtido por tentativa e erro. Em relação a eficiência do trocador de calor, a metodologia proposta apresentou valores similares. A perda de carga, teve um acréscimo de 43%, já que a vazão de água de resfriamento foi um dos parâmetros a serem otimizados e este tem impacto direto na eficiência do trocador de calor.

Hajabdollahi *et al.* (2011) apresentaram o modelamento termodinâmico e o projeto otimizado de um trocador de calor de placas aletadas. Como metodologia de estudo, os autores utilizaram a análise DFC acoplada a uma rede neural artificial e o NSGA-II.

O acoplamento da abordagem DFC e da rede neural artificial baseou-se na determinação do comportamento do fator de Colburn e do fator de atrito, eliminando a necessidade da resolução numérica e avaliação de cada caso otimizado, uma vez que a resolução de alguns casos pela abordagem DFC é capaz de alimentar a rede neural para ela ser treinada. Assim, o desempenho térmico e perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho é estabelecido pela rede neural artificial, poupando um tempo significativo de processamento em comparação a determinação via DFC.

Com o objetivo de avaliar o desempenho da metodologia proposta, Hajabdollahi *et al.* (2011) aplicaram o método proposto à um estudo de caso de um trocador de calor utilizado em fornalhas de tijolos, o qual utiliza ar como fluido de trabalho nos lados quente e frio do trocador de placas. Como parâmetros de otimização, os autores definiram as dimensões gerais externas do equipamento, além do passo e altura das aletas. Assim, o processo de otimização buscou maximizar a eficiência do trocador enquanto minimiza a perda de carga, funções objetivo conflitantes.

Ayala *et al.* (2015) propuseram a metodologia híbrida *Multi-Objective Free Search Differential Evolution* (MOFSDE), composta pelos algoritmos *Free Search* (FS) e *Differential Evolution* (DE).

Com o objetivo de avaliar desempenho do algoritmo proposto, avaliaram dois estudos de caso relacionados à otimização de trocadores de calor do tipo placas aletadas e casco tubo. Especificamente, no estudo de caso do trocador de calor de placas aletadas, buscaram minimizar o custo total anual enquanto a eficiência do trocador de calor aplicado à uma fornalha de tijolos foi maximizada. O processo de otimização avaliou nove parâmetros geométricos referente à configuração do trocador de calor, entre eles, a geometria externa do trocador e a configuração das aletas.

Os resultados obtidos foram comparados com NSGA-II, apresentados originalmente por Sanaye e Hajabdollahi (2010). De acordo com os autores 76% das soluções obtidas através da MOFSDE apresentaram resultados superiores quando comparados com NSGA-II. Além disso os autores que o algoritmo MOFSDE pode ser customizado e aplicado em outros estudos.

Khan e Li (2017) propuseram uma nova metodologia de otimização combinando os algoritmos DE, AG e *Adaptive Simulated Annealing* (ASA), resultando no chamado DE-AG-ASA. A técnica proposta generaliza e aumenta a robustez na busca do resultado ótimo global bem como velocidade de convergência quando comparada com os algoritmos populacionais utilizados como base no desenvolvimento da metodologia híbrida.

O estudo de caso avaliado por Sanaye e Hajabdollahi (2010) e Ayala (2015) foi investigado. Entretanto, Khan e Li (2017) utilizaram como função objetivo maximizar a taxa de transferência de calor, enquanto minimiza o custo total anual do trocador de calor. Como parâmetros de otimização, os autores estabeleceram a variação de seis parâmetros geométricos do trocador de calor, incluindo altura, largura e profundidade do equipamento bem como as dimensões principais das aletas, como passo, altura e espaçamento entre as fileiras de aletas.

Em relação aos trabalhos disponíveis na literatura e avaliados na revisão bibliográfica apresentada, nota-se que os trabalhos experimentais se limitaram as condições e configurações de trocadores de calor muito específicas, limitando a aplicabilidade dos dados e correlações geradas. Os trabalhos numéricos, por muitas vezes, adotam hipóteses simplificativas que podem comprometer a qualidade dos resultados ou limitar a abrangência da análise do trocador de calor ou ainda restringir seu uso a situações

específicas. Nota-se também o crescimento do interesse por trabalhos aplicando diferentes algoritmos de otimização buscando minimizar ou maximizar alguma função objetivo específico. Porém, alguns destes estudos aplicaram diversos métodos de otimização e verificaram suas respectivas eficácias comparando-as com estudos de caso chamados *benchmarks*, de décadas passadas, que possivelmente estão desatualizados.

Desta maneira, o presente trabalho propõe uma abordagem conjunta de diferentes técnicas, para resolver o problema de transferência de calor e mecânica dos fluidos em um trocador de calor de placas aletadas. Para isso são utilizados o algoritmo multi-objetivo NSGA-III, a DFC e da metodologia RNA, usando a técnica da Máquina de Aprendizado Extremo (MAE). A integração destas três técnicas buscará suprimir algumas limitações existentes em modelos numéricos apresentados na revisão da literatura. Com o uso das redes neurais artificiais, o presente estudo busca reduzir o tempo de processamento em DFC e otimizações multi-objetivo, bem como reduzir a necessidade de confecção de protótipos ou apparatus experimentais.

1.3. JUSTIFICATIVAS

Considerando a importância dos trocadores de calor aplicados em processos industriais e após a extensa revisão bibliográfica apresentada neste capítulo, é evidente a relevância do estudo e desenvolvimento de metodologias de otimização e projeto de trocadores de calor confiáveis. Tais métodos auxiliam o dimensionamento termodinâmico apropriado, possibilitando a redução de custos referentes ao desenvolvimento, redução do número de protótipos e manufatura, além de propiciar assertividade em relação à aplicação do equipamento e operação eficiente.

Visto que algoritmos de otimização aplicados à problemas de otimização de trocadores de calor de placas aletadas dependem essencialmente de equações que preveem o desempenho termodinâmico do equipamento, a qualidade dos resultados otimizados estão diretamente ligados a qualidade dos dados referentes as correlações termodinâmicas utilizadas durante o processo de otimização. Por esta razão, o presente estudo propõem substituir as correlações termodinâmicas disponíveis na literatura e vastamente utilizadas, por uma RNA, gerada a partir de dados obtidos a partir do modelo numérico DFC, validado experimentalmente.

A partir da RNA devidamente treinada, o estudo desenvolvido propõem otimizar um trocador de calor de placas aletadas em configuração de contracorrente considerando

maximizar a efetividade do trocador de calor, ε , enquanto são minimizados o volume do trocador de calor e a perda de carga dos lados quente e frio da unidade avaliada através do algoritmo evolutivo de múltiplos objetivos. Para tal, o processo de otimização considera sete parâmetros geométricos do trocador de calor, sendo estes, a altura, passo e profundidade das aletas; número de placas dos lados quente e frio, bem como seus respectivos comprimentos.

Como principais contribuições ao estudo de trocadores de calor de placas aletadas e até mesmo para outras configurações de trocadores de calor, o presente estudo apresenta a utilização conjunta de metodologias contemporâneas que reduzem ou até mesmo excluem a necessidade da confecção de protótipos para avaliação experimental, como por exemplo a DFC, RNA e algoritmos de otimização multi-objetivos.

Em relação aos estudos disponíveis na literatura, a abordagem numérica desenvolvida e apresentada através do presente trabalho considerou a análise tridimensional de um pacote de aletas levando em considerando a transferência de calor entre as placas dos lados quente e frio do trocador de calor, não-uniformidade de temperatura ao longo da superfície das aletas e a não-uniformidade dos coeficientes de transferência de calor convectivo nas interfaces entre os domínios fluido e sólido.

Já a aplicação da RNA na avaliação de trocadores de calor de placas aletadas necessita de quantidade de dados adequada, utilizados em seu processo de treinamento, validação e teste, porém muitas vezes tais dados são limitados a uma a poucos dados experimentais ou numéricos. A revisão bibliográfica verificou a utilização de RNA limitada a dados provenientes de modelos simplificados ou que consideram situações não representativas as condições reais de uso. Sendo assim, o presente estudo primou pela qualidade e pela quantidade de dados gerados através do modelo de DFC em condições reais de aplicações industriais.

1.4. OBJETIVOS

O objetivo geral do estudo aqui apresentado é de desenvolver uma metodologia de projeto e otimização de múltiplos objetivos aplicados em trocadores de calor de placas aletadas. A metodologia proposta é verificada otimizando um trocador de calor de placas aletadas considerando um estudo de caso baseado no trabalho experimental de Fernández-Seara *et al.* (2013). Tal metodologia faz o uso conjunto de RNA RVFL, DFC juntamente

com o NSGA-III, otimizando os parâmetros geométricos das aletas que formam o trocador de calor.

A utilização conjunta das abordagens DFC e da RNA RVFL, aplicadas em um processo de otimização forma uma nova metodologia de projeto termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas.

Sendo assim, pode-se listar os seguintes objetivos específicos:

- Desenvolver um modelo numérico baseado na DFC capaz de prever o comportamento termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas;
- Gerar dados de referentes à perda de carga e à transferência de calor relevante a metodologias de projeto de trocadores de calor de placas aletadas através da metodologia DFC;
- Utilizando os dados obtidos via DFC, treinar uma RNA RVFL capaz de prever o desempenho de trocadores de calor de placas aletadas;
- Otimizar um trocador de calor de placas aletadas através do NSGA-III, considerando múltiplos objetivos, onde a RNA treinada funciona como ferramenta de predição de desempenho termodinâmico do trocador de calor, substituindo equações comumente encontradas na literatura.

1.5. ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O presente capítulo apresentou a revisão bibliográfica referente ao estudo de trocadores de calor, considerando análises experimentais, numéricas e trabalhos envolvendo técnicas de otimização e alguns com aplicações em RNA. Tal revisão na literatura justifica a necessidade do desenvolvimento do presente estudo, onde são apresentados o embasamento teórico para o entendimento da metodologia de estudo implementada bem como a correta interpretação dos resultados obtidos. Desta maneira, a tese aqui apresentada está organizada da seguinte maneira.

O Capítulo 1 apresentou a revisão bibliográfica da análise de trocadores de calor de placas aletadas, também introduziu o conceito de trocadores de calor bem como sua fundamentação teórica. O capítulo é finalizado com a justificativa e apresentação dos objetivos propostos pelo presente estudo.

O Capítulo 2, de maneira geral, apresenta o modelamento matemático de trocadores de calor de placas aletadas, detalhando o modelamento analítico utilizado em

grande parte dos trabalhos de otimização encontrados na literatura. Na sequência, o Capítulo 2 introduz a Dinâmica de Fluidos Computacional, modelamento de turbulência, domínios computacionais, condições de contorno e variáveis de interesse.

No Capítulo 3, é apresentado os conceitos de Máquinas de Aprendizado, Redes Neurais Artificiais, bem como a metodologia de aprendizado *Random Vectors Functionally Linked*, utilizada no desenvolvimento do presente estudo. Além disso, o capítulo também apresenta os dados utilizados no treinamento da RNA, bem como as saídas esperadas quando esta encontrar-se devidamente treinada.

O Capítulo 4 apresenta uma breve introdução dos algoritmos de otimização, focando na apresentação do método de otimização de múltiplos objetivos *Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm III* (NSGA-III), utilizado na etapa final do projeto desenvolvido e aqui apresentado.

No Capítulo 5 são apresentados todos os resultados obtidos no desenvolvimento da metodologia de projeto e otimização de um trocador de calor de placas aletadas, incluindo a validação do modelo desenvolvido utilizando a Dinâmica de Fluidos Computacional, treinamento da Rede Neural Artificial utilizando os dados numéricos obtidos numericamente e também a aplicação do processo de otimização de múltiplos obtidos utilizando o algoritmo de otimização NSGA-III, descrito no Capítulo 4.

Finalmente, no Capítulo 6 são apresentadas as conclusões obtidas através do estudo desenvolvido, contribuições geradas por tal desenvolvimento bem como considerações finais.

2. MODELAMENTO NUMÉRICO DE TROCADORES DE CALOR DE PLACAS

A modelagem matemática de trocadores de calor de placas aletadas proporciona ao engenheiro projetista métodos de predição de desempenho que permitam o dimensionamento de um trocador de calor para uma determinada aplicação. O presente capítulo apresenta uma breve introdução analítica do processo de transferência de calor em trocadores de calor de placas aletadas e o modelamento diferencial DFC através do método dos volumes finitos utilizado no presente estudo.

2.1. MODELAGEM TERMODINÂMICA DE TROCADORES DE CALOR DE PLACAS ALETADAS

No desenvolvimento de um trocador de calor, o principal objetivo é relacionar a taxa de transferência de calor, q ; área de transferência de calor, A ; capacidade térmica dos fluidos de trabalho dos lados quente e frio e suas respectivas vazões mássicas, \dot{m}_j , coeficiente global de transferência de calor, U e da diferença de temperatura média dos fluidos de trabalho, T_m . De acordo com Shah e Sekulic (2003), duas relações são utilizadas: o balanço de energia proveniente da primeira lei da termodinâmica e através da taxa de transferência de calor, equações (2.1) e (2.2), respectivamente:

$$q = \dot{m}_j \Delta h_j, \quad (2.1)$$

$$q = UA\Delta T_m, \quad (2.2)$$

onde Δh_j representa a variação de entalpia dos fluidos de trabalho que escoam no interior do trocador de calor.

Em situações onde os fluidos de trabalho não passem por mudanças de fase e os valores do calor específico dos mesmos não varie, a equação (2.1) pode ser reescrita da seguinte maneira:

$$q = \dot{m}_q C_{p,q} (T_{q,e} - T_{q,s}), \quad (2.3)$$

$$q = \dot{m}_f C_{p,f} (T_{f,s} - T_{f,e}), \quad (2.4)$$

onde C_p representa o calor específico à pressão constante dos fluidos de trabalho, $T_{q,e}$ é a temperatura do fluido do lado quente na seção de entrada do trocador de calor, $T_{q,s}$ é a temperatura do fluido quente na seção de saída, $T_{f,s}$ representa a temperatura do fluido de trabalho do lado frio na seção de saída do trocador de calor e finalmente, $T_{f,e}$ é a temperatura do fluido de trabalho do lado frio do trocador de calor da seção de entrada.

Observando o balanço global de energia apresentado na Figura 2.1 e através das equações (2.1) e (2.2) pode-se determinar a transferência de calor em um sistema aberto, não adiabático com uma ou mais correntes de escoamento entrando e saindo do sistema em condições isobáricas. Entretanto, para tal deve-se determinar o valor médio da temperatura dos fluidos de trabalho, ΔT_m .

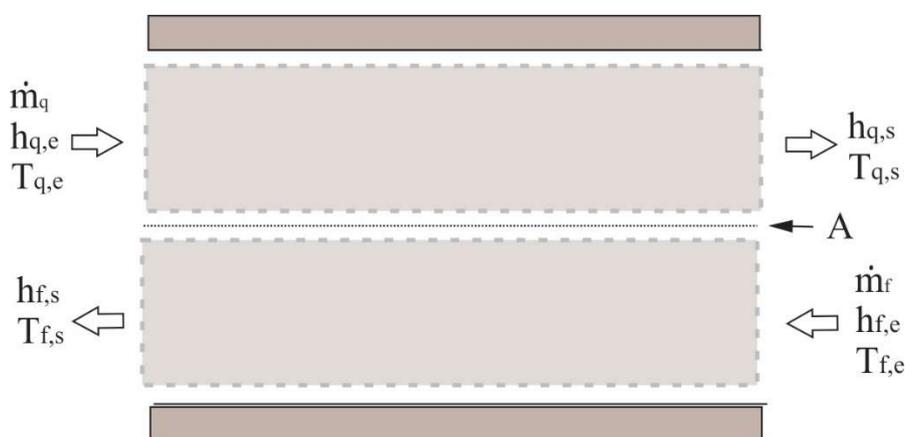


Figura 2.1 - Balanço de energia global para os fluidos quente e frio de um trocador de calor com escoamento contracorrente.

A típica distribuição de temperatura dos fluidos quente e frio de um trocador de calor com escoamento em contracorrente é ilustrada através da Figura 2.2.

Em tal configuração de escoamento, a transferência de calor entre as parcelas quente e fria ocorre com diferença de temperatura máxima, ocorrendo entre as parcelas mais quente em uma extremidade do trocador e das parcelas mais frias dos fluidos de trabalho na extremidade oposta da unidade analisada. Assim, Incropera *et al.* (2008) estabelece a partir do balanço de energia do elemento diferencial dQ apresentado na Figura 2.2 as equações,

$$dq = -\dot{m}_q c_{p,q} dT_q = -C_q dT_q, \quad (2.5)$$

$$dq = \dot{m}_f c_{p,f} dT_f = C_f dT_f, \quad (2.6)$$

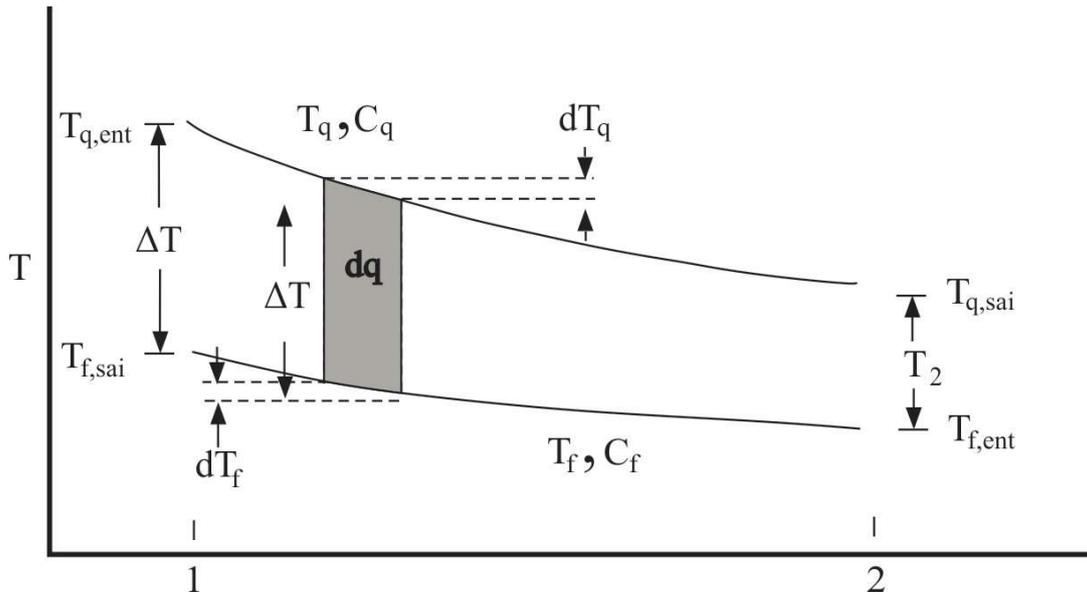


Figura 2.2 - Distribuição de temperatura em um trocador de calor com configuração de escoamento em contracorrente.

$$dq = U\Delta T dA \quad (2.7)$$

$$d(\Delta T) = dT_q - dT_f \quad (2.8)$$

onde, C_q e C_f representam as taxas de capacidade calorífica dos fluidos quente e frio, respectivamente.

Substituindo as equações (2.5) a (2.7) na equação (2.8) e integrando-a ao longo do trocador de calor, obtém-se:

$$d(\Delta T) = -dq \left(\frac{1}{C_q} + \frac{1}{C_f} \right)$$

$$\int_1^2 \frac{d(\Delta T)}{\Delta T} = -U \left(\frac{1}{C_q} + \frac{1}{C_f} \right) \int_1^2 dA$$

$$\ln \left(\frac{\Delta T_2}{\Delta T_1} \right) = -UA \left(\frac{1}{C_q} + \frac{1}{C_f} \right) \quad (2.9)$$

Substituindo C_q e C_f pelas equações (2.5) e (2.6) e em seguida isolando o termo referente à taxa de transferência de calor, tem-se:

$$q = UA \left(\frac{T_{q,s} - T_{f,e} - T_{q,e} + T_{f,s}}{\ln \left((T_{q,s} - T_{f,e}) / (T_{q,e} - T_{f,s}) \right)} \right), \quad (2.10)$$

$$\Delta T_m = \frac{T_{q,s} - T_{f,e} - T_{q,e} + T_{f,s}}{\ln\left(\frac{T_{q,s} - T_{f,e}}{T_{q,e} - T_{f,s}}\right)}, \quad (2.11)$$

A diferença de temperatura média, ΔT_m , apresentada na equação (2.11) representa a chamada *Log Mean Temperature Difference* (LMTD). O uso da LMTD possui simples aplicação somente quando as temperaturas de entrada do trocador de calor são conhecidas e as temperaturas de saída são determinadas ou possíveis de serem determinadas. Entretanto, em grande parte das aplicações industriais, o uso da LMTD torna-se de difícil aplicação. Em tais situações, Incropera *et al.* (2008) recomenda o uso do método $\varepsilon - NTU$, descrito a seguir.

2.1.1. MÉTODO $\varepsilon - NTU$

No método $\varepsilon - NTU$, a taxa de transferência de calor de um trocador é expressa por,

$$q = \varepsilon C_{min} \Delta T_{max}, \quad (2.12)$$

onde ε representa a eficiência ou efetividade do trocador de calor, C_{min} representa o valor mínimo da taxa de capacidade calorífica entre os lados quente e frio do trocador e ΔT_{max} representa a máxima diferença de temperatura da unidade avaliada, que no caso do trocador de calor considerado no presente estudo, é definida como a diferença de temperatura das entradas dos lados quente e frio.

De acordo com Incropera *et al.* (2008), para definir a efetividade de um trocador de calor, em primeiro lugar deve-se determinar a taxa de transferência de calor máxima possível, q_{max} . Essa taxa máxima poderia ser obtida em um trocador de calor contracorrente de comprimento infinito, como ilustra a Figura 2.3.

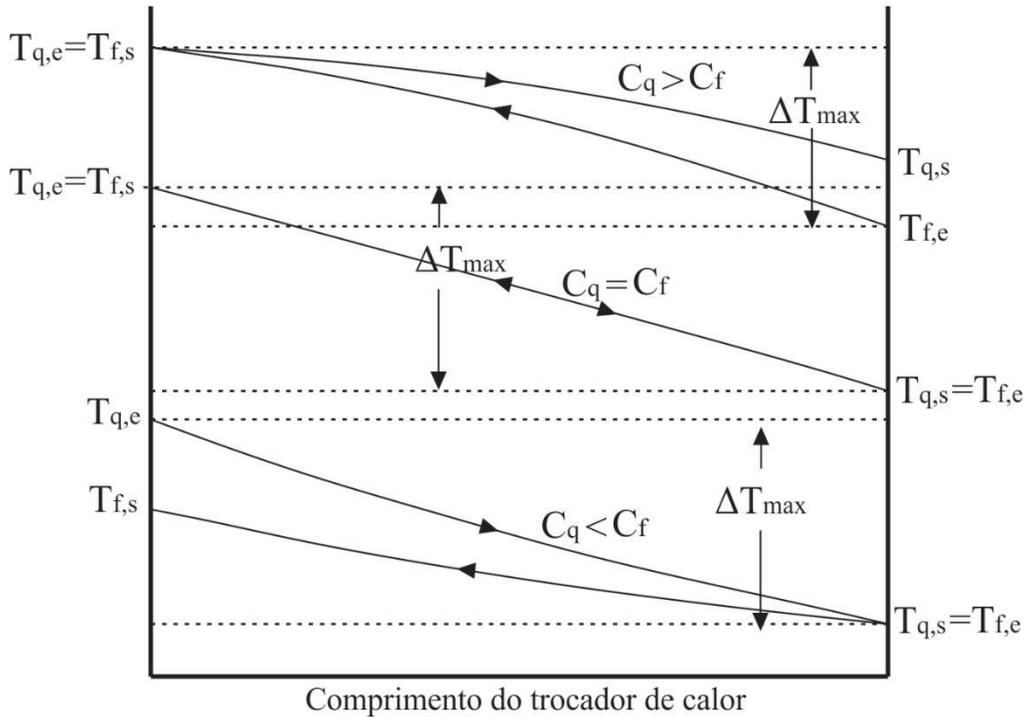


Figura 2.3 - Distribuição de temperatura em um trocador de calor contracorrente de comprimento infinito.

No trocador de calor infinito, ilustrado na Figura 2.3, um dos fluidos irá apresentar a máxima diferença de temperatura, $T_{q,e} - T_{f,e}$, assim, caso $C_f < C_q$ o fluido frio irá apresentar a maior variação de temperatura e aquecido até a temperatura de entrada do fluido quente, onde $T_{q,e} = T_{f,s}$. Nesta situação, a máxima taxa de transferência de calor é obtida através de,

$$q_{max} = C_f (T_{q,e} - T_{f,e}), \quad (2.13)$$

onde a taxa de capacidade calorífica do fluido frio, C_f é determinada por,

$$C_f = \dot{m}_f \cdot Cp_f \quad (2.14)$$

onde \dot{m}_f e Cp_f representam a vazão mássica e o calor específico do fluido de trabalho que escoar no lado frio, respectivamente.

Da mesma maneira, estabelecendo a situação onde $C_q < C_f$. Em tal condição hipotética, o fluido do lado quente do trocador de calor apresenta a maior variação de temperatura, ou seja, $|dT_q| > |dT_f|$. Sendo assim, o fluido quente é resfriado até a

temperatura de entrada do fluido frio, onde a resultante é $T_{q,s} = T_{f,e}$. Sendo assim, tem-se:

$$q_{max} = C_q(T_{q,e} - T_{f,e}), \quad (2.15)$$

onde C_q representa a taxa de capacidade calorífica do fluido quente e é representada por,

$$C_q = \dot{m}_q \cdot Cp_q, \quad (2.16)$$

onde \dot{m}_q e Cp_q representam a vazão mássica e o calor específico do fluido de trabalho que escoo no lado quente, respectivamente.

Generalizando as equações (2.13) e (2.15), a taxa de transferência de calor máxima pode ser definida como:

$$q_{max} = C_{min}(T_{q,e} - T_{f,e}) \quad (2.17)$$

onde C_{min} é igual ao menor valor entre C_q e C_f .

Finalmente, pode-se definir a efetividade, ε , de um trocador de calor como:

$$\varepsilon = \frac{q}{q_{max}}, \quad (2.18)$$

onde a taxa real de transferência de calor, q , pode ser determinada a partir da diferença de temperatura de entrada e saída dos fluidos quente e frio do trocador de calor, conforme mostra a equação (2.19).

$$q = C_q(T_{q,e} - T_{q,s}) = C_f(T_{f,s} - T_{f,e}), \quad (2.19)$$

A variável efetividade introduzida pela equação (2.18) é uma variável adimensional e de acordo com Shah e Sekulic (2003) depende fundamentalmente do número de unidades de transferência ou do inglês *Numer do Transfer Units* (NTU) e da razão entre as taxas de capacidade caloríficas dos fluidos quente e frio, conforme mostra a relação (2.20).

$$\varepsilon = f\left(NTU, \frac{C_{min}}{C_{max}}\right). \quad (2.20)$$

O NTU é um parâmetro amplamente utilizado no desenvolvimento de trocadores de calor em diversas configurações. A equação (2.21) define a variável NTU, função do coeficiente de transferência de calor, área de troca térmica e da taxa de capacidade calorífica mínima.

$$NTU = \frac{UA}{C_{min}}. \quad (2.21)$$

De maneira a determinar a relação entre a efetividade e o NTU, considera-se um trocador de escoamento em contracorrente. Assim, tem-se:

$$\varepsilon = \frac{C_q(T_{q,e} - T_{q,s})}{C_{min}(T_{q,e} - T_{f,e})} = \frac{C_f(T_{f,s} - T_{f,e})}{C_{min}(T_{q,e} - T_{f,e})}. \quad (2.22)$$

Considerando $C_{min} = C_q$, a equação (2.22) torna-se:

$$\varepsilon = \frac{(T_{q,e} - T_{q,s})}{(T_{q,e} - T_{f,e})} \quad (2.23)$$

Igualando as equações (2.3) e (2.4), a razão entre C_{min} e C_{max} é igual a:

$$\frac{C_{min}}{C_{max}} = \frac{\dot{m}_q c_{p,q}}{\dot{m}_f c_{p,f}} = \frac{(T_{f,s} - T_{f,e})}{(T_{q,e} - T_{q,s})}. \quad (2.24)$$

A razão entre as diferenças de temperatura entre as seções de entrada e saída para os lados quente e frio do trocador de calor proveniente da equação (2.24) é aplicada na equação (2.9).

$$\ln\left(\frac{T_{q,s} - T_{f,s}}{T_{q,e} - T_{f,e}}\right) = -\frac{UA}{C_{min}}\left(1 + \frac{C_{min}}{C_{max}}\right). \quad (2.25)$$

Finalmente, ao substituir as equações (2.21) e (2.23) na equação (2.25), a relação entre efetividade e NTU para trocadores de calor de escoamentos paralelo em contra corrente pode ser determinada como,

$$\varepsilon = \frac{1 - \exp\{-NTU[1 + (C_{min}/C_{max})]\}}{1 + (C_{min}/C_{max})} \quad (2.26)$$

Diversas expressões relacionando a efetividade à variável NTU para diferentes configurações de trocadores de calor estão disponíveis na literatura. A Tabela 2.1 apresenta um resumo das correlações de efetividade para as principais configurações de trocadores de calor, conforme descrito por Incropera *et al.* (2008).

Tabela 2.1 - Efetividade em função das configurações do trocador de calor.

Configuração do Trocador	Função
<i>Tubos concêntricos</i>	
Escoamento paralelo	$\varepsilon = \frac{1 - \exp\{-NTU[1 + (C_{min}/C_{max})]\}}{1 + (C_{min}/C_{max})} \quad (2.27)$
	$\varepsilon = \frac{1 - \exp\{-NTU[1 - (C_{min}/C_{max})]\}}{1 - (C_{min}/C_{max})\exp\{-NTU[1 - (C_{min}/C_{max})]\}} \quad (2.28)$
Contracorrente	$\varepsilon = \frac{NTU}{1 + NTU} \quad (2.29)$
<i>Fluxo cruzado</i>	
Fluidos não misturados	$\varepsilon = 1 - \exp\left[\left(\frac{C_{max}}{C_{min}}\right)NTU^{0,22}\left\{\exp\left[-\frac{C_{min}}{C_{max}} \cdot NTU^{0,78}\right] - 1\right\}\right], \quad (2.31)$
C_{max} misturado, C_{min} não misturado	$\varepsilon = \left(\frac{C_{max}}{C_{min}}\right)\left(1 - \exp\left\{-\frac{C_{min}}{C_{max}}[1 - \exp(-NTU)]\right\}\right) \quad (2.32)$
C_{max} misturado, C_{min} misturado	$\varepsilon = 1 - \exp\left(\frac{C_{max}}{C_{min}}\left\{1 - \exp\left[-\frac{C_{min}}{C_{max}}(NTU)\right]\right\}\right) \quad (2.33)$
Trocador genérico	$\varepsilon = 1 - \exp(-NTU) \quad (2.34)$

2.1.2. EQUAÇÕES DE TRANSFERÊNCIA DE CALOR E PERDA DE CARGA DE TROCADORES DE CALOR DE PLACAS ALETADAS

Tradicionalmente, o modelamento termodinâmico de trocadores de calor das mais diversas configurações, incluindo os trocadores de calor de placas aletadas é realiza a partir da análise via $\varepsilon - NTU$, apresentada na seção anterior.

Considerando um trocador de calor de placas aletadas em configuração de escoamento contracorrente, operando em regime permanente, coeficientes de transferência de calor constantes ao longo de toda a superfície submetida a troca térmica e negligenciando a formação e resistência térmica de incrustações nas paredes internas do trocador de calor, temos a efetividade definida conforme apresenta a equação (2.28), exibida na Tabela 2.1.

$$\varepsilon = \frac{1 - \exp\{-NTU[1 - (C_{min}/C_{max})]\}}{1 - (C_{min}/C_{max})\exp\{-NTU[1 - (C_{min}/C_{max})]\}}, \quad (2.28)$$

onde NTU é determinado através da equação (2.21), função de C_{min} . e $U \cdot A$, obtido como,

$$\frac{1}{UA} = \frac{1}{(\alpha A)_q} + \frac{1}{(\alpha A)_f}, \quad (2.35)$$

onde U representa o coeficiente global de transferência de calor, A representa a área de transferência de calor e α é o coeficiente de transferência de calor convectivo.

Os coeficientes de transferência de calor convectivo, α , são determinados através da equação (2.36) e função do chamado fato de Colburn, conforme apresentado por Yousefi *et al.* (2012a) e (2012b).

$$\alpha = j \cdot G \cdot C_p \cdot Pr^{-\frac{2}{3}}, \quad (2.36)$$

$$G = \frac{\dot{m}}{A_{pass}}, \quad (2.37)$$

onde j representa o fator adimensional de Colburn, G representa a velocidade mássica, C_p representa o calor específico do fluido de trabalho à pressão constante, A_{pass} é a área de

face de passagem do fluido de trabalho pelos canais de escoamento existentes no interior do trocador de calor e Pr indica o número de Prandtl, determinado por,

$$Pr = \frac{C_p \mu}{k}, \quad (2.38)$$

onde, μ representa a viscosidade dinâmica dos fluidos de trabalho e k é a condutividade térmica dos fluidos.

Já o fator de Colburn, j , é determinado através de correlações disponíveis na literatura, função da geometria e da configuração de aletas utilizada na avaliação. A Tabela 2.2 apresenta uma relação das correlações mais relevantes encontradas através da revisão bibliográfica apresentada no Capítulo 1 e utilizadas na determinação do fato de Colburn, função da geometria das aletas e do número de Reynolds, Re , definido por,

$$Re = \frac{G \cdot D_H}{\mu}, \quad (2.39)$$

onde D_H representa o diâmetro hidráulicos dos canais de escoamento formado pelo conjunto de aletas do trocador de calor, definido pela equação (2.40).

$$D_H = \frac{4 \cdot s \cdot H \cdot l}{2 \cdot (s \cdot l + H \cdot l + H \cdot t) + s \cdot t}, \quad (2.40)$$

Tabela 2.2 - Correlações do fator de Colburn para trocadores de calor de placas aletadas em configuração de escoamento contracorrente.

Fator de Colburn	Aleta
$j = 0,6522 \cdot Re^{-0,5403} \left(\frac{s}{H}\right)^{-0,1541} \left(\frac{t}{l}\right)^{0,1499} \left(\frac{t}{s}\right)^{-0,0678} \left[1 + 7,669 \cdot 10^{-8} Re^{4,429} \left(\frac{s}{H}\right)^{0,92} \left(\frac{t}{l}\right)^{3,767} \left(\frac{t}{s}\right)^{0,236}\right]^{0,1}$	Offset (2.41)
$j = 0,233 \cdot Re^{-0,48} \left(\frac{s}{H}\right)^{0,192} \left(\frac{t}{H}\right)^{-0,208}$	Plana (2.42)
$j = 0,249 \cdot Re^{-0,42} H^{0,26} \left(\frac{s}{H}\right)^{0,034} \left(\frac{t}{H}\right)^{-0,169}$	Louvered (2.43)

Assim, através da equação (2.12), pode-se determinar a taxa de transferência de calor do trocador de calor de placas aletadas como,

$$q = \varepsilon C_{min}(T_{q,e} - T_{f,e}). \quad (2.44)$$

Além da transferência de calor, outro parâmetro importante de avaliação durante o desenvolvimento de um trocador de calor é a perda de carga gerada pelo escoamento dos fluidos de trabalho no interior do trocador de calor. Tal variável possui influência direta sobre o custo operacional e conseqüentemente sobre o custo total do trocador de calor em avaliação uma vez que esta variável é ligado a potência de bombeamento necessária para correta operação do equipamento. A perda de carga, definida pela diferença da pressão estática entre as seções de entrada e saída do trocador de calor, gerada pelo escoamento é definida por,

$$\Delta p = \frac{2f \cdot L \cdot G^2}{\rho \cdot D_h}, \quad (2.45)$$

onde f representa o fator de atrito, obtido através (Manglik *et al.*, 1995),

$$f = 9,6243 \cdot Re^{-0,7422} \left(\frac{s}{H}\right)^{-0,1856} \left(\frac{t}{l}\right)^{0,3053} \left(\frac{t}{s}\right)^{-0,2659} \left[1 + 7,669 \times 10^{-8} Re^{4,429} \cdot \left(\frac{s}{H}\right)^{0,92} \cdot \left(\frac{t}{l}\right)^{3,767} \cdot \left(\frac{t}{s}\right)^{0,236}\right]^{0,1}. \quad (2.46)$$

2.2. DINÂMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL

Em paralelo as equações obtidas da termodinâmica apresentadas na seção anterior e entre as diversas metodologias que permitem a avaliação de trocadores de calor, destaca-se o modelamento numérico diferencial de trocadores de calor de placas aletadas, na forma da Dinâmica dos Fluidos Computacional (DFC).

Com o intuito de modelar e reproduzi o escoamento dos mais diversos tipos, a DFC utiliza o conjunto de equações governantes conhecidas como equações de Navier-Stokes, apresentadas através das equações (2.47) a (2.49).

Inúmeros códigos computacionais foram desenvolvidos com o intuito de resolver escoamentos específicos ou determinadas classes de escoamentos. A partir da metade dos anos 70 a matemática necessária para generalizar os algoritmos de resolução de escoamentos de fluidos pode ser compreendido e *softwares* capazes de modelar diversos tipos de escoamentos surgiram no início da década de 80, com aplicações específicas de pesquisa, uma vez que nesta determinada década, a computação e seu respectivo poder de processamento era limitado.

Graças ao grande avanço tecnológico que o mundo vem passando nas últimas décadas, resultando em uma vertiginosa evolução computacional, a abordagem DFC é tida como uma das ferramentas disponíveis para o estudo da turbulência de maior relevância em tempos contemporâneos, consolidada como ferramenta de desenvolvimento de tecnologias e produtos.

Além disso, a abordagem computacional apresenta um excelente custo benefício em relação ao custo e tempo de desenvolvimento de um estudo, podendo ser utilizada na determinação e avaliação de desempenho de componentes durante a fase de projeto ou também na avaliação de eventuais situações ou fenômenos não esperados na etapa de pré-projeto de um componente.

De maneira sucinta, a análise DFC de um escoamento tem início determinando a geometria de interesse. Tal geometria chamado de domínio computacional, que necessariamente deve ser um sólido fechado, é criada através de ferramentas *Computer-Aided Design* (CAD). Em seguida, a geometria é convertida num conjunto de volumes ou elementos. A esse conjunto de volumes dá-se o nome de malha computacional. Na etapa seguinte, a malha computacional é importada à seção de pré-processamento. Nesta etapa, são definidos os modelos físicos, propriedades do fluido de trabalho e condições de contorno do problema avaliado.

Uma vez definido o modelo numérico do problema estudado, este pode ser resolvido. A fase de resolução produz os resultados desejados do modelo numérico desenvolvido. Nesta etapa as equações governantes são integradas ao longo de todos os volumes de controle que compõem a malha computacional. As equações integrais resultantes são convertidas em um sistema de equações algébricas e resolvidas de maneira iterativa. A abordagem iterativa se faz necessária devido à natureza não linear do sistema de equações e a cada iteração, a solução aproximada aproxima-se da solução final, onde as variáveis de interesse convergem para um determinado valor.

A cada iteração, são avaliados valores de erros ou resíduos. Tais erros, representam o balanço de uma determinada variável a ser conservada em cada um dos volumes de controle, como por exemplo, energia, massa ou quantidade de movimento. Desta maneira, cada elemento do modelo numérico possui seu respectivo conjunto de resíduos para cada equação governante resolvida.

No processo iterativo de resolução do modelo numérico, os valores de resíduo nunca serão iguais a zero. Entretanto, quanto menor forem os valores, maior precisão numérica o modelo numérico apresentará em seus resultados. Valores mínimos de resíduos, número máximo e mínimo de iterações devem ser definidos. Uma vez que os valores de resíduos, convergência de resultados, números máximos e mínimos de iterações sejam atendidos, o processo de resolução do problema é finalizado.

A etapa final da análise DFC é o pós-processamento. Nesta etapa os resultados obtidos através do modelo numérico são apresentados, visualizados e analisados de maneira interativa, sendo possível avaliar variáveis em pontos específicos do domínio computacional ou até mesmo criar animações do escoamento completo modelado. A Figura 2.4 ilustra o fluxograma de funcionamento de uma análise DFC em todas as suas etapas.

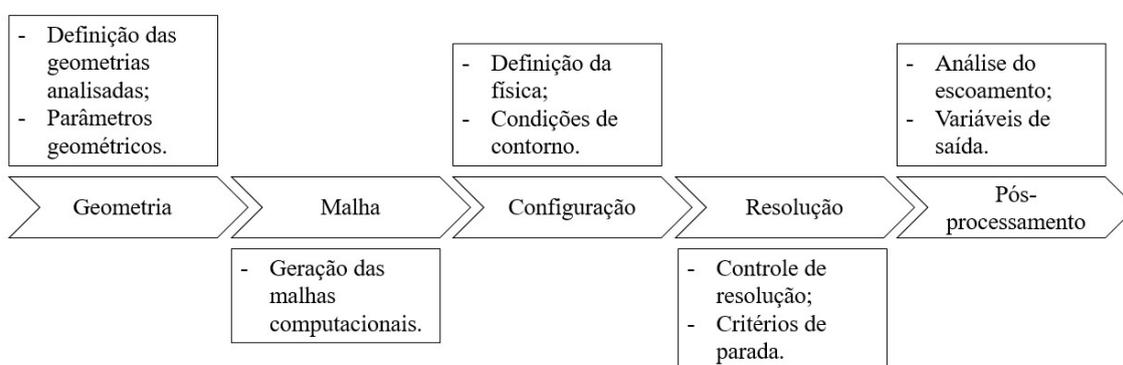


Figura 2.4 - Fluxograma de funcionamento do algoritmo DFC.

A precisão obtida após a resolução de um determinado modelo numérico depende de inúmeros fatores, incluindo o tamanho, formato e qualidade dos volumes de controle que formam a malha computacional e dos valores de resíduos. Modelos numéricos envolvendo processo físicos complexos, como por exemplo combustão e escoamentos turbulentos, muitas vezes são modelados utilizando correlações empíricas. Tais aproximações contribuem para diferenças entre as soluções obtidas através da análise DFC e do escoamento real.

No presente estudo, considerando as hipóteses simplificativas apresentadas a seguir, as equações governantes referentes à conservação de massa, quantidade de movimento e energia são apresentadas através das equações (2.47) à (2.49).

- escoamento turbulento;
- escoamento monofásico;
- Propriedades termodinâmicas e de transporte dos fluidos de trabalho constantes;
- Força gravitacional considerada;
- Transferência de calor por radiação ignorada.

$$\frac{\partial}{\partial x_i}(\bar{U}_i) = 0, \quad (2.47)$$

$$\frac{\partial}{\partial x_j}(\bar{U}_i \bar{U}_j) = -\frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{\bar{p}}{\rho} \right) + \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\nu \frac{\partial \bar{U}_i}{\partial x_j} + \tau_{ij} \right) + S_m, \quad (2.48)$$

$$\frac{\partial}{\partial x_j}(\bar{U}_i h) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\frac{\nu}{Pr} + \frac{\nu_t}{Pr_t} \right) \frac{\partial T}{\partial x_j} \right] + \bar{U}_i \cdot S_m, \quad (2.49)$$

onde, p é a pressão estática do fluido, τ representa a tensão de cisalhamento, S_m é o termo fonte de momento externo e h representa a entalpia do fluido.

2.3. CONSIDERAÇÕES NUMÉRICAS

Existem basicamente três abordagens numéricas da dinâmica de fluidos computacional que se destacam no desenvolvimento de modelos de escoamentos turbulentos:

- *Direct Numerical Simulation* (DNS);
- *Reynolds Average Navier-Stokes* (RANS);
- *Large-Eddy Simulation* (LES).

Simulações numéricas utilizando a abordagem DNS consistem na resolução direta e pura das equações de Navier-Stokes, sem a utilização de um modelo numérico de aproximação propriamente dito. Como principal vantagem, a metodologia DNS produz

grande precisão nos resultados obtidos através das simulações numéricas, entretanto o método DNS gera um custo computacional extremamente elevado e na grande maioria dos casos seu uso torna-se inviável.

De acordo com Modi (1999), atualmente a aplicabilidade da metodologia DNS é limitada às análises em que o número de Reynolds é reduzido e domínios computacionais simplistas, não sendo aplicável em situações relevantes à indústria em geral e sim como ferramenta de pesquisa. Assim, a grande utilidade do método DNS é de tornar possível estudos controlados que permitem um melhor entendimento dos fenômenos físicos com grande precisão e o desenvolvimento de modelos de turbulência mais precisos, conforme afirma Moin *et al.* (1997).

De acordo com Versteeg e Malalasekera (1995), na maioria das aplicações de engenharia as quais a análise da dinâmica de fluidos computacional é utilizada, conhecer os efeitos e flutuações turbulentas do escoamento de maneira média em relação ao tempo é suficiente, não sendo necessário obter os detalhes das flutuações turbulentas. Com este intuito, utilizam-se as equações RANS, baseadas na decomposição de Reynolds. A denominação RANS, se deve ao fato das variáveis das equações de Navier-Stokes serem decompostas num termo médio e outro flutuante que depende do tempo. O termo flutuante é então parametrizado a partir do gradiente do valor médio no mesmo ponto do domínio. Comparadas com simulações que utilizam o método DNS ou LES, a resolução de modelos numéricos através da metodologia RANS possui um custo computacional significativamente menor apesar da adição de novas variáveis e por isso são as técnicas mais utilizadas no meio acadêmico e industrial.

A técnica ou método LES é utilizada na resolução das equações que governam o escoamento turbulento em diversas aplicações, de escoamentos atmosféricos à análise acústica. De maneira breve, tal metodologia mescla o uso da metodologia RANS simultaneamente à utilização da técnica DNS. A principal consequência desta abordagem híbrida de modelamento da turbulência é a grande precisão de resultados gerados além da resolução do escoamento à um custo computacional consideravelmente inferior ao custo exigido pela abordagem DNS e superior em relação à resolução através do método RANS puro, entretanto, tal abordagem eleva significativamente o tempo de processamento para a resolução dos problemas avaliados, conforme Pham *et al.* (2008).

2.3.1. MODELAGEM DA TURBULÊNCIA RANS

Hinze (1975) afirma que em escoamentos em que as escalas de tempo avaliadas são significativamente superior as escalas de tempo das oscilações turbulentas pontuais que ocorrem no escoamento, o comportamento do fenômeno em questão exibe um comportamento representado como a soma de uma componente média e uma componente flutuante, função do tempo. Tal condição é ilustrada através da Figura 2.5 e definido por,

$$U_i = \bar{U}_i + U'_i, \quad (2.50)$$

$$p = \bar{p} + p', \quad (2.51)$$

onde u_i representa o vetor velocidade, \bar{u}_i é o valor médio da velocidade determinado através da decomposição de Reynolds, u'_i representa a flutuação da velocidade que somada a componente média indica o valor instantâneo da velocidade. Da mesma forma, a equação (2.55) apresenta a variável instantânea da pressão representada por p , seu valor médio \bar{p} e a respectiva flutuação.

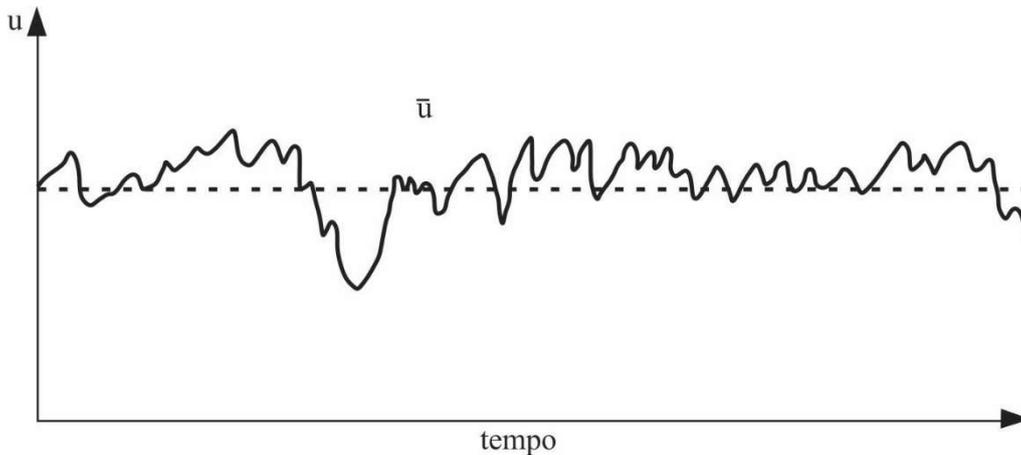


Figura 2.5 - Média no tempo das flutuações de velocidade instantânea do escoamento.

Assim, generalizando à todas as variáveis envolvidas no escoamento e modeladas através da metodologia RANS, tem-se:

$$\phi = \bar{\phi} + \phi', \quad (2.52)$$

onde o termo referente ao valor médio da variável é definido como:

$$\bar{\phi} = \frac{1}{\Delta t} \int_t^{t+\Delta t} \phi dt, \quad (2.53)$$

onde Δt representa o chamado passo de tempo, com valor significativamente superior à escala de tempo em que ocorrem as flutuações turbulentas do escoamento.

De maneira geral, a abordagem RANS busca modificar o comportamento instável das equações de Navier-Stokes introduzindo grandezas médias e flutuantes. Assim, tais equações representam valores médios somente, sem necessidade do modelamento individual das flutuações instantâneas. Já o termo flutuante necessita ser determinado separadamente por meio de equações adicionais completas o suficiente para o correto modelamento e previsão do comportamento turbulento do escoamento avaliado. Tais equações adicionais utilizadas no modelamento do termo instantâneo referentes as oscilações turbulentas são chamadas de modelos de turbulência. A seguir são apresentados os modelos de turbulência mais relevantes ao desenvolvimento do presente estudo, bem como suas respectivas vantagens e desvantagens, justificando a escolha do modelo de turbulência utilizado nas avaliações DFC realizadas.

2.3.1.1. MODELO DE TURBULÊNCIA k-ε

Entre os modelos de turbulência RANS, pode-se citar o modelo $\kappa - \varepsilon$ padrão, que é um modelo de turbulência de duas equações, o qual usa a hipótese da difusão de gradiente para relacionar as tensões de Reynolds com os gradientes médios de velocidade e viscosidade turbulenta.

Neste modelo, k_t é a energia cinética turbulenta, definida como a variação das flutuações relativas à velocidade instantânea do escoamento e ε_t é a dissipação viscosa turbulenta, que como o nome sugere, determine a taxa na qual as oscilações turbulentas se dissipam ao longo do escoamento.

O modelo de turbulência em questão introduz duas novas variáveis, sendo estas a viscosidade efetiva e a pressão modificada. A determinação destas variáveis partem da equação de conservação da quantidade de movimento, equação (2.51), representadas de maneira diferencial por,

$$\frac{\partial \rho U_i}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} (\rho U_i U_j) = -\frac{\partial p'}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\mu_{eff} \left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} + \frac{\partial U_j}{\partial x_i} \right) \right] + S_M, \quad (2.54)$$

onde p' representa a pressão modificada de terminada pela equação (2.55) e μ_{eff} indica a turbulência efetiva definida como,

$$p' = p + \frac{2}{3} \rho k_t, \quad (2.55)$$

$$\mu_{eff} = \mu + \mu_t, \quad (2.56)$$

onde μ_t representa a viscosidade turbulenta, determinada através da equação (2.57), função da energia cinética turbulenta, k_t e da taxa de dissipação turbulenta, ε_t .

$$\mu_t = C_\mu \rho \frac{k_t^2}{\varepsilon_t}, \quad (2.57)$$

onde C_μ é constante com valor igual a 0.09

Os valores de k_t e ε_t são obtidos através da forma diferencial da equação de conservação de massa aplicada a taxa de dissipação de turbulência e a energia cinética turbulenta, respectivamente,

$$\frac{\partial(\rho k_t)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} (\rho k_t U_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_{k_t}} \right) \frac{\partial k_t}{\partial x_j} \right] + P_{k_t} - \rho \varepsilon_t + P_{k_t b}, \quad (2.58)$$

$$\frac{\partial(\rho \varepsilon_t)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} (\rho \varepsilon_t U_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_{\varepsilon_t}} \right) \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial x_j} \right] + \frac{\varepsilon_t}{k_t} (C_{\varepsilon 1} P_{k_t} - C_{\varepsilon 2} \rho \varepsilon_t + C_{\varepsilon 1} P_{\varepsilon_t b}), \quad (2.59)$$

onde $C_{\varepsilon 1}$, $C_{\varepsilon 2}$, σ_{k_t} e σ_{ε_t} são constantes com valores iguais a 1,44; 1,92; 1 e 1,3, respectivamente.

Já P_{k_t} representa o termo de geração de turbulência proveniente de forças viscosas, determinada conforme mostra a equação (2.60).

$$P_{k_t} = \mu_t \left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} + \frac{\partial U_j}{\partial x_i} \right) \frac{\partial U_i}{\partial x_j} - \frac{2}{3} \frac{\partial U_k}{\partial x_k} \left(3\mu_t \frac{\partial U_k}{\partial x_k} + \rho k_t \right). \quad (2.60)$$

Em situações onde o escoamento analisado é incompressível, como nos casos avaliados no desenvolvimento do presente estudo, o termo $\partial U_k / \partial x_k$ torna-se insignificante na geração de turbulência P_{k_t} .

As variáveis $P_{k_t b}$ e $P_{\varepsilon_t b}$ são termos relacionais a força de empuxo são determinadas em função da abordagem adotada em relação as forças de empuxo envolvidas na análise do escoamento realizada. Conforme descrito na seção 2.3.2, o presente estudo utilizou o modelamento Boussinesq de empuxo proveniente pela força de gravidade. Desta maneira tem-se:

$$P_{k_t b} = \frac{\mu_t}{\rho \sigma_\rho} \rho \beta g_i \frac{\partial T}{\partial x_i}, \quad (2.61)$$

$$P_{\varepsilon_t b} = C_3 \cdot \max(0, P_{k_t b}), \quad (2.62)$$

onde σ_ρ representa o número de Schmidt para turbulência com valor igual a 0,9; β representa o coeficiente de expansão térmico, C_3 é o coeficiente de dissipação, com valor igual a 1, finalmente o termo $\max(0, P_{k_t b})$ representa o valor máximo entre zero e o valor do termo de geração de turbulência, $P_{k_t b}$.

De acordo com Pope (2000) descreve o modelo de turbulência $k - \varepsilon$ como uma abordagem proeminente, amplamente utilizado em modelamentos genéricos de escoamento incluindo aplicações industriais. Além disso, o modelo de turbulência em questão apresenta estabilidade numérica na resolução de problemas bem como robustez e grau de precisão adequada na resolução de escoamentos genéricos.

Em contrapartida as vantagens do modelo $k - \varepsilon$ apresentadas anteriormente, Pope (2000) não recomenda sua aplicação em situações onde ocorram separações da camada limite do escoamento, escoamentos com variações súbitas da seção do escoamento, escoamentos rotacionais ou ao longo de superfícies curvadas. Outro ponto negativo na aplicação do modelo de turbulência em questão é a baixa precisão em escoamentos com gradientes de pressão negativos, fato resultante do aumento na tensão de cisalhamento ou na taxa de transferência de calor, conforme mostra Rodi e Scheuerer (1986).

Outro fato a se ressaltar é a abordagem do modelo $k - \varepsilon$ em relação ao escoamento nas proximidades dos limites dos domínios computacionais, em suas paredes. Em função do refino de malha utilizado nas regiões próximas as paredes, o modelo mescla o uso de funções de parede ou formulações específicas para baixos número de Reynolds,

comumente chamadas de *low-Re*, conforme Jones e Launder (1972). Assim, o controle numérico da formulação nas regiões próximas as paredes pode se tornar fonte de instabilidade numérica durante a resolução dos problemas avaliados.

Para tais circunstâncias foram desenvolvidos modelos de turbulência específicos ou flexíveis em relação a possibilidade de aplicação, como por exemplo os modelos de turbulência $k - \omega$ e o $k - \omega$ SST, descritos a seguir.

2.3.1.2. MODELO DE TURBULÊNCIA $k - \omega$

Desenvolvido por Wilcox (1988), o modelo $k - \omega$ apresenta como principal vantagem é sua abordagem em relação ao escoamento nas proximidades das paredes do domínio computacional, especialmente em escoamentos onde o número de Reynolds seja reduzido. Um exemplo disso é a observação da variável y^+ , determinada através da equação (2.68). Em aplicações do modelo de turbulência $\kappa - \varepsilon$ é recomendado, conforme descrito por Pope (2000), valores de $y^+ < 0,2$, já aplicando o modelamento de turbulência $k - \omega$ recomenda-se necessário $y^+ < 2$.

Através da variável y^+ é possível determinar a resolução da malha computacional em relação à espessura da camada limite e suas respectivas zonas de escoamento, através,

$$y^+ = \frac{y \left(\sqrt{\frac{\tau}{\rho}} \right)}{\nu}, \quad (2.63)$$

onde y representa a distância de um determinado ponto do escoamento até a parede que o circunda; já o termo $\sqrt{\tau/\rho}$ representa a variável u_* , chamada de velocidade de atrito e ν representa a viscosidade cinemática do fluido de trabalho.

No caso de aplicações DFC, a variável y da equação (2.63) representa a altura da primeira camada de elementos computacionais e que delimitam o domínio computacional, conforme mostra a Figura 2.6.

O fato do modelo $k - \omega$ permitir aplicações utilizando valores de y^+ superiores aos valores recomendados para o modelo de turbulência significa utilizar malhas computacionais menos refinadas na região das paredes do domínio computacional, reduzindo tempo necessário de processamento.

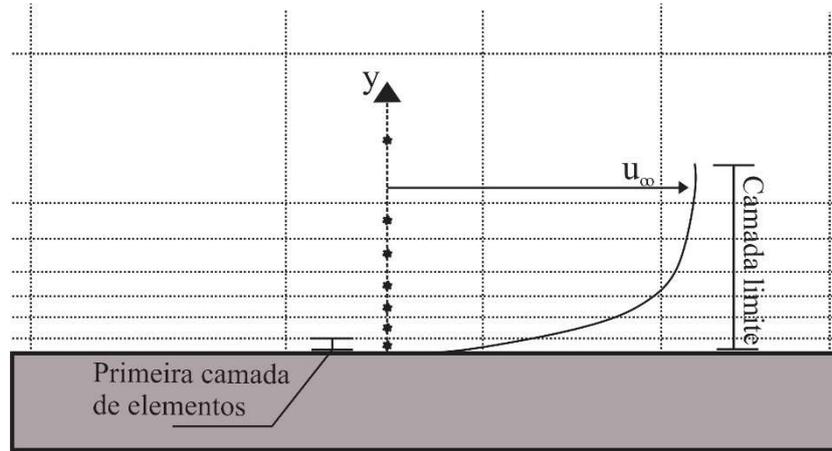


Figura 2.6 - Malha computacional e camada limite do escoamento.

A principal diferença do modelamento de turbulência $k - \omega$ em relação ao modelo $k - \varepsilon$ é a definição da viscosidade turbulenta, μ_t . Neste caso, μ_t é função da energia cinética turbulenta, k_t , e da frequência de turbulência, ω_t , conforme,

$$\mu_t = \rho \frac{k_t}{\omega_t}. \quad (2.64)$$

A partir da equação (2.69), se faz necessário determinar as variáveis referentes a energia cinética turbulenta e a frequência de turbulência. Com este objetivo, parte-se das equações de conservação de massa, definindo uma para k_t e uma segunda para ω_t , respectivamente.

$$\frac{\partial(\rho k_t)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho k_t U_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_{k_t}} \right) \frac{\partial k_t}{\partial x_j} \right] + P_{k_t} - \beta' \rho \omega_t + P_{k_t b}, \quad (2.65)$$

$$\frac{\partial(\rho \omega_t)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho \omega_t U_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_{\omega_t}} \right) \frac{\partial \omega_t}{\partial x_j} \right] + \alpha_1 \frac{\omega_t}{k_t} P_{k_t} - \beta_1 \rho \omega_t^2 + P_{\omega_t b}, \quad (2.66)$$

onde β' , α_1 , β_1 , σ_{k_t} e σ_{ω_t} são constantes adimensionais com valores iguais a 0,09; 5/9; 0,075; 2 e 2, respectivamente. Os valores de P_{k_t} e $P_{k_t b}$ são determinados conforme mostram as equações (2.65) e (2.66), respectivamente.

Já o termo referente as forças de empuxo, $P_{\omega_t b}$, é determinado conforme segue,

$$P_{\omega_{tb}} = \frac{\omega_t}{k_t} \left((\alpha_1 - 1) C_3 \max(P_{k_{tb}}, 0) - P_{k_{tb}} \right). \quad (2.67)$$

O modelo $k - \omega$ possui grande vantagem na resolução do escoamento próximo as regiões da parede, prevendo corretamente as escalas de turbulência existentes, inclusive em situações onde o gradiente de pressão é negativo.

Entretanto, de acordo com Menter (1994) a principal desvantagem do modelo de turbulência $k - \omega$ é sua sensibilidade a condições de escoamento em corrente livre, ou seja, em regiões afastadas das paredes do domínio computacional avaliado. Tal sensibilidade está diretamente ligada ao valor determinado da frequência de turbulência, podendo ocasionar variações nos resultados de maneira considerável.

2.3.1.3. MODELO DE TURBULÊNCIA $k-\omega$ SST

Com o objetivo de evitar as limitações impostas pelos modelos de $\kappa - \varepsilon$ e $\kappa - \omega$ na resolução de escoamentos através da DFC, Menter (1994) desenvolveu um modelo de turbulência de duas equações chamado de $\kappa - \omega$ SST (*Shear Stress Transport*).

Em tal modelamento, Menter (1994) combina as vantagens do modelo proposto por Wilcox (1988) com o modelamento $\kappa - \varepsilon$, possibilitando inclusive a separação de escoamentos de superfícies lisas ou em situações onde ocorram gradientes de pressão negativo. Além de mesclar as equações dos modelos de referência, o modelamento de turbulência $\kappa - \omega$ SST utiliza um limitador da variável viscosidade de vórtice,

$$\nu_t = \frac{a_1 k_t}{\max(a_1 \omega_t, S F_1)}, \quad (2.68)$$

onde ν_t é a viscosidade de vórtice, F_1 é uma função de mistura que restringe a função limitadora a agir somente na região da camada limite e é definida por,

$$F_1 = \tanh(\arg_1^2), \quad (2.69)$$

a_1 é constante com valor igual a 0,31; S é o módulo do vetor de vórtice, onde $\tanh(\)$ representa a tangente hiperbólica e \arg_1 é determinado por,

$$arg_1 = \max\left(\frac{2\sqrt{k_t}}{\beta'\omega_t y}, \frac{500v_t}{y^2\omega_t}\right), \quad (2.70)$$

Através da função de mistura F_1 o modelo é capaz de resolver simulações de escoamento definindo com precisão as camadas limites ao longo das paredes pelas quais escoo o fluido de trabalho, bem como operar como o modelo de turbulência $\kappa - \varepsilon$ em regiões de escoamento livre. Sendo assim, o modelo $\kappa - \omega$ SST agrega as principais vantagens dos modelos $\kappa - \varepsilon$ e $\kappa - \omega$ ao mesmo tempo em que suprime suas desvantagens e por tais motivos, tal modelo foi utilizado no desenvolvimento do presente estudo.

2.3.2. FORÇA DE EMPUXO

Escoamentos ocasionados por convecção natural ou forçada nos quais a força da gravidade é significativa podem ser modelados através da DFC com a inclusão do termo referente as forças de empuxo, S_m . O empuxo pode ser criado por variações locais de temperatura ao longo do escoamento, ocasionando variações da massa específica do fluido de trabalho.

O modelo numérico DFC desenvolvido considerou a força gravitacional com direção paralela ao escoamento, conforme ilustra a Figura 2.8, representada pelo vetor \vec{g} , com módulo igual à 9.81 m/s. Tal consideração induz a força de empuxo gerado pela diferença de temperatura do fluido ao longo do escoamento no interior das placas que formam o trocador de calor.

A força de empuxo é considerada através do termo S_m , apresentado através das equações governantes consideraras no modelo computacional desenvolvido. Tal termo é obtido através de,

$$S_m = (\rho - \rho_{ref})\vec{g}, \quad (2.71)$$

onde o termo $(\rho - \rho_{ref})$ representa a variação massa específica ocasionada pela variação da temperatura ao longo do escoamento e é avaliada pelo modelo de Boussinesq.

O modelo de Boussinesq é indicado para análises onde a variação de densidade ocorre somente por pequenos diferenciais de temperatura, monofásicos e escoamentos não compressíveis. Neste modelo, uma massa específica constante de referência, ρ_{ref} , é

utilizada mas através do coeficiente de expansão térmica, β , numa função linear para correção da massa específica, ρ , ao longo de todo domínio computacional, conforme segue,

$$\rho - \rho_{ref} = -\rho_{ref}\beta(T - T_{ref}), \quad (2.72)$$

onde o coeficiente de expansão térmica é definido conforme mostra a equação (2.73).

$$\beta = -\frac{1}{\rho} \left. \frac{\partial \rho}{\partial T} \right|_p, \quad (2.73)$$

2.3.3. MODELO DE ENERGIA

Em relação à transferência de calor, um modelo deve ser utilizado de maneira a permitir a predição do campo de temperatura ao longo do escoamento, incluindo efeitos de condução, convecção e mistura do fluido através da turbulência de forças viscosas. O presente trabalho utilizou o modelo *Thermal Energy*, recomendado para escoamentos onde a energia cinética e forças viscosas são desprezíveis (número de Mach $< 0,3$), transportando somente a entalpia ao longo do domínio computacional. Neste modelo a energia mecânica do escoamento é determinada através da equação (2.74), através da variável K .

$$K = \frac{1}{2} \vec{U}^2. \quad (2.74)$$

2.3.4. FATORES DE ESCALA DE TEMPO

O código de DFC utilizado no desenvolvimento do modelo numérico aqui descrito, permite o controle individual do passo de tempo para cada equação governante utilizada. Através de fatores, o passo de tempo da equação de energia foi definido com valor igual à 10, equações de massa e quantidade de movimento foram resolvidas utilizando um fator de passo de tempo igual à 2.

2.3.5. CRITÉRIOS DE PARADA

Finalmente, como critérios de parada de cada caso avaliado, foram definidos valores dos resíduos com valor médio RMS (*Root Mean Square*) mínimo de $1 \cdot 10^{-6}$ para todas as equações governantes resolvidas.

Por último, foi estabelecida um critério de convergência do problema, onde em cada iteração são avaliados as temperaturas de saída dos fluidos quente e frio. O valor obtido na iteração corrente é então comparado com o valor da respectiva variável obtido na iteração anterior. Para que o critério de convergência seja atendido, a variação das temperaturas avaliadas não deve variar mais que 0,5%. Uma vez que todos os critérios sejam atingidos, o problema pode ser finalizado com segurança.

2.4. DOMÍNIO COMPUTACIONAL

O modelo numérico de DFC desenvolvido e apresentado nesta etapa do estudo baseia-se na avaliação experimental de um trocador de calor de placas aletadas, apresentada originalmente por Fernández-Seara *et al.* (2013).

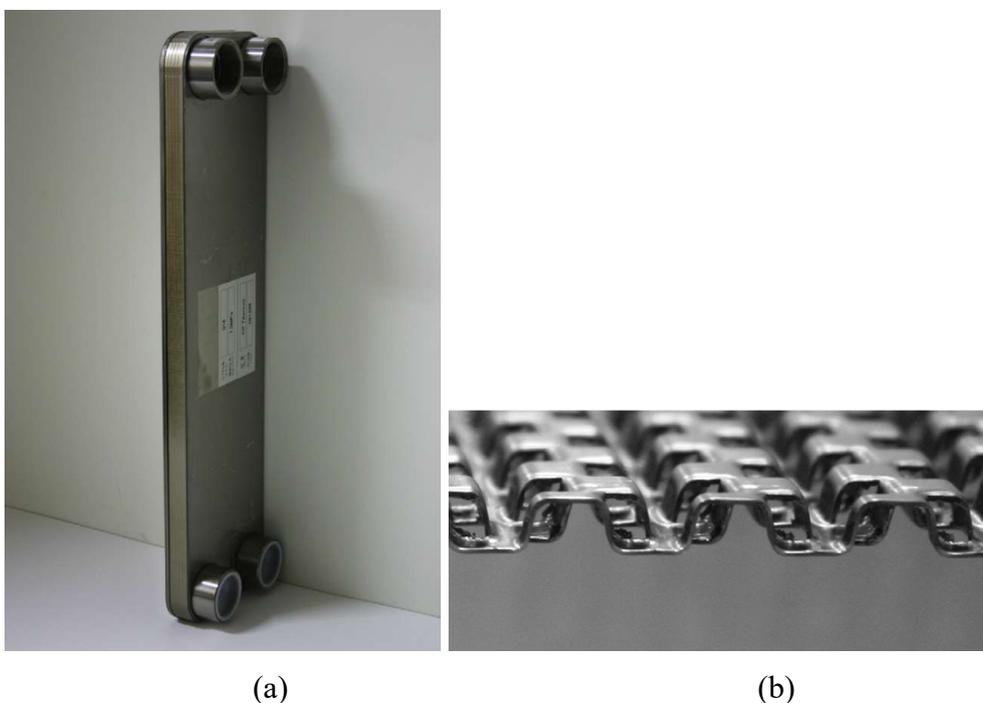


Figura 2.7 - Trocador de calor de placas aletadas analisado por Fernández-Seara *et al.* (2013).

Conforme mencionado no Capítulo 1, o estudo de referência fez uso de um tocador de calor confeccionado em placas e aletas de titânio, por onde escoava água como fluido de trabalho nos lados quente e frio do equipamento avaliado. A seguir são descritos em detalhes os parâmetros de projeto utilizados pelos autores de referência e reproduzidos no modelo numérico desenvolvido e apresentado através do presente estudo.

Em relação as dimensões externas, o trocador de calor avaliado por Fernández-Seara *et al.* (2013), ilustrado através da Figura 2.7 (a), possuía altura do pacote aletado de aproximadamente 483 mm de comprimento; 151,2 mm de largura e 18,3 mm de profundidade.

Composto por cinco placas aletadas, sendo estas três placas quentes e duas placas frias, o trocador de calor analisado utilizou uma única geometria de aletas *offset* em ambos os lados da unidade, conforme ilustra a Figura 2.7 (b).

As dimensões das aletas utilizadas pelos autores de referência são ilustradas através da Figura 2.8.

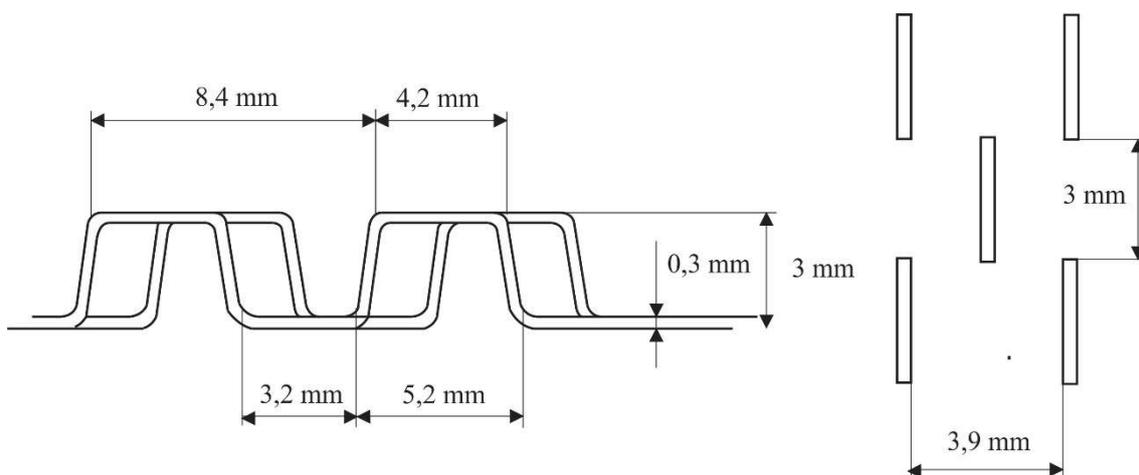


Figura 2.8 - Parâmetros geométricos das aletas analisadas por Fernández-Seara *et al.* (2013).

Uma análise numérica considerando o trocador de calor em sua totalidade é inviável, devido à grande quantidade de elementos que formariam a malha computacional, da ordem de 10^7 elementos e consequentemente requerendo grande capacidade computacional.

Com o objetivo de reduzir a demanda por capacidade computacional, tanto em relação ao número de elementos que formam a malha computacional, quanto ao tempo de processamento para a resolução dos casos avaliados, ao invés de avaliar o trocador de calor em sua totalidade, o presente estudo optou pela a análise localizada de um conjunto

de aletas de maneira a extrapolar a análise local de maneira a prever o desempenho do trocador de calor como um todo.

A seguir são apresentadas as considerações adotadas pelo estudo desenvolvido sobre os domínios computacionais, interface entre os domínios, condições de contorno e resolução dos casos avaliados e utilizados pelo modelo numérico.

No modelo numérico desenvolvido, foram considerados quatro domínios computacionais, dois principais e dois auxiliares. O primeiro domínio computacional principal refere-se ao trocador de calor propriamente dito, representando a porção sólida do volume de controle analisado. Tal domínio sólido é composto pelas aletas e placas metálicas que formam a unidade avaliada e separam os canais de escoamento dos fluidos de trabalho.

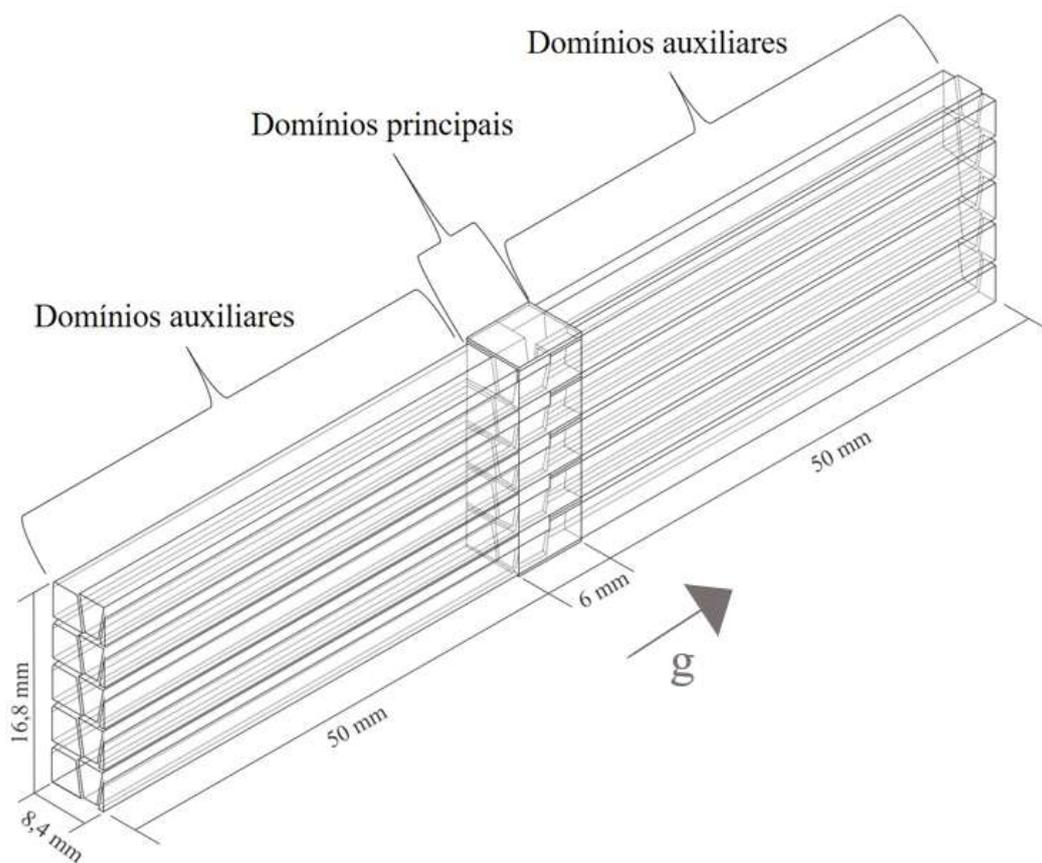


Figura 2.9 - Domínios computacionais do modelo numérico desenvolvido.

O segundo domínio principal representa a parte fluida do modelo numérico, que escoar no interior do trocador de calor e delimitado pelos canais formados pelo conjunto de aletas e placas de titânio. Por último, dois domínios fluidos auxiliares são utilizados

nas seções de entrada e saída do domínio fluido principal. O conjunto de domínios computacionais e suas dimensões gerais são ilustradas através da Figura 2.7. Nota-se através da Figura 2.7 que apesar do modelo numérico analisar uma porção do trocador de calor, este considerou as cinco placas que formam o trocador de calor.

O domínio computacional sólido é ilustrado na Figura 2.10, onde é possível verificar as três placas aletadas que formam o lado quente do trocador de calor intercaladas com as duas placas frias, todas com 3 mm de altura, H . As placas e aletas possuem espessura, t , constante e com valor igual a 0,3 mm. O domínio computacional sólido apresenta largura de 8,4 mm, valor igual à um passo de aleta ou duas vezes a largura da aleta, s ; a profundidade é igual a 6 mm.

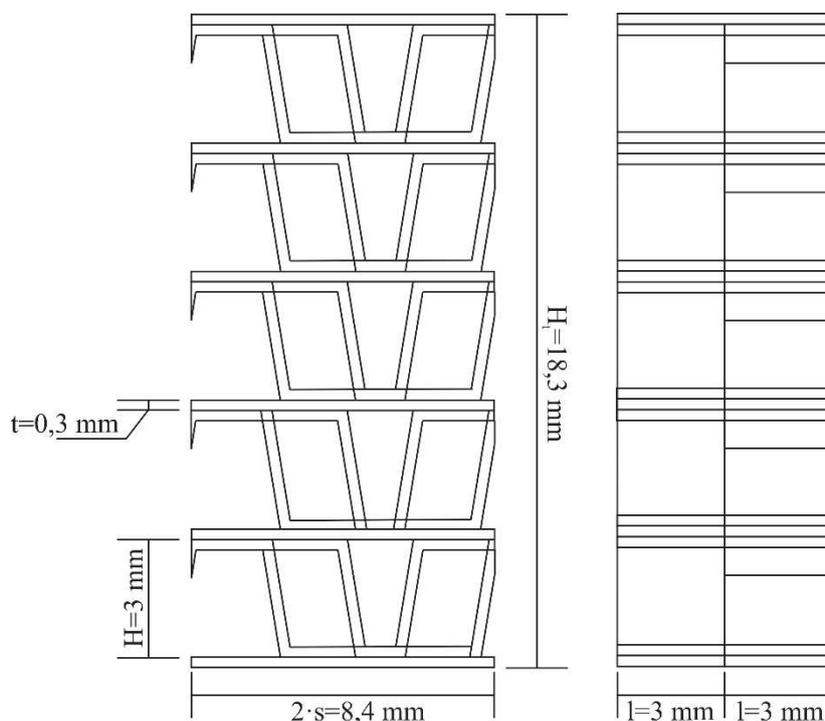


Figura 2.10 - Domínio sólido do modelo computacional DFC.

Em complemento ao domínio computacional sólido ilustrado na Figura 2.10, um domínio fluido também é utilizado, representando os fluidos de trabalho que escoam no interior do trocador de calor nos lados quente e frio do equipamento. Tal domínio fluido obedece às dimensões estabelecidas através da Figura 2.8 e é ilustrado através da Figura 2.11.

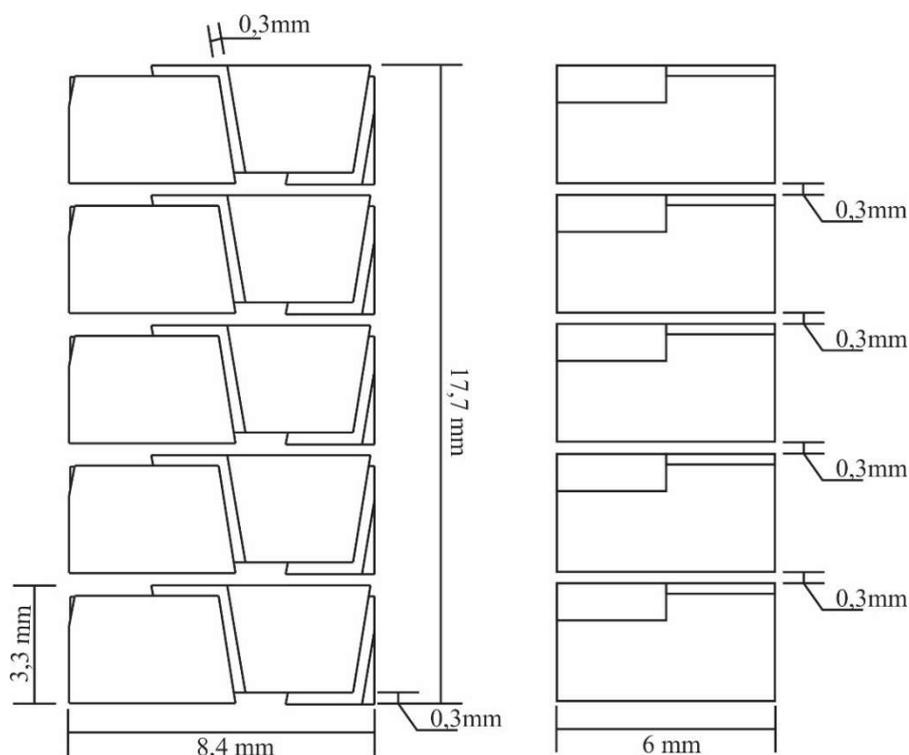


Figura 2.11 - Domínio fluido utilizado no modelo numérico DFC.

Da mesma maneira conforme relatado no estudo experimental de referência, o domínio fluido possui cinco camadas de placas aletadas, sendo três camadas de placas quentes e duas camadas de placas para o escoamento do fluido de trabalho no lado frio do trocador de calor. Entretanto, de maneira a reduzir a demanda por capacidade computacional e reduzir o tempo de processamento para resolução do problema, o domínio computacional foi limitado a um passo de aletas de comprimento, totalizando 8,4mm de largura. Já em relação a profundidade, o domínio fluido foi desenvolvido considerando duas fileiras de aletas de profundidade, l , igual a 3mm cada.

Quando um fluido escoar internamente a um canal, ocorre a formação da camada limite, consequência das forças viscosas existentes no escoamento. A formação da camada limite resulta em gradientes de velocidade ao longo da seção transversal e longitudinal do canal de escoamento. O gradiente de velocidade na direção longitudinal é próximo à zero quando a espessura da camada limite atinge o centro do canal de escoamento e nesse ponto o escoamento é considerado desenvolvido. A distância entre a seção de entrada do canal até o ponto em que a camada limite apresente a espessura equivalente ao centro do canal é chamada de comprimento hidrodinâmico de entrada.

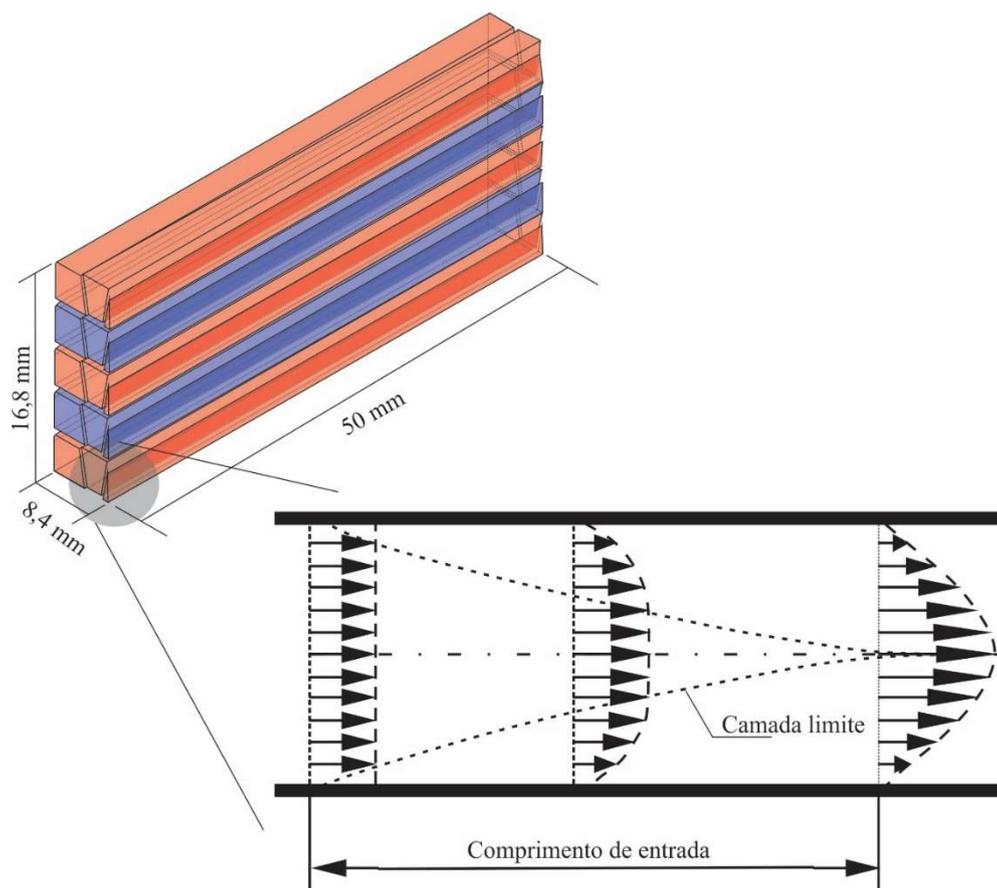


Figura 2.12 - Domínios auxiliares e desenvolvimento da camada limite hidrodinâmica.

A Figura 2.12 ilustra os domínios auxiliares utilizados no modelo numérico avaliado do presente estudo e detalha o desenvolvimento da camada limite até que esta esteja completamente desenvolvida, marcando a distância de entrada partindo de um perfil de velocidade constante ao longo da distância transversal do canal de escoamento e estabelecido como condição de contorno, descrita na seção a seguir. As cores vermelha e azul dos canais de escoamento denominam os canais de escoamento dos fluidos quente e frio, respectivamente. O comprimento de entrada pode ser determinado através das equações (2.75) e (2.76), para regimes de escoamento laminares e turbulentos respectivamente, conforme Pope (2000).

$$L_e = 0,06 \cdot Re \cdot D_h, \quad (2.75)$$

$$L_e = 4,4 \cdot Re^{1/6} \cdot D_h, \quad (2.76)$$

Além do fato de permitir o desenvolvimento dos perfis de velocidade nas seções de entrada dos lados quente e frio de trocador de calor os domínios auxiliares também

foram utilizados de maneira a aumentar a robustez do modelo numérico desenvolvido. Nas extremidades dos domínios auxiliares foram aplicadas as condições de contorno referentes as entradas e saídas dos fluidos de trabalho que escoam no interior do conjunto de aletas avaliado. Tal consideração afasta as condições de contorno definidas dos pontos de medição das variáveis de interesse, como por exemplo, temperaturas de entrada e saída dos fluidos de trabalho, bem como a diferença de pressão entre tais seções, tornando o modelo robusto.

As seções a seguir descrevem as condições de contorno adotadas no modelo numérico desenvolvido bem como as interfaces entre os domínios computacionais utilizados na análise.

2.5. CONDIÇÕES DE CONTORNO

Os domínios computacionais apresentados na seção anterior são conectados por meio de interfaces, que permitem a transferência de massa e energia através das regiões de contato entre os domínios computacionais definidos.

A Figura 2.13 ilustra as regiões designadas as interfaces entre os domínios computacionais estabelecidos, em (a) é possível observar a região de contato e transferência de energia entre o domínio sólido do conjunto de aletas e placas analisadas e o domínio fluido, existente no interior dos canais de escoamento formados pelas aletas do trocador de calor.

Na Figura 2.13 (b) estão destacadas as regiões de interface entre o domínio fluido principal e o domínio auxiliar referente à seção de entrada do lado quente do trocador de calor, já em (c) é possível observar a seção de saída do fluido quente do conjunto aletado observado, conectada a seção de saída do mesmo ao domínio computacional auxiliar.

A Figura 2.13 (d) e (e) mostram as seções de entrada e saída conectadas ao domínio computacional auxiliar, respectivamente.

As condições de contorno referentes a condição do escoamento e temperatura dos fluidos de trabalho foram estabelecidas nos domínios auxiliares, conforme mostra a Tabela 2.3, onde os vetores velocidade são apresentados em coordenadas cartesianas. Aplicados as seções de entrada dos domínios auxiliares, os valores de velocidade dos lados quente e frio do trocador de calor, $v_{q,e}$ e $v_{f,e}$, respectivamente.

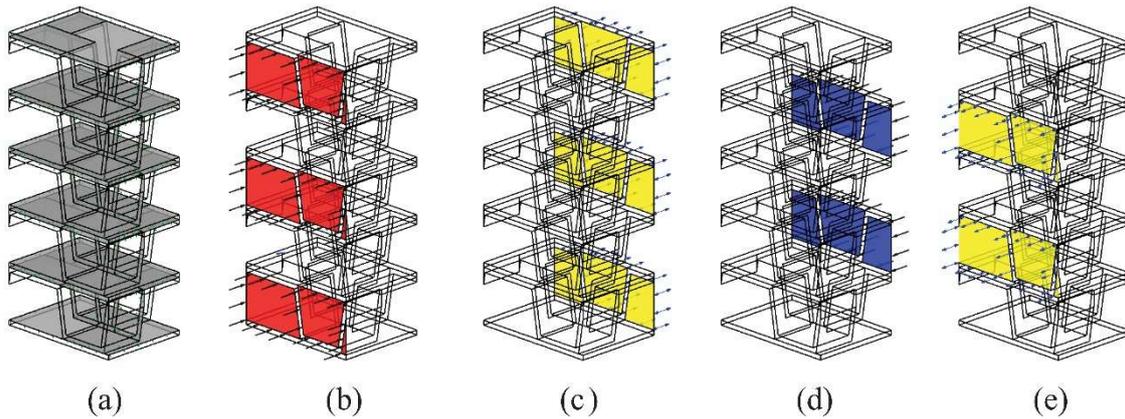


Figura 2.13 - Interfaces entre os domínios computacionais utilizados no modelo numérico desenvolvido.

Os valores de velocidade de entrada, $v_{q,e}$ e $v_{f,e}$, são obtidos ao relacionar a velocidade de entrada e a massa específica dos fluidos de trabalho à área de passagem das seções de entrada do domínio computacional avaliado, conforme mostram as equações (2.77) e (2.78). Os valores de vazão mássica para os lados quente e frio do trocador de calor utilizados no presente estudo são apresentados através da Tabela 2.4.

No total foram avaliados três valores de vazões mássicas do fluido de trabalho referente ao lado quente do trocador de calor combinados a seis valores de vazões mássicas do fluido no lado frio, totalizando dezoito casos para cada geometria de trocador de calor analisada.

$$v_{q,e} = \frac{\dot{m}_q}{\rho_q \cdot A_{pass,q}}, \quad (2.77)$$

$$v_{f,e} = \frac{\dot{m}_f}{\rho_f \cdot A_{pass,f}}, \quad (2.78)$$

onde ρ_q e ρ_f representam a massa específica dos fluidos de trabalho dos lados quente e frio do trocador de calor respectivamente.

Além da velocidade de entrada, as temperaturas de entrada dos fluidos de trabalho utilizados na avaliação do modelo numérico desenvolvido foram definidas. Em todos os casos analisados a temperatura de entrada do lado frio, $T_{f,e}$, é igual à 5°C e a temperatura de entrada do fluido no lado quente do trocador de calor, $T_{q,e}$, é igual à 10°C

Tabela 2.3 - Condições de contorno aplicadas aos domínios computacionais.

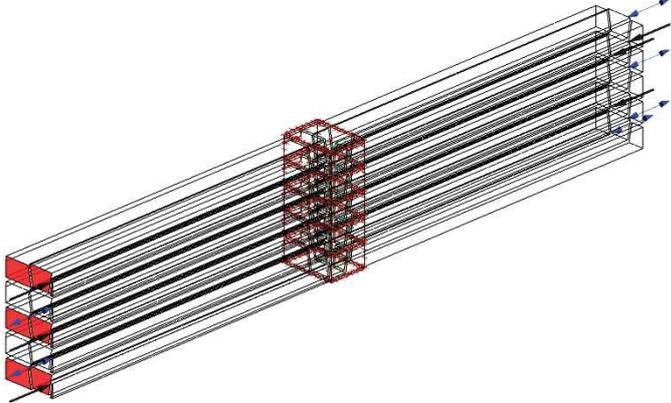
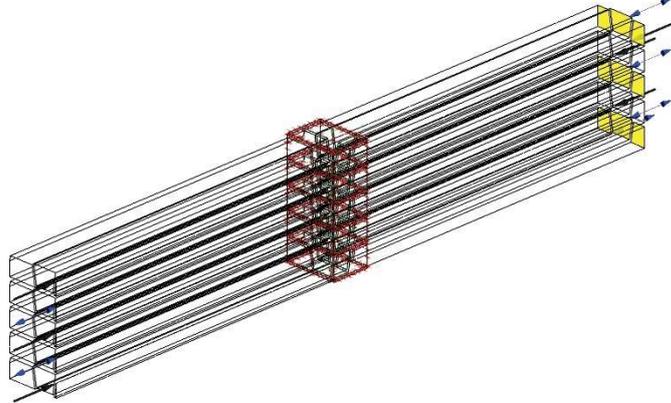
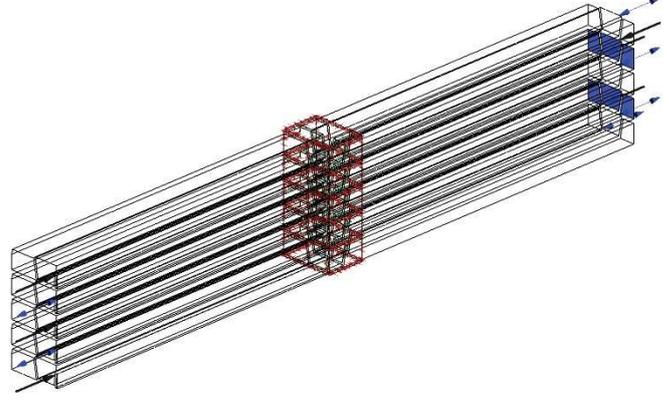
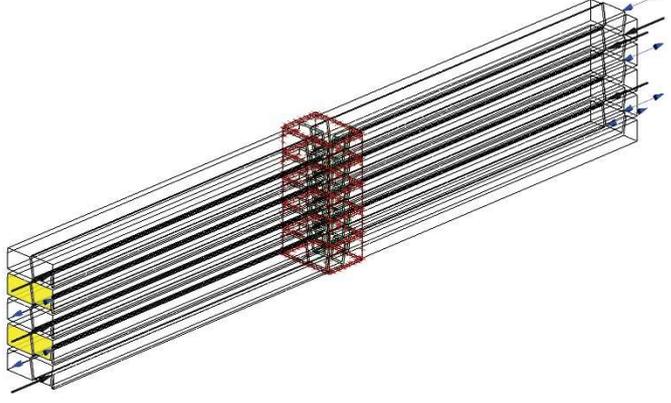
Localização	Condição de contorno
	$\vec{v}_{q,e} = v_{q,e}\hat{i} + v_{q,e}\hat{j}$ $T_{q,e} = 10^{\circ}\text{C}$
	<p><i>Opening</i></p> $p_{rel} = 0\text{Pa}$
	$\vec{v}_{f,e} = v_{f,e}\hat{i} + v_{f,e}\hat{j}$ $T_{f,e} = 5^{\circ}\text{C}$
	<p><i>Opening</i></p> $p_{rel} = 0\text{Pa}$

Tabela 2.4 - Vazões mássicas referentes aos lados quente e frio do trocador de calor avaliados no desenvolvimento do modelo numérico.

Vazão mássica do lado quente (kg/h)	Vazão mássica do lado quente (kg/h)
600	200
900	400
1200	600
-	800
-	1000
-	1200

Finalmente, a última condição de contorno definida no modelo computacional aqui apresentado é a condição de simetria, aplicada as extremidades dos domínios computacionais principais fluido e sólido.

Conforme mencionado anteriormente, o presente estudo considerou a análise de uma porção de aletas existentes no trocador de calor, sendo assim, a condição de simetria impõe que o fluxo de calor e o transporte de massa sejam espelhados em relação ao plano onde a condição de simetria seja imposta. Sendo assim, a componente do vetor velocidade do escoamento normal ao plano de simetria pode ser representado por,

$$\vec{v}_n = 0. \quad (2.79)$$

Da mesma maneira, os gradientes de qualquer variável normal ao plano de simetria também podem ser igualados a zero,

$$\frac{\partial \phi}{\partial n} = 0. \quad (2.80)$$

A Figura 2.14 apresenta as superfícies do conjunto aletado onde foram utilizadas a condição de contorno de simetria, a cor roxa denota simetria na transferência de energia por meio do domínio sólido e a cor verde representa a simetria aplicada a transferência de massa e energia estabelecida no domínio fluido.

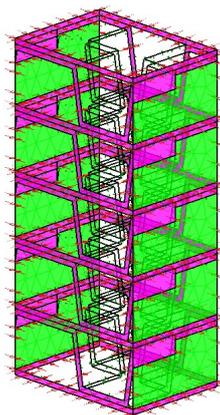


Figura 2.14 - Superfícies do domínio computacional definidas através da condição de contorno de simetria.

Finalmente, nas superfícies externas superior e inferior do pacote aletado, definido pelo domínio computacional sólido, foi definido a condição adiabática, onde não existe transferência de calor entre as superfícies definidas com qualquer meio exterior, emulando uma situação de uso real do trocador de calor, onde este encontra-se isolado termicamente do ambiente que o cerca. A Figura 2.15 apresenta as superfícies submetidas a tal condição.

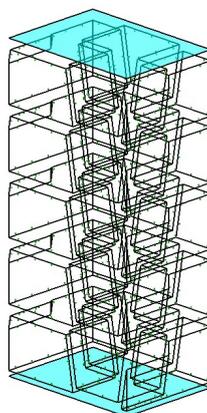


Figura 2.15 - Superfícies definidas como adiabáticas no modelo computacional DFC.

Uma vez descritas as considerações numéricas, domínios computacionais e condições de contorno aplicadas ao desenvolvimento do modelo DFC de um trocador de calor de placas aletadas, a próxima etapa é apresentar as variáveis analisadas para o desenvolvimento do presente estudo.

2.6. VARIÁVEIS DE INTERESSE

O principal objetivo do desenvolvimento da DFC descrita anteriormente é de permitir a predição da transferência de calor e da perda de carga gerada pelo escoamento de água nos lados quente e frio do trocador de calor e então utilizar tais dados no processo de aprendizagem da Rede Neural Artificial apresentada no Capítulo 3. Para tal, foram estabelecidas variáveis de interesse referentes ao desempenho termodinâmico de um trocador de calor de placas aletadas, conforme apresentado a seguir.

As principais variáveis observadas diretamente através dos casos avaliados são as temperaturas de saída dos fluidos de trabalho no trecho do trocador de calor avaliado, bem como a perda de carga gerada pelo escoamento de ambas as regiões do trocador de calor analisado. A Figura 2.16 ilustra a vista lateral em corte dos domínios computacionais avaliados e as localizações dos pontos onde são avaliadas as temperaturas, $T_{q,s}$ e $T_{f,s}$ e diferenças de pressão, Δp_q e Δp_f .

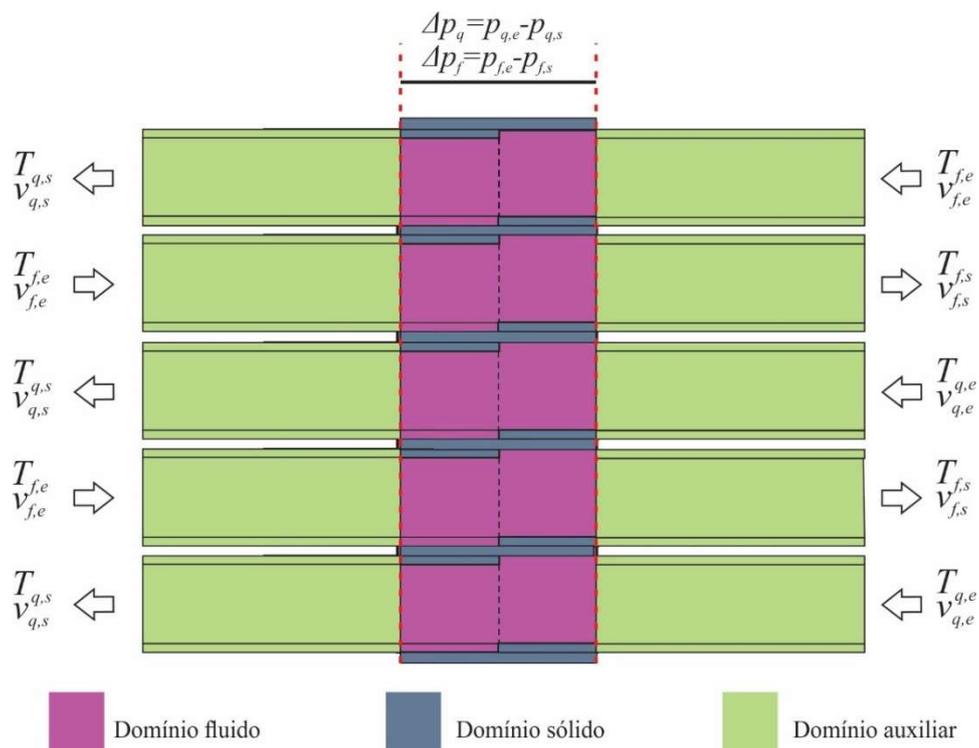


Figura 2.16 - Pontos de avaliação das variáveis de interesse em relação aos domínios computacionais.

A partir da determinação das temperaturas de saída, é possível estimar a taxa de transferência de calor resultante, como,

$$q = \frac{q_f + q_q}{2}, \quad (2.81)$$

$$q_f = \dot{m}_f C p_f (T_{f,s} - T_{f,e}), \quad (2.82)$$

$$q_q = \dot{m}_q C p_q (T_{q,e} - T_{q,s}), \quad (2.83)$$

onde a média entre a taxa de transferência apresentada nos lados quente, q_q , e frio, q_f , do trecho aletado avaliado.

A partir da taxa de transferência de calor apresentada no trecho aletado analisado é possível estimar os coeficientes de transferência de calor convectivos dos lados quente e frio do trocador de calor, α_q e α_f , respectivamente,

$$\alpha_q = \frac{q}{A_q \cdot (\bar{T}_q - \bar{T}_{parede,q})}, \quad (2.84)$$

$$\alpha_f = \frac{q}{A_f \cdot (\bar{T}_f - \bar{T}_{parede,f})}, \quad (2.85)$$

onde A_q e A_f representam as área de transferência de calor dos lados quente e frio do trecho aletado analisado, respectivamente; \bar{T}_q e \bar{T}_f são as temperaturas médias do escoamento nos lados quente e frio do trocador de calor representado pelo domínio computacional e $\bar{T}_{parede,q}$ e $\bar{T}_{parede,f}$ representam as temperaturas médias das paredes dos lados quente e frio da unidade de aletas estudada.

Conforme mencionado anteriormente a perda de carga gerado pelo escoamento nos lados quente e frio do trocador de calor também é uma das variáveis de interesse. A diferença de pressão, ΔP , entre as seções de entrada e saída do trocador de calor é então determinada por,

$$\Delta p_q = P_{q,e} - P_{q,s}, \quad (2.86)$$

$$\Delta p_f = P_{f,e} - P_{f,s}, \quad (2.97)$$

A apresentação do modelo numérico DFC, condições de contorno e variáveis de interesse permitiu a compressão de como serão obtidos os dados numéricos que serão utilizados no processo de treinamento da RNA, descrita no Capítulo 3. Já o processo de avaliação das malhas computacionais e validação do modelo de DFC serão apresentados no Capítulo 5.

3. REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

O processo de otimização de trocadores de calor de placas aletadas necessita verificar dados de desempenho termodinâmico do mesmo durante o processo de busca de uma solução otimizada. A cada iteração, o conjunto de possíveis soluções são avaliadas quanto ao desempenho relativos à transferência de calor, perda de carga, massa, custo e etc.

Visando aumentar a confiabilidade e precisão dos dados utilizados durante o processo de otimização, o presente estudo avaliou o desempenho de trocadores de calor de placas aletadas utilizando a DFC apresentado no Capítulo 2. Entretanto, a resolução da DFC em todas as possíveis soluções consideradas a cada etapa do processo de otimização demanda elevado tempo de processamento computacional até a convergência da solução. Neste sentido, a utilização de RNA devidamente treinadas, utilizando dados fornecidos pela DFC, podem garantir precisão dos resultados de desempenho termodinâmico utilizando uma fração do tempo de processamento necessário para solução numérica do escoamento. O presente capítulo apresenta os detalhes da RNA aplicada no presente estudo.

3.1. SISTEMA NERVOSO BIOLÓGICO

Redes Neurais Artificiais são aproximações de funções geradas a partir da emulação do sistema nervoso biológico e da maneira como tal sistema processa informações ou estímulos externos. Um exemplo de tal sistema é o cérebro humano, composto por um número da ordem de 10^{11} células nervosas, que também podem ser chamados de neurônios.

A Figura 3.1 ilustra um neurônio e seus principais componentes. No corpo celular ou soma, estão presentes os componentes sub-celulares, como por exemplo o núcleo, mitocôndria e o complexo de Golgi. Emanando do corpo celular, existem diversas terminações fibrosas. Uma destas terminações é chamada de Axônio e é responsável pela transmissão de sinais em direção a outro neurônio. As demais terminações fibrosas são chamadas de dendritos, que direcionam sinais de entrada provenientes de neurônios vizinhos até o corpo celular da célula nervosa em questão. Cada neurônio possui apenas um axônio e diversos dendritos, que ocorrem em estruturas altamente entrelaçadas chamadas de arborizações terminais.

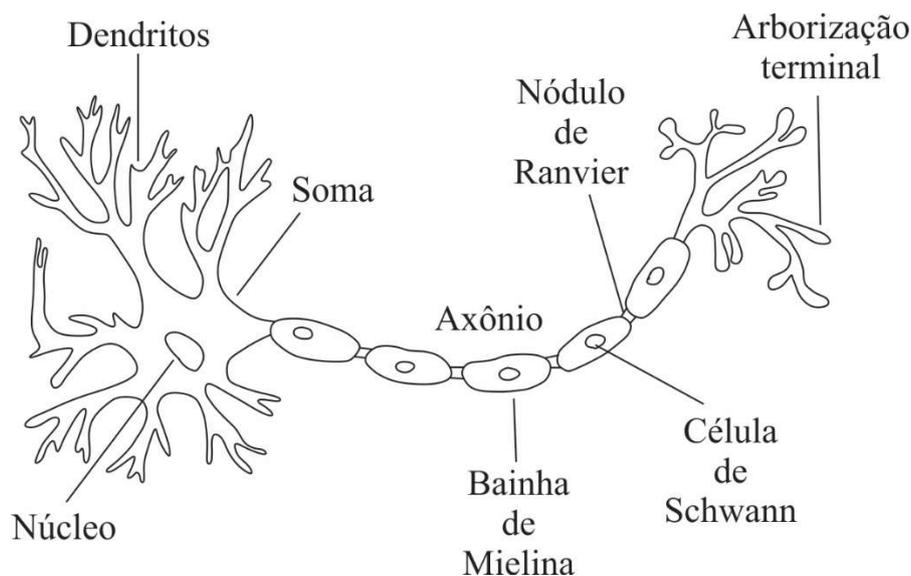


Figura 3.1 - Célula nervosa e seus principais componentes.

Em relação à um neurônio em particular, outros neurônios que fornecem sinais são chamados de aferentes, enquanto os neurônios que recebem informações são chamados de eferentes. Dendritos de neurônios aferentes se comunicam com um neurônio em particular através de sinapses, que ocorrem nas junções entre os dendritos. Em tais junções dos dendritos existem um pequeno espaçamento da ordem de $2 \cdot 10^{-8} \text{m}$ entre as superfícies das terminações fibrosas chamado de fenda sináptica, conforme ilustra a Figura 4.2.

Em situação de repouso, em que um neurônio em particular não recebe qualquer estímulo, a superfície interna da membrana celular na região do terminal axônio encontrasse em uma condição chamada de potencial de repouso. Em tal situação, a superfície da terminação nervosa apresenta um potencial elétrico negativo em relação ao fluido tecidual que a reveste, ou seja, a terminação nervosa encontrasse polarizada. Tal potencial elétrico é gerado pelas vesículas sinápticas. A membrana plasmática, tem seu potencial de repouso regulado pela bomba de sódio, de potássio e pela enzima ATPase, operações que transportam sódio e potássio em direção ao interior e ao exterior do corpo celular. Em consequência disto, estímulos externos a célula nervosa permite a passagem de íons positivos de sódio, despolarizando a membrana celular, carregando a terminação do axônio com carga positiva.

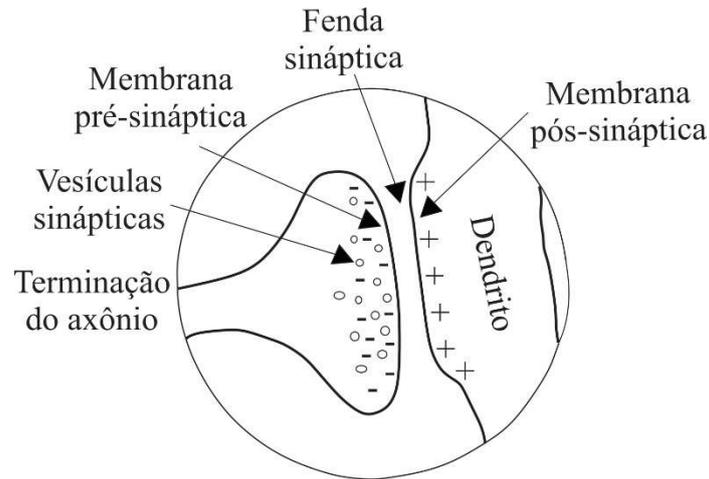


Figura 3.2 - Junção entre a terminação de um axônio e um dendrito aferente.

Como propriedade principal, a membrana celular de um neurônio é capaz de resistir à determinados valores potenciais elétricos. Quando o estímulo externo induz uma depolarização acima de um valor crítico, a membrana celular rompe sua resistência elétrica induzindo uma corrente elétrica ao longo do neurônio. Este valor de diferença de potencial é chamada de “nível de disparo” e é ilustrado na Figura 3.3. Numa célula nervosa, os estímulos ocorrem aos milhares de maneira contínua, provenientes das inúmeras conexões com neurônios vizinhos.

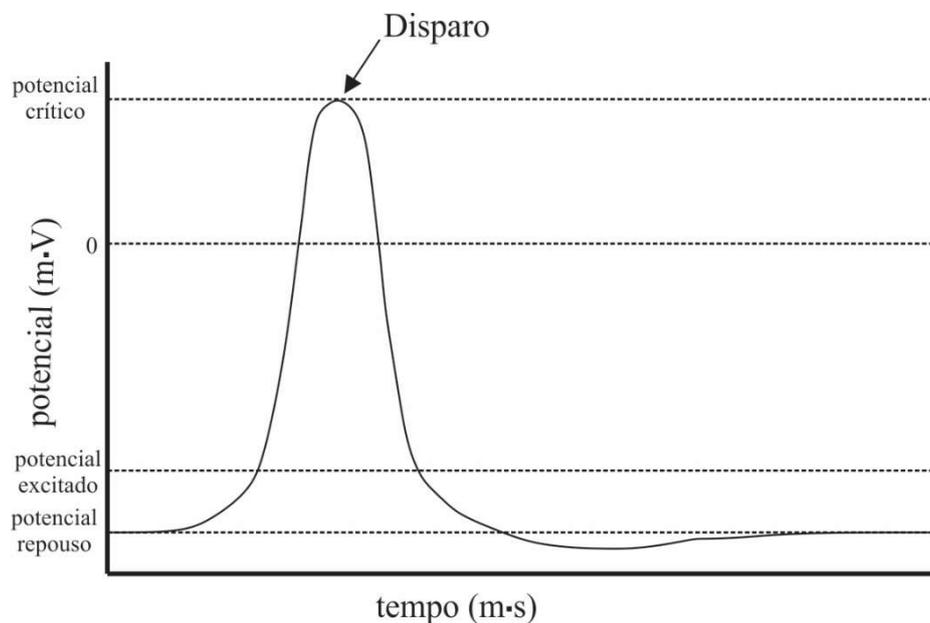


Figura 3.3 - Potencial elétrico de um neurônio em função do tempo até o valor crítico.

Sendo assim, os estímulos podem ser positivos ou negativos, onde a soma de tais estímulos determina se um neurônio em particular irá ou não disparar um sinal de saída

ao neurônio eferente. Cajal (1913) afirma que o processo de aprendizado e a memória, são determinadas pela força de determinados padrões de sinapses entre neurônios estimulados através de uma determinada excitação externa. Assim, o aperfeiçoamento de uma habilidade implica no fortalecimento de um conjunto de sinapses e o aumento da velocidade de processamento e execução das mesmas.

O aprendizado é uma função cognitiva complexa, a qual implica em alterações neurológicas de natureza elétrica e química, fato relacionado as sinapses. Através das sinapses e de sua formação, um sistema nervoso “aprende” determinada tarefa, interagindo com o ambiente que cerca seu respectivo ser.

De maneira análoga, RNA's fazem uso de etapas de treinamento e aprendizado, onde a partir de informações de referências externas, utilizadas como estímulos, sinapses artificiais serão reforçadas ou enfraquecidas, a fim de que o resultado de saída do neurônio artificiais esteja de acordo com o resultado esperado. A seguir são descritos em detalhes o funcionamento, etapas de treinamento das chamadas RNAs.

3.2. DEFINIÇÃO

De acordo com Gurney (1997), RNA é uma rede interconectada de elementos de processamento simples, chamados de unidades ou nós. Tais elementos emulam o funcionamento de um neurônio biológico no processamento de informações. A habilidade da rede de processar informações é gerida através de pesos, definidos através de um processo adaptativo de aprendizado, realizado através de metodologias de treinamento.

Em outras palavras, RNAs, assim como sistemas nervosos biológicos, aprendem através de exemplos ou dados de referência. Tal fato, demonstra a grande flexibilidade de aplicações utilizando tal metodologia.

De acordo com Jha (2014), redes neurais têm sido largamente utilizadas em uma ampla gama de aplicações onde métodos estatísticos são tradicionalmente aplicados. Tais aplicações envolvem problemas de classificação, regressão e previsão.

Algumas características relevantes das RNA são:

- I. Apresentam capacidade de mapeamento, identificando padrões de dados de entrada e a influência destes dados nos valores de saída do problema avaliado;

- II. São treinadas através de exemplos com dados previamente validados e conhecidos de um problema antes de serem testadas quanto à sua capacidade de “inferência” em instâncias desconhecidas do problema, identificando novos objetos da avaliação antes não verificados;
- III. São consideradas robustas e tolerantes à erros, não sofrendo impacto significativo quando dados de entrada incompletos ou ruidosos são inseridos no modelo;
- IV. Fácil implementação em processamento paralelo, como consequência, a resolução de tais modelos demandam menor tempo de resolução quando comparados com modelos de processamento em série.

Apesar de ter havido nos últimos anos um aumento significativo no interesse pelos estudos de RNA, a metodologia tem sido desenvolvida há muitas décadas.

McCulloch e Pitts (1943) desenvolveram modelos de RNA baseados no funcionamento de neurônios em sistemas biológicos.

Rosenblatt (1958) criou o Perceptron, modelo capaz de aprender e associar valores de entrada à um dado de saída aleatório. Widrow (1960) desenvolveu um sistema chamado *ADaptive Linear Element* ou ADALINE que representava uma RNA de uma única camada de neurônios com funcionamento similar ao Perceptron de Rosenblatt (1958).

Amari (1967) desenvolveu um procedimento de análise e correção de erro dos valores de saída reais, utilizados na fase de treinamento da RNA.

Werbos (1974) desenvolveu e aplicou o método de aprendizado de redes neurais chamado de *backpropagation*. A metodologia de aprendizado proposta é considerada a mais conhecida e aplicada em RNAs. Tal metodologia teve como inspiração o *perceptron* proposto por Rosenblatt (1958), porém avaliando RNA de múltiplas camadas e diferentes funções de ativações. Alguns conceitos são discutidos na seção a seguir.

3.3. FUNCIONAMENTO

Basicamente, uma rede neural artificial pode ser representada de maneira genérica conforme mostra a Figura 3.4, sendo composta pelo vetor de entrada, pelas camada(s) oculta(s), onde ocorrem as sinapses e finalmente, a camada de saída, onde é gerado o vetor com os resultados de saída, gerados pela RNA.

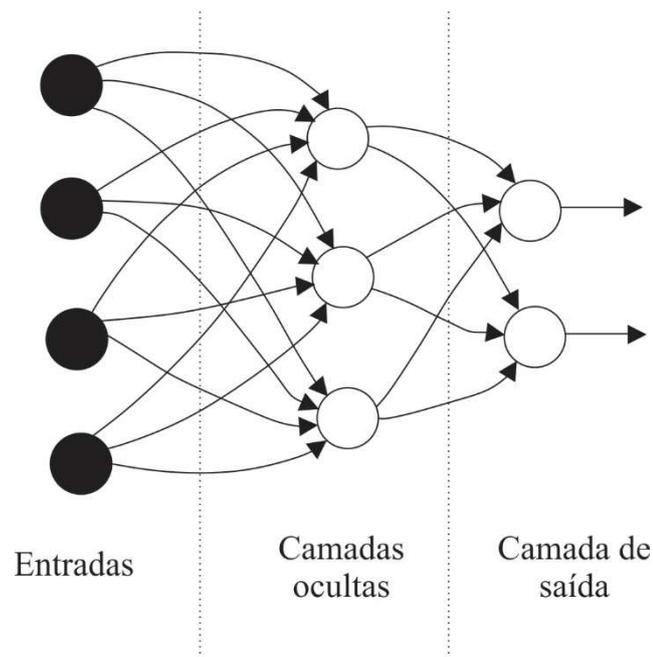


Figura 3.4 - Estrutura genérica de uma RNA.

Uma RNA pode ser formada por centenas de unidades nervosas, nós ou neurônios, e são conectados por coeficientes chamados de pesos. Tais elementos e seus respectivos pesos constituem a estrutura neural, organizada em camadas, conforme ilustra a Figura 3.5.

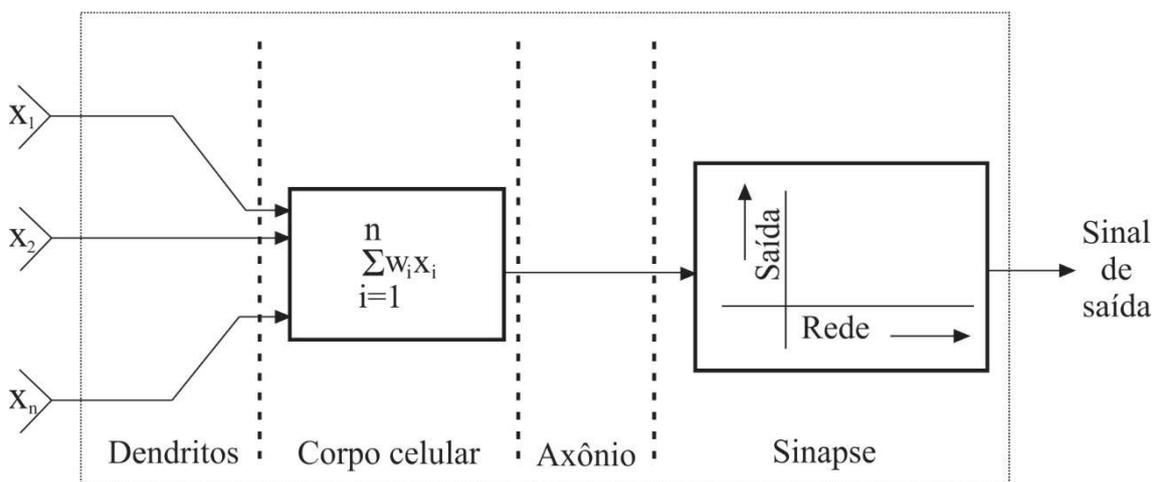


Figura 3.5 - Fluxo de funcionamento de uma rede neural artificial.

A capacidade e robustez de solucionar problemas complexos vem do fato das RNA's conectarem os neurônios em uma grande rede. Cada elemento de processamento possui dados de entrada multiplicados pelos pesos, \vec{w}_i , um peso para cada valor do vetor

de entrada, \vec{x}_n . Os valores utilizados no vetor peso são parâmetros ajustáveis. Assim, o comportamento da RNA é determinado por funções de transferência influenciados pelos dados de entrada ajustados através dos neurônios adjacentes, regras de aprendizado e pela arquitetura da rede formada por todos os neurônios existentes no modelo.

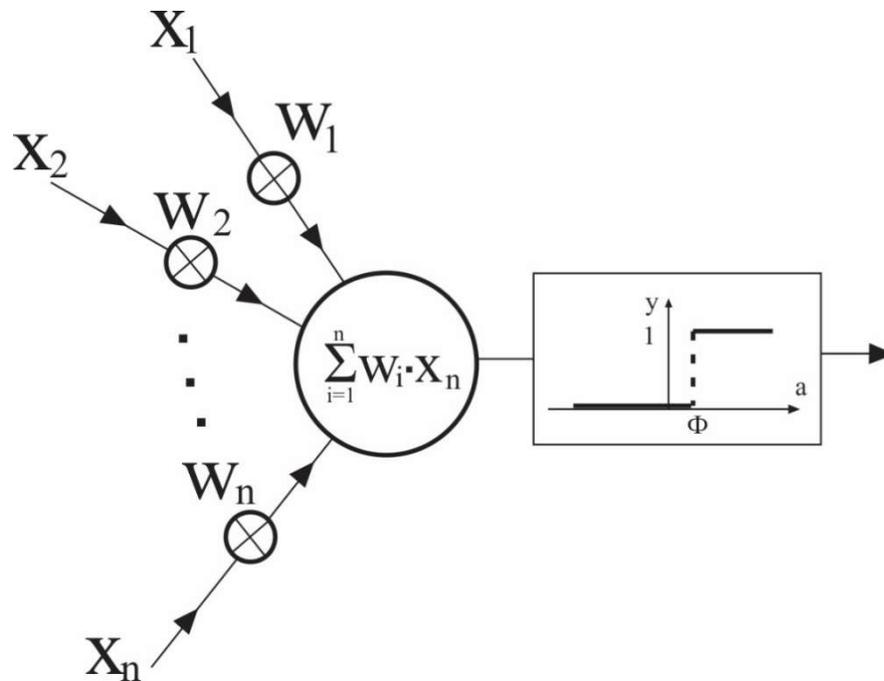


Figura 3.6 - Formação do sinal de ativação da unidade lógica.

O vetor de entrada, \vec{x}_n , multiplicado pelo vetor peso ajustado, \vec{w}_i , tem seus valores somados e a esta soma dá-se o nome de ativação do neurônio ou sinal de ativação, conforme ilustra a Figura 3.6. O sinal de ativação então é inserido na chamada função de ativação. Assim, caso o sinal de ativação seja superior ao valor mínimo necessário para ativação, a unidade celular artificial gera como resultado dados de saída do neurônio em questão. A Figura 3.6 ilustra o vetor entrada $[x_1, x_2, \dots, x_n]$, vetor peso $[w_1, w_2, \dots, w_n]$, bem como o sinal mínimo para ativação do corpo celular e geração dos dados de saída. A equação (3.1) demonstra tal condição.

$$\sum_{i=1}^n w_n x_n \geq \theta, \quad (3.1)$$

Através da Figura 3.6 é possível verificar que a função de ativação responde de maneira instantânea ao sinal de ativação, sem qualquer relação com o tempo, enquanto

neurônios biológicos apresentam respostas dependentes do tempo e espaço, gerando sinais em padrões de disparos de frequência fixa, podendo ocorrer em intervalos definidos entre sequências dos mesmos, ao invés de simplesmente disparar um único pulso de valor fixo.

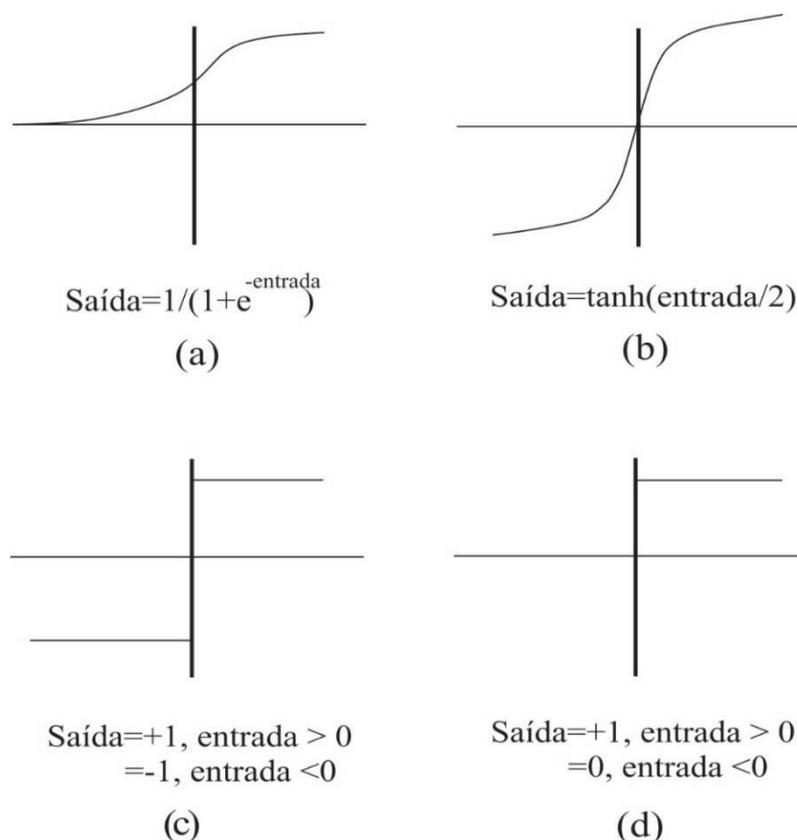


Figura 3.7 - Funções de ativação não-lineares aplicadas em RNA.

Já no modelamento da RNA, os disparos subsequentes são representados de maneira contínua e a resposta do neurônio depende da função de ativação utilizada no modelo. Konar (2000) apresenta uma série de funções de ativação disponíveis na literatura, conforme mostra a Figura 3.7.

Na Figura 3.7 (a), é ilustrado o comportamento da função de ativação sigmoide; em (b) tem-se a função tangente hiperbólica; (c) ilustra a ativação de sinal através da função *sigmum* e em (d), é ilustrado a função degrau, de ativação instantânea.

A etapa seguinte de operação da rede neural é balancear ou ajustar os valores existentes do vetor peso, em função do erro entre os valores de saída obtidos através da rede e os valores de referência. Tal operação é chamada de treinamento ou aprendizado.

O processo de aprendizado de uma RNA pode ser classificado de maneira geral em três categorias: não supervisionado, por reforço e supervisionado.

O processo de aprendizagem não supervisionada se demonstra útil em problemas de reconhecimento, onde padrões dos dados de saída são desconhecidos. A RNA é modelada de maneira que o vetor peso seja ajustado automaticamente e iterativamente até que um equilíbrio seja obtido e os valores dos pesos converjam para valores constantes. O ajuste do vetor peso gera um conjunto de valores para um padrão de valores de entrada. Entre os tipos de aprendizado não supervisionado mais comuns encontrados na literatura estão as RNA de Hopfield e RNA de memória associativas e cognitivas.

Já o aprendizado por reforço se enquadra como um processo de treinamento intermediário entre as metodologias que fazem ou não uso da supervisão no aprendizado. Em tal metodologia de aprendizado o ajuste dos vetores peso gera respostas por parte do modelo, o qual reforça alterações positivas e “castiga” atividades negativas ao ajuste dos valores dos pesos. O processo repete-se de maneira iterativa até que o vetor peso não apresente variação dos valores que o compõem.

Finalmente, no aprendizado supervisionado, a rede neural artificial demanda um “treinador”, que insira tanto o vetor de entradas quanto o vetor de saída da RNA, ou seja, faça uso de valores de saída de exemplos, para referência e avaliação de erro. Em função dos dados utilizados no treinamento e a resposta fornecida pela RNA, são feitos ajustes nos valores do vetor peso, de maneira a minimizar o erro entre o vetor saída artificial e a saída de referência. Entre os métodos de aprendizado supervisionados mais comuns disponíveis na literatura, destaca-se a metodologia *backpropagation*, apresentado por Werbos (1974) e aplicada em RNAs de estrutura *feedforward*, configuração ilustrada através da Figura 3.8.

Durante o treinamento realizado pelo método *backpropagation*, a RNA ajusta os valores dos pesos através do método do gradiente descendente. Inicialmente, um vetor *input* é introduzido a rede, em seguida a informação proveniente do vetor *input* é passada através das camadas intermediárias que formam a rede neural. Como resultado, a RNA gera um vetor *output*. No segundo passo, o vetor *output* gerado pela RNA é comparado ao vetor saída desejado ou alvo. Caso os vetores *output* não coincidam, ou seja, não apresentem igualdade em seus respectivos valores, o erro é calculado.

O erro é então propagado em direção à camada de entrada da rede neural e os pesos das conexões das unidades neurais são modificados em função do erro apresentado, verificando a derivada do erro em função dos valores da saída prevista pela rede,

buscando minimizá-lo. A correção dos pesos O processo repete-se até que o nível de precisão ou erro exigido pelo modelo numérico seja atendido.

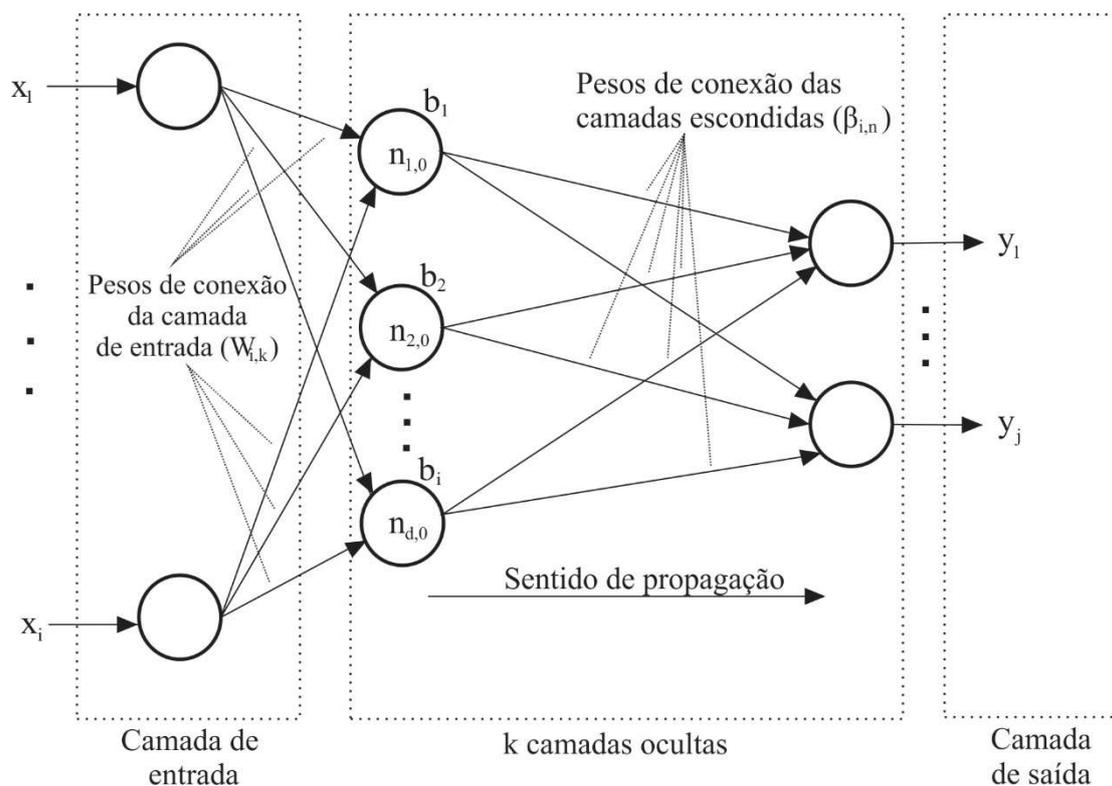


Figura 3.8 - Estrutura de uma RNA *feedforward*.

De acordo com Jana *et al.* (2018) o método de aprendizado supervisionado *backpropagation* tem sido aplicado nos mais diversos campos de estudo da ciência, incluindo análises de sinais, problemas de classificação e regressões considerando as relações lineares ou não entre as variáveis interdependentes. Kumar *et al.* (2019) considerou métodos de aprendizados baseados no processo *backpropagation* como objetos de estudo mais relevantes na área de redes neurais.

Entretanto, como revés, o método *backpropagation* apresenta algumas desvantagens. Rumelhart *et al.* (1986) ressaltou a possibilidade do algoritmo de treinamento *backpropagation* convergir para valores de peso em mínimos locais. Huang *et al.* (2006) relatou que o processo de ajuste dos pesos, minimizando o erro entre as saídas da rede e o vetor saída de referência, pode ser demasiadamente lento, podendo consumir até mesmo dias de processamento, limitando sua aplicação.

Neste sentido, Pao e Takefuji (1992) e Pao *et al.* (1992) desenvolveram uma nova classe de redes neurais artificiais, chamadas de *Random Vector Functionally Linked* ou

RVFL. A seguir são apresentados os detalhes da RNA RVFL bem como sua implementação no presente estudo.

3.4. REDES NEURAIAS *RANDOM VECTOR FUNCTIONALLY LINKED*

De acordo com Hornik (1989), Igelnik (1995), Leshno (1993) e Park e Sandberg (1991), RNA de camada oculta única tem sido aplicadas com sucesso na resolução de problemas de classificação e regressão, apresentando características de aproximação universal. Conforme mencionado anteriormente, métodos convencionais de aprendizado, como por exemplo o método *backpropagation*, podem apresentar desempenho insatisfatório em relação a velocidade de convergência dos valores de peso, convergência para mínimo local ou ainda sensibilidade a parâmetros como por exemplo a taxa de aprendizado.

Redes neurais RVFL, de estrutura ilustrada através da Figura 3.9, representam uma variante das chamadas RNA funcionalmente ligadas, onde o vetor de entradas possui ligação direta com o vetor de saídas. Entretanto, a RVFL introduz valores aleatórios para os pesos entre a camada de entradas e a camada oculta, mantendo-os fixos durante o processo de otimizado.

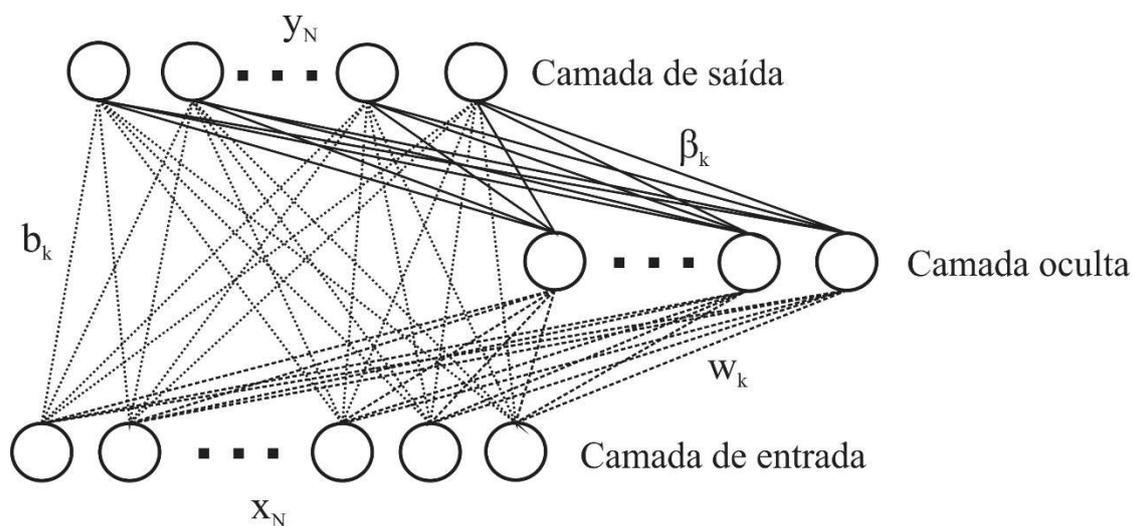


Figura 3.9 - Estrutura da RNA RVFL.

Através da estrutura da RNA apresentada através da Figura 3.9, a rede RVFL pode ser definida através de,

$$f(x_N, \beta_k) = \sum_{k=1}^L \beta_k \cdot g(w_k^T \cdot x_N + b_k), \quad (3.2)$$

onde $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L] \in \mathbb{R}^L$ representa o vetor peso para a camada de saída, $x \in \mathbb{R}^d$ representa o vetor de entradas da RNA, $w_k \in \mathbb{R}^d$ e $b_k \in \mathbb{R}$ representam os pesos entre a camada de entrada até a camada de saída e camada oculta, respectivamente. Finalmente, d representa o número de entradas, e $g(\cdot)$ representa a função de ativação utilizada na RNA.

Conforme mencionado anteriormente, no método RVFL assume valores aleatórios para w_k e b_k de maneira independente ao vetor entrada e num intervalo definido entre $[-S, S]$, onde S representa um parâmetro a ser definido durante a etapa de ajuste da RNA, conforme descreve Zhang e Suganthan (2016). Já o vetor peso entre a camada oculta e a camada de saída, β_k é o único parâmetro a ser determinado durante o processo de aprendizado da RNA. Qiu *et al.* (2018) afirma que o método dos mínimos quadrados apresenta boa eficácia na determinação de β_k aplicado à forma não iterativa do método RVFL. Por tal motivo, o presente estudo determinou o vetor peso da camada de saída através da seguinte maneira.

$$\beta_k = (H^T H)^{-1} H^T Y, \quad (3.2)$$

onde H é a matriz Hessiana, e Y é o vetor saída alvo ou de referência utilizado no processo de aprendizado do modelo.

3.5. PROCESSO DE APRENDIZADO

Uma vez apresentados o processo de aprendizado da RNA RVFL, a presente seção dedica-se a detalhar o processo de treinamento realizado no desenvolvimento do presente estudo. Conforme mencionado anteriormente os dados numéricos obtidos através da DFC são utilizados na presente etapa do estudo desenvolvido para em seguida aplicar a RNA devidamente treinada no processo de otimização de trocadores de calor de placas aletadas.

O algoritmo de treinamento RVFL aplicado na análise de trocadores de calor foi implementado no software Matlab 2018b e baseado no trabalho apresentado por Zhang e

Suganthan (2016). A seguir são apresentados os parâmetros de ajuste considerados no processo de treinamento bem como os dados de entrada e saída utilizados.

3.5.1. PARÂMETROS DE AJUSTE

Conforme apresentado anteriormente, o algoritmo de aprendizado RVFL é um método de treinamento não iterativo e uma de suas principais vantagens é baixa quantidade de parâmetros de ajuste para seu correto funcionamento. Entre tais parâmetros pode-se citar: funções de ativação, método de determinação do vetor peso e *bias* e número de neurônios.

Conforme descrito anteriormente, o processo de obtenção dos vetores peso da camada oculta bem é realizado através do método dos mínimos quadrados, recomendado por Qiu *et al.* (2018). Em relação as funções de ativação, o presente estudo avaliou nove diferentes funções para então optar pela escolha da função de ativação que apresentasse melhor desempenho. A Tabela 3.1 apresenta as funções de ativação consideradas no processo de desenvolvimento da RNA RVFL, onde foi escolhida a função de ativação de maior precisão.

Tabela 3.1 - Funções de ativação avaliadas no processo de aprendizagem da RNA.

Função	Formulação
Sigmóide	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
Seno	$y = \text{seno}(x)$
<i>Hardlim</i>	$y = (\text{sign}(x) + 1)/2$
<i>Tribas</i>	$y = \max(1 - x , 0)$
<i>Radbis</i>	$y = e^{-x^2}$
Sign	$y = \text{sign}(x)$
Sech	$y = \frac{2}{e^x + e^{-x}}$
atan	$y = \arctan(x)$
<i>ReLU</i>	$y = \max(0, x)$

Além da avaliação de qual função ativação se adequa melhor ao estudo desenvolvido, o número de neurônios na camada oculta também foi avaliado. Os

resultados obtidos em função das funções de ativação e número de neurônios são apresentados no Capítulo 5 e avaliados considerando métricas de verificação de erro. A seguir são apresentados os dados de entrada e saída utilizados no processo de treinamento e avaliação da RNA RVFL utilizada no processo de otimização de um trocador de calor de placas aletadas.

3.5.2. DADOS DE ENTRADA E SAÍDAS ESPERADAS

A RNA RVFL desenvolvida no presente estudo possui objetivo principal de estimar dados de desempenho termodinâmicos de trocadores de calor de placas aletadas, substituindo assim equações analíticas ou empíricas que por muitas vezes são desenvolvidas considerando hipóteses simplificativas ou limitadores em relação a sua aplicação. Sendo assim e conforme apresentado anteriormente, a RNA RVFL fez uso dos dados obtidos numericamente através da DFC devidamente validado. Como variáveis de entrada utilizadas na RNA desenvolvida, foram estabelecidos nova parâmetros sendo estes geométricos e de operação do trocador de calor. A Tabela 3.2 apresenta uma relação dos parâmetros de entradas utilizados bem como a faixa de valores utilizada.

Tabela 3.2 - Dados de entrada utilizados no desenvolvimento da RNA RVFL.

Variável	Faixa de verificação
N_q	$2 \leq N_q \leq 5 \in \mathbb{Z};$
N_f	$1 \leq N_f \leq 4 \in \mathbb{Z};$
l (m)	$0,00225 \leq l \leq 0,00375 \in \mathbb{R};$
H (m)	$0,00225 \leq H \leq 0,00375 \in \mathbb{R};$
$2 \cdot s$ (m)	$0,0063 \leq 2 \cdot s \leq 0,0105 \in \mathbb{R};$
W_T (m)	$0,1134 \leq W_T \leq 0,189 \in \mathbb{R};$
H_T (m)	$0,38925 \leq H_T \leq 0,64875 \in \mathbb{R};$
\dot{m}_q (kg/h)	$600 \leq \dot{m}_q \leq 1200 \in \mathbb{R};$
\dot{m}_f (kg/h)	$200 \leq \dot{m}_f \leq 1200 \in \mathbb{R};$

Em se tratando dos dados de saída, foram definidos um total de quatro variáveis, sendo estas o coeficiente de transferência de calor convectivo dos lados quente e frio, α_q e α_f , respectivamente, bem como valores de perda de carga também dos lados quente e

frio, Δp_q e Δp_f , respectivamente, divididos pela altura do trocador de calor, H_T , gerando valores de perda de carga linear. Tal artifício torna possível a extrapolação do diferencial de pressão gerada pelos escoamentos em diferentes valores de H_T .

O presente estudo adotou uma abordagem chamada de *Multiple Inputs Single Output* (MISO), conforme apresentado em Erdogan e Gulal (2009), em relação a obtenção das saídas obtidas via RNA. Em tal abordagem, cada variável definida como saída é determinada individualmente, ou seja, para cada saída uma RNA é treinada individualmente, totalizando quatro RNA independentes treinadas especificamente para cada variável de saída. A utilização do MISO permitiu reduzir consideravelmente o número de neurônios existentes na camada oculta, conseqüentemente diminuindo a demanda por capacidade computacional.

Conforme mencionado anteriormente, os dados das variáveis de saída foram obtidos via DFC e são descritos na Tabela 3.3.

Tabela 3.3 - Dados de saída utilizados através na RVFL.

Variável	Faixa de verificação
α_q (kW/m ² · K)	$1,124 \leq \alpha_q \leq 3,535 \in \mathbb{R}$;
α_f (kW/m ² · K)	$0,586 \leq \alpha_f \leq 4,467 \in \mathbb{R}$;
$\Delta p_{q,linear}$ (kPa/m)	$0,428 \leq \Delta p_{q,linear} \leq 13,783 \in \mathbb{R}$;
$\Delta p_{f,linear}$ (kPa/m)	$0,140 \leq \Delta p_{f,linear} \leq 44,759 \in \mathbb{R}$;

O Capítulo 5 apresentará uma análise dos dados de entrada e saída utilizados no desenvolvimento da RNA desenvolvida, bem como introduzirá uma análise de projeto de experimentos, utilizada na determinação do número de experimentos necessários para o correto treinamento da RNA, considerando a sensibilidade dos dados de saída em relação as variáveis de entrada definidas.

4. ALGORIMO DE OTIMIZAÇÃO EVOLUTIVO DE MÚLTIPLOS OBJETIVOS

Durante o projeto de equipamento, produto ou processo, o engenheiro projetista deve lidar ou gerenciar diversas decisões de projetos. Tais decisões envolvem minimizar o esforço ou custo e maximizar os benefícios desejados. Em grande parte de processos de engenharia, o custo e o benefício podem ser expressos através de funções dependentes de certas variáveis. Sendo assim, otimização pode ser definida como o processo de determinar uma solução ou um conjunto de soluções em que determinadas funções avaliadas apresentem valores máximos ou mínimos.

Em termos práticos, a otimização permite reduzir o custo de processos dos mais diversos tipos, custo de fabricação de produtos ou operações, permitindo que parâmetros de projeto de um componente seja determinado especificamente para a aplicação em questão.

Processos de otimização podem ser classificados em relação ao número de funções à serem otimizadas, chamadas de funções objetivo: otimização mono-objetivo, quando há apenas uma função objetivo; multi-objetivo, quando são otimizadas simultaneamente duas ou três funções e otimização de múltiplos objetivos, quando deseja-se otimizar quatro ou mais funções objetivo, conforme apresentado por Ishibuchi *et al.* (2008).

A medida que o número de funções e variáveis envolvidas no processo aumentam, a dificuldade em se determinar o conjunto de soluções ótimas também se eleva. Neste contexto surge a necessidade de implementar técnicas matemáticas e computacionais que tornem o processo de otimização mais rápido e eficiente.

Em casos de otimização mono-objetivo, o algoritmo de otimização definido busca obter a maximização ou minimização para uma única função objetivo, conforme mencionado anteriormente. Já em processo de otimização envolvendo mais de uma função objetivo, as funções são, em sua maioria, conflitantes e não é possível determinar um máximo ou mínimo global simultâneo em relação a todas as funções avaliadas. Em tais situações, o processo de otimização gera um conjunto de soluções otimizadas superiores ao restante das soluções possíveis existentes no espaço de busca quando consideras todas as funções. Tais soluções não podem ser melhoradas em relação a qualquer função objetiva sem que a consequência seja um prejuízo em relação as demais funções objetivo definidas. A este conjunto de soluções superiores são chamadas de

soluções ótimas de Pareto, ou soluções não-dominadas, conforme apresentado por Chankong e Haimes (1983). As demais soluções existentes no campo de busca recebem o nome de soluções dominadas.

O conceito de “dominância” é utilizado de maneira a proporcionar uma comparação justa entre as várias funções objetivos avaliadas durante um processo de otimização multi ou de múltiplos objetivos, conflitantes por natureza. Considerando dois indivíduos ou soluções de uma mesma população, diz-se que a solução “a” domina a solução “b” quando os objetivos avaliados em “a” não apresentam nenhum valor inferior aos objetivos avaliados em “b”. Ao final da avaliação dos indivíduos de uma determinada população, as soluções são segregadas como pertencentes ao grupo das soluções não dominadas e soluções dominadas.

Uma vez que as soluções ótimas de Pareto são superiores a qualquer outra solução existente no campo de busca, qualquer uma destas é factível de ser aceita como solução ótima do problema avaliado. Sendo assim, a escolha por uma determinada solução de Pareto, depende de fatores como o conhecimento do engenheiro projetista ou algum critério de escolha determinado.

De acordo com Deb e Kalyanmoy (2001), problemas de otimização multi-objetivo ou de múltiplos objetivos possuem suas funções objetivo sujeitas a restrições de igualdades e desigualdades. Isso significa afirmar que o processo de otimização busca encontrar um conjunto de soluções que não violem tais restrições previamente estabelecidas e ao mesmo tempo representem seus respectivos máximos ou mínimos em relação as funções objetivo. De maneira geral, tais problemas podem ser definidos conforme segue,

$$\begin{array}{ll}
 \min \text{ ou } \max & f_m(x). & m = 1, \dots, M \\
 \text{s. a.} & g_j(x) \leq a & j = 1, \dots, J \\
 & h_w(x) = b & w = 1, \dots, W \\
 & x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}, & i = 1, \dots, N
 \end{array}$$

A formulação acima define um problema de otimização multi-objetivo com N variáveis, M funções objetivo, J restrições de desigualdade e I restrições de igualdade. Finalmente, para cada variável x_i otimização são definidos valores máximos e mínimos, x_i^{\max} e x_i^{\min} , respectivamente.

Atualmente, diversos algoritmos de otimização estão disponíveis na literatura, incluindo algoritmos que fazem uso da computação evolucionária. A razão principal pelo desenvolvimento e aplicação de algoritmos evolucionários está no fato de que tais métodos são capazes de avaliarem múltiplas soluções de Pareto em apenas uma rodada de otimização. Além disso, tais algoritmos operam através de uma população de soluções para cada iteração do algoritmo, as quais ocupam todo espaço de busca do problema, mantendo a diversidade de soluções.

O presente estudo foca na aplicação de um algoritmo de otimização evolutivo de múltiplos objetivos aplicado em um trocador de calor de placas aletadas. De acordo com Ribeiro (2016), Algoritmos Evolucionários (AE) apresentam como principal característica operar através de populações de pontos capazes de evoluírem, de maneira paralela, até formarem um conjunto de soluções ótimas.

Abraham e Jain (2005) afirmaram que algoritmos de otimização, sendo estes mono ou com múltiplos objetivos, baseados no processo evolutivo operam basicamente através de seis passos, sendo estes: inicialização do algoritmo; geração da primeira geração da população de soluções possíveis dentro do espaço de busca; avaliação da geração corrente de soluções; caso a população de soluções atenda aos critérios de parada do algoritmo o processo de otimização é encerrado, caso contrário a população de soluções é “reproduzida”, podendo utilizar artifícios de incentivo à diversidade de soluções. A nova geração de soluções é então avaliada e o processo repete-se até que os critérios de escolha das soluções otimizadas sejam atendidos. O processo de funcionamento básico dos algoritmos evolucionários é ilustrado na Figura 4.1.

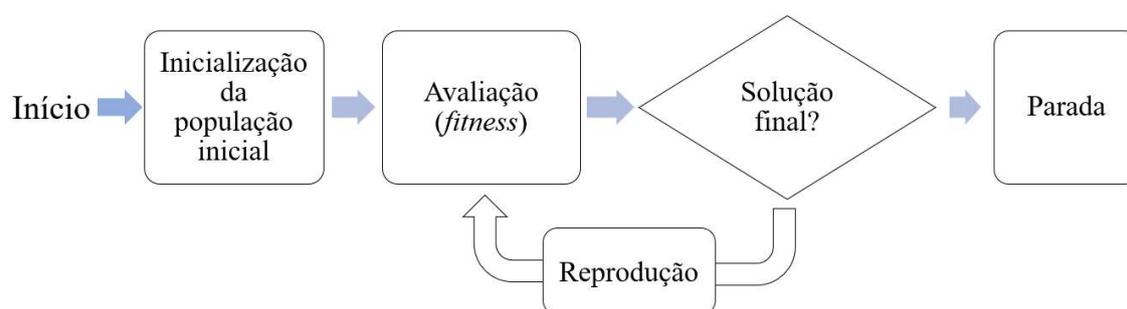


Figura 4.1 - Fluxograma de funcionamento de algoritmos de otimização evolucionários.

Entre os algoritmos evolucionários ou evolutivos disponíveis na literatura de otimização multi-objetivos pode-se citar o método *Non-dominated Sorting Genetic*

Algorithm III ou NSGA-III, variação do NSGA-II que será adotado neste estudo e é detalhado a seguir.

4.1. NON-DOMINATED SORTING GENETIC ALGORITHM III

O algoritmo de otimização NSGA-III, proposto por Deb e Jain (2014a) e (2014b) foi desenvolvido como uma evolução do NSGA-II, proposto por Deb *et al.* (2002). Utilizando o conceito de dominância de Pareto, apresentado anteriormente, o algoritmo proposto pelos autores apresenta uma nova abordagem de manutenção da diversidade das soluções geradas a cada iteração. Tal abordagem utiliza o conceito de pontos de referência.

A introdução dos pontos de referência utilizados no NSGA-III gera um conjunto de pontos no espaço de busca do processo de otimização onde tais pontos buscam guiar o processo de geração de novas soluções, melhorando a diversidade e convergência do conjunto de soluções otimizadas pelo algoritmo. A geração dos pontos de referência pode ser realizada de maneira estruturada automaticamente ou podem ser fornecidos pelo engenheiro projetista executando o processo de otimização.

A disposição estruturada dos pontos de referência proposta por Das e Dennis (1998), posiciona pontos de referência em um hiperplano normalizado simplex unitário de dimensão $(M - 1)$, onde M representa o número de funções objetivo otimizadas, igualmente inclinado em direção à todos os eixos representantes das funções objetivos à serem otimizadas, conforme ilustra a Figura 4.2. Os eixos são então divididos em p seções, onde o número total de pontos de referência, H_{ref} , em um problema é definido como:

$$H_{ref} = \binom{M + p - 1}{p}. \quad (4.1)$$

A Figura 4.2 ilustra a abordagem proposta por Das e Dennis (1998), um problema considerando três funções objetivo, $M = 3$, os pontos de referência criam um triângulo de vértices definidos nas coordenadas $(1,0,0)$, $(0,1,0)$ e $(0,0,1)$. Considerando então quatro divisões entre os vértices do hiperplano, onde $p = 4$, tem-se um total de quinze pontos de referência. Como os pontos de referência estão distribuídos por todo o espaço de busca

definido, as soluções obtidas também serão distribuídas nas proximidades da fronteira de Pareto, garantindo diversidade de soluções otimizadas.

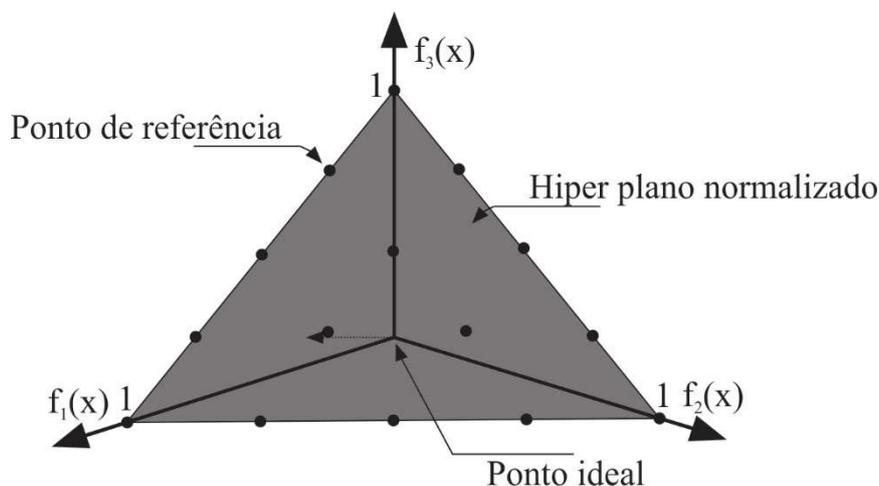


Figura 4.2 - Definição do hiperplano contendo os pontos de referência do NSGA-III.

Deb e Jain (2014) ressaltaram que problemas de dimensões elevadas, um número elevado de pontos de referência pode ser definido, dependendo do espaçamento, p , definido. Neste sentido, sugeriram a geração de uma camada dupla de pontos de referência, posteriormente combinadas.

Uma vez gerados os pontos de referência, o NSGA-III então cria a população inicial de soluções, dando início ao processo básico de funcionamento de algoritmos evolucionários apresentado na Figura 4.1, entrando no laço principal, conforme mostrado em Ribeiro (2016) e detalhado através do Algoritmo 1.

Algoritmo 1 – Geração de populações

Entrada: H_{ref} pontos de referência estruturados; População de tamanho N_{pop} ; Número máximo de gerações N_{gen}

Saída: População P_t .

- 1: Inicialização;
- 2: $t = 0$; contador de gerações da população de soluções
- 3: P_t ; inicializa a população de tamanho N_{pop}
- 4: avaliação dos indivíduos (P)
- 5: classificação das soluções não dominadas (P_t);
- 5: **repetição**
- 6: $P_{sel} = \text{torneio}(P_t)$;
- 7: $P_{filh} = \text{recombinação}(P_{sel})$;
- 8: avaliação dos indivíduos (P_{filhos});
- 9: $P_t = P_{filhos} \cup P$;
- 10: classificação das soluções não dominadas(P_t);

- 11: P_{t+1} = seleção(F, P_t, N_{pop});
- 12: $t = t + 1$
- 13: **até** $t = N_{gen}$

Após a geração da população de filhos, P_{filho} , pelos operadores de cruzamento e mutação, o algoritmo tem a fase de seleção. A seleção une as populações de pais e filhos em uma população com $2N_{pop}$ indivíduos. As soluções são classificadas em relação a sua dominância, onde a primeira fronteira é formada pelas soluções não dominadas por nenhuma outra solução. A segunda fronteira é formada pelas soluções dominadas apenas por indivíduos da primeira fronteira e assim sucessivamente. O processo de seleção e classificação das fronteiras é apresentado através dos Algoritmos 2.

Algoritmo 2 – Seleção e classificação de fronteiras

Entrada: H_{ref} pontos de referência estruturados Z^s ou fornecidos pelo usuário Z^a , população “pai” P_t .

Saída: $P_t + 1$.

- 1: $S_t = \emptyset, i = 1$;
- 2: Q_t = Cruzamento com crossover + mutação de P_t ;
- 3: $R_t = P_t \cup Q_t$;
- 4: $(F_1, F_2, \dots, F_l) = R_t$;
- 5: **repetição**
- 6: $S_t = S_t \cup F_i$ e $i = i + 1$;
- 7: **enquanto** $|S_t| \geq N$;
- 8: $F_l = F_i$;
- 9: **se** $|S_t| = N$ então;
- 10: $P_{t+1} = S_t$, pausa;
- 11: **caso contrário**;
- 12: $P_{t+1} = \cup_{j=1}^{l-1} F_j$;
- 13: $F_l: K = N - |P_{t+1}|$;
- 14: Normalização das funções objetivo e criação do conjunto de pontos de referência Z^r ;
- 15: Associação de cada solução s de S_t com um ponto de referência;
- 16: Geração dos nichos dos pontos de referência $j \in Z^r: \rho_j = \sum_{s \in S_t / F_l} ((\pi(s) = j) ? 1 : 0)$
- 17: Escolha individual de K membros de F_l para construção de P_{t+1} ;
- 18: **fim**

A população resultante do processo de seleção tem N_{pop} indivíduos, formada por soluções classificadas em sucessivas fronteiras F . Entretanto, a inclusão de todos os indivíduos de uma nova fronteira extrapolaria o valor de N_{pop} . Sendo assim, os demais pontos devem ser selecionados estimando um ponto ideal da população corrente S_t ,

identificado como z_i^{min} , onde $i = 1, 2, \dots, M$, avaliado para cada função objetivo. Sendo assim, o ponto ideal é definido como,

$$\bar{z} = (z_1^{min}, z_2^{min}, \dots, z_M^{min}) \quad (4.2)$$

Em seguida, cada valor da solução da população S_t é transladada através da subtração de f_i e z_i^{min} , tal como,

$$f'_i(x) = f_i(x) - z_i^{min}. \quad (4.3)$$

Na sequência, através de $f'_i(x)$ são determinados os pontos extremos de cada função objetivo avaliada e próximos aos eixos. Tais pontos são chamados de z_i^{max} e com o conjunto de M pontos extremos é definido um novo hiperplano, cujo pontos de intercepção aos eixos do espaço de busca são chamados de a_i . Uma vez definido os valores de a_i através do novo hiperplano, torna-se possível normalizar os valores das funções objetivo. A Figura 4.3 ilustra a definição do novo hiperplano

$$f_i^n(x) = \frac{f'_i(x)}{a_i}. \quad (4.4)$$

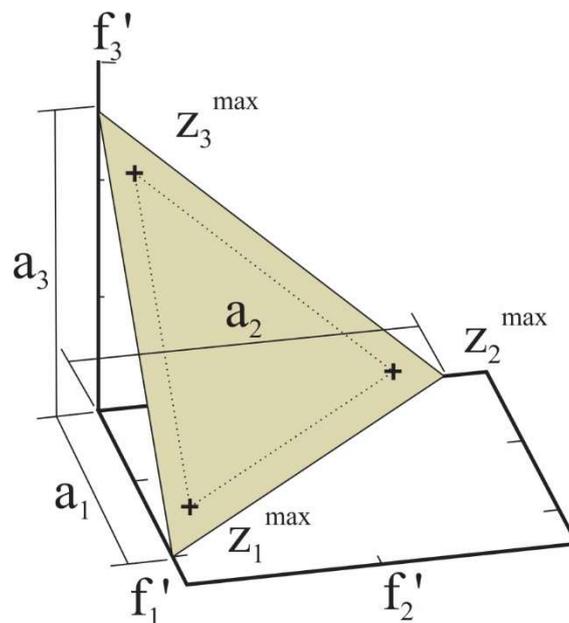


Figura 4.3 - Pontos extremos e hiperplano do NSGA-III.

Uma vez definido os valores de a_i através do novo hiperplano, torna-se possível normalizar os valores das funções objetivo. O processo de normalização é apresentado através do algoritmo 3.

Algoritmo 3 – Processo de normalização

Entrada: S_t , conjunto de pontos estruturados Z^s ou fornecidos pelo usuário Z^a ;

Saída: f^n , Z^r (pontos de referência no hiperplano normalizado).

- 1: **para** $j = 1$ até M ;
- 2: Determinar ponto mínimo: $z_j^{min} = \min_{s \in S_t} f_j(s)$;
- 3: Translação das funções objetivos: $f'_j(s) = f_j(s) - z_j^{min}$;
- 4: Determinação dos pontos máximos: z_j^{max} , $j = 1, \dots, M$;
- 5: **fim de para**;
- 6: Determinação dos pontos de intersecção a_j , $j = 1, \dots, M$;
- 7: Normalização das funções objetivo f_n ;
- 8: **se** Z^a é fornecido, então;
- 9: Mapear os pontos do conjunto Z^a e armazená-los no conjunto Z^r ;
- 10: **caso contrário**;
- 11: $Z^r = Z^s$;
- 12: **fim**;

Conforme apresentado por Ribeiro (2016), após o processo de normalização ser concluído, os indivíduos da solução corrente são associados aos pontos de referência π mais próximos da reta de referência que passa pela origem e pelo ponto π . Então, para cada ponto de referência é definido um contador de nicho ρ_j , que representa a quantidade de indivíduos associados a um determinado ponto de referência. Tais indivíduos já compõem a população da próxima geração. O restante da população é definida estabelecendo o valor mínimo de ρ_j .

Finalmente, verifica-se então quantos indivíduos da fronteira não dominada corrente estão associados a um determinado ponto de referência. Se houver um ou mais, o indivíduo que se encontra a menor distância é selecionado.

Ribeiro (2016) ressalta que o operador do NSGA-III prima por preservar o uso das relações de dominância para selecionar os indivíduos. Quando a escolha pelo critério da dominância não é possível, o algoritmo passar então a considerar o contador de nicho.

Na metodologia NSGA-III, o elitismo entre os indivíduos componentes da população é fortemente reforçado e a seleção de cada uma das soluções otimizadas busca manter a diversidade ao longo de todo campo de busca, especialmente nas regiões próximas aos pontos de referência existentes. De acordo com Deb e Jain (2014), o algoritmo opera com o número total de indivíduos, N , muito próximo do número de

pontos de referência, H . Tal fato, reduz o tempo de processamento requerido pelo algoritmo, uma vez que a formação da fronteira de Pareto ocorre sempre nas proximidades dos pontos de referência.

Da mesma forma como ocorre no NSGA-II, a metodologia NSGA-III não necessita de nenhum ajuste de parâmetro além dos parâmetros existentes no algoritmo genético básico, como por exemplo, número de indivíduos da população, critério de parada, probabilidade de cruzamento e mutação. O número de pontos de referência, H , não é um parâmetro do algoritmo e é vinculado diretamente ao tipo de problema analisado, incluindo o número de indivíduos da população, N .

A seguir são detalhados o processo de otimização de um trocador de calor de placas aletadas implementado, bem como suas respectivas funções objetivo e restrições de otimização.

4.2. FUNÇÕES OBJETIVO

Uma vez apresentados os detalhes do método de otimização de múltiplos objetivos NSGA-III, são introduzidas as funções objetivo utilizadas no desenvolvimento do presente trabalho. No total, quatro funções objetivo foram estabelecidas no processo de otimização, fato que caracteriza um processo de otimização de múltiplos objetivos, conforme apresentado em Ishibuchi *et al.* (2008), sendo estas; maximização da efetividade termodinâmica; minimização do volume do trocador de calor e da perda de carga do lado quente e frio do trocador de calor. As funções objetivo são avaliadas como,

$$\varepsilon = \frac{1 - \exp\{-NTU[1 - (C_{min}/C_{max})]\}}{1 - (C_{min}/C_{max})\exp\{-NTU[1 - (C_{min}/C_{max})]\}} \quad (4.5)$$

$$V_T = L_T \cdot W_T \cdot H_T, \quad (4.6)$$

$$\Delta p_q = \Delta p_{linear,q} \cdot H_T; \quad (4.7)$$

$$\Delta p_f = \Delta p_{linear,f} \cdot H_T; \quad (4.8)$$

onde ε é a efetividade, descrita no Capítulo 2; V_T representa o volume do trocador de calor, função de L_T representa a largura do trocador de calor, W_T representa a profundidade e H_T representa a altura total do pacote aletado.

A Figura 4.4 ilustra de maneira geral as variáveis otimizadas e também os parâmetros geométricos utilizados na função objetivo referente ao volume do trocador de

calor. Já $\Delta p_{linear,q}$ e $\Delta p_{linear,f}$ representam os valores da perda de carga linear dos lados quente e frio do trocador de calor, respectivamente.

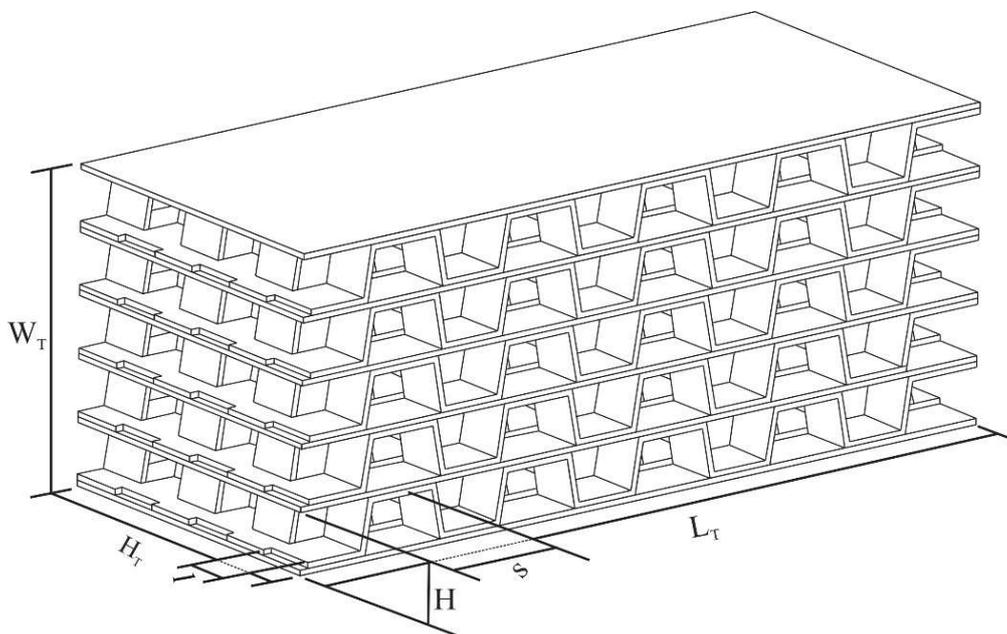


Figura 4.4 - Ilustração dos parâmetros geométricos otimizados.

Conforme apresentado anteriormente, os valores referentes a perda de carga linear dos lados quente e frio, utilizados na determinação da perda de carga total de ambos os lados são obtidos através da RNA RVFL apresentada no Capítulo 3. Já os valores dos coeficientes de transferência de calor convectivos, para ambos os lados do trocador de calor, são aplicados na determinação da efetividade, conforme apresentado no Capítulo 1 e obtidos via RNA RVFL.

Sendo assim, o processo de otimização aqui apresentado buscou maximizar a efetividade, ε , garantindo o máximo desempenho termodinâmico do trocador de calor; minimização do volume do equipamento, garantindo redução de custo de manufatura do mesmo, uma vez que a necessidade de matéria prima para sua confecção é reduzida; e minimização das perdas de carga de ambos os lados do trocador de calor, reduzindo a potência de bombeamento necessária para a manutenção da vazão mássica estipulada em projeto.

4.3. RESTRIÇÕES DOS PARÂMETROS OTIMIZADOS

No processo de otimização certos limites para os parâmetros otimizados devem ser respeitados. Inicialmente, o processo de otimização considera como parâmetros de

projeto, valores constantes da vazão mássica do lado quente, \dot{m}_q , e lado frio, \dot{m}_f . Além dos valores de vazão dos fluidos, é estabelecido um valor constante referente a taxa de transferência de calor, tais considerações são apresentadas no Capítulo 5.

Na sequência, o presente estudo estabeleceu limites relacionados aos parâmetros geométricos da aleta e também as dimensões externas do trocador de calor. A Tabela 4.1 apresenta os valores máximos e mínimos adotados no processo de otimização desenvolvido, bem como a restrição de igualdade referente a taxa de transferência de calor, definida com valor igual a $2694W \pm 10\%$ e obtida através da equação (2.12).

Tabela 4.1 - Restrições dos parâmetros geométricos do trocador de calor otimizado.

Variável	Valores mínimos e máximos
N_f	$1 \leq N_f \leq 4 \in \mathbb{Z};$
l (m)	$0,00225 \leq l \leq 0,00375 \in \mathbb{R};$
H (m)	$0,00225 \leq H \leq 0,00375 \in \mathbb{R};$
$2 \cdot s$ (m)	$0,0063 \leq 2 \cdot s \leq 0,0105 \in \mathbb{R};$
q (W)	2694

Através dos parâmetros geométricos considerados no processo de otimização, nota-se que essencialmente a unidade da aleta é otimizada, já que as dimensões externas do trocador de calor são funções diretas da geometria da mesma. Sendo assim, vale ressaltar que o número de aletas tanto na seção transversal quanto na longitudinal permanece constante durante a otimização, com valores iguais a 18 e 173, respectivamente,

$$L_T = 2 \cdot s \cdot 18, \quad (4.9)$$

$$H_T = 173 \cdot l; \quad (4.10)$$

$$W_T = (N_f + N_q) \cdot H + (N_f + N_q + 1) \cdot t ; \quad (4.11)$$

$$N_q = N_f + 1. \quad (4.12)$$

4.4. MÉTODO DE AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DAS SOLUÇÕES

O processo de otimização de múltiplos objetivos implementado no presente estudo através do NSGA-III descrito anteriormente resulta em diversas soluções ótimas,

chamadas de soluções de Pareto, conforme descrito anteriormente. Ao comparar as soluções otimizadas em relação as funções objetivo otimizadas, conflitantes uma em relação as outras, não é possível afirmar a superioridade de uma ou outra solução já que todas as soluções presentes na Fronteira de Pareto são classificadas como não-dominadas.

O processo de escolha pode ser então confiado a experiência do engenheiro projetista ou estabelecer um processo de avaliação do desempenho das soluções para então escolher a solução otimizada final, dentre todas as soluções obtidas pelo processo de otimização. O presente estudo aplicou então o método de determinação de solução chamado de *Technique for Order Preference by Similarity* (TOPSIS) como processo de escolha do trocador de calor otimizado ao final do estudo desenvolvido.

O TOPSIS foi proposto por Hwang e Yoon (1981) e é um método de avaliação de desempenho de alternativas ou soluções multicritérios. De maneira geral o TOPSIS opera comparando as soluções com uma solução ideal, onde a melhor solução é aquela mais próxima desta solução ideal hipotética.

Um conceito importante utilizado pelo TOPSIS é a classificação dos critérios de escolha, que são classificados como benefício e custo. Critérios classificados como custo, necessitam ser minimizados pois geram prejuízo a alternativa avaliada, já o critério tido como benefício, deve ser maximizado.

Definindo a matriz de decisão A_{Dec} , composta pelas alternativas avaliadas através de determinados critérios, tem-se:

$$A_{Dec} = \begin{matrix} & C_1 & \cdots & C_n \\ \begin{matrix} A_1 \\ \cdots \\ A_m \end{matrix} & \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \cdots & \ddots & \cdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (4.12)$$

onde A_1, \dots, A_m representam as alternativas ou soluções avaliadas, C_1, \dots, C_n são os critérios, x_{ij} representa o desempenho da alternativa A_i perante o critério C_j .

Cada critério possui um determinado peso, w_n , formando o vetor peso W_{Dec} , onde a relação deve ser satisfeita,

$$\sum_{i=1}^n w_n = 1. \quad (4.13)$$

Após a definição da matriz A_{Dec} , seus elementos devem ser normalizados em uma matriz $R = [r_{ij}]_{m \times n}$. O processo de normalização dos dados inseridos na matriz de alternativas e critérios torna seus valores adimensionais, permitindo a comparação entre os diversos critérios definidos em diferentes intervalos de valores. O processo de normalização é definido como,

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}, \quad (4.14)$$

onde o produto de r_{ij} e w_j passa a formar a matriz normalizada P :

$$p_{ij} = w_j \times r_{ij}. \quad (4.15)$$

$$P = [p_{ij}]_{m \times n}. \quad (4.16)$$

Após a normalização das alternativas a serem avaliadas, são definidas a solução ideal hipotética positiva referente aos critérios positivos, chamada de A^+ , e negativos, A^- , referentes aos critérios de custos, conforme mostram as equações,

$$A^+ = (p_1^+, \dots, p_n^+), \quad (4.17)$$

$$A^- = (p_1^-, \dots, p_n^-), \quad (4.18)$$

onde p_j^+ e p_j^- são definidos conforme a seguinte relação:

$$p_j^+ = \begin{cases} \max(p_{ij}), & \text{se o benefício} \\ \min(p_{ij}), & \text{se custo} \end{cases}, \quad (4.19)$$

$$p_j^- = \begin{cases} \min(p_{ij}), & \text{se benefício} \\ \max(p_{ij}), & \text{se o custo} \end{cases}. \quad (4.20)$$

Em seguida são determinadas as distâncias Euclidianas, d^+ e d^- , entre uma alternativa A_i e A^+ , considerando a solução ideal positiva, e entre A_i e A^- . As equações (4.21) e (4.22) apresentam a relação que determina os valores das distâncias entre as soluções.

$$d^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n w_j (p_j^+ - p_{ij})^2}, \quad (4.21)$$

$$d^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n w_j (p_j^- - p_{ij})^2}, \quad (4.22)$$

onde $i = 1, \dots, m$.

O passo seguinte do método TOPSIS é determinar a chamada proximidade relativa, ξ . Tal conceito de distância relativa é utilizado de maneira a escolher a alternativa com menor distância até a solução ideal positiva, A^+ , e de maior distância até A^- , que representa a solução ideal negativa. A determinação de ξ é apresentada através de

$$\xi_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-}. \quad (4.13)$$

Finalmente, a última etapa do método de avaliação e escolha de múltiplas soluções é o processo de classificação das alternativas. Tal etapa opera em função dos valores das distâncias relativas, ξ_i , determinadas no passo anterior. Nesta etapa, verifica-se que as melhores soluções apresentam maiores valor de ξ e portanto, devem ser escolhidas.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

O presente capítulo apresenta os resultados obtidos. Primeiramente a análise de malhas numéricas do modelo DFC, então é apresentado o processo de validação dos dados obtidos numericamente, bem como as principais características do escoamento no interior de um trocador de placas aletadas.

Em seguida uma análise estatística dos dados numéricos obtidos via DFC e os dados são utilizados no processo de aprendizagem da RNA RVFL. Utilizando métricas de análise de erro, também é apresentada a análise dos parâmetros da RNA, considerando o número de neurônios utilizados na camada oculta e também a influência do tipo de função de ativação nos resultados obtidos.

A última seção exhibe o processo de otimização de múltiplos objetivos executado utilizando a RNA na determinação dos valores de perda de carga e dos coeficientes de transferência de calor convectivo, variáveis das funções objetivo apresentadas no Capítulo 4.

5.1. ANÁLISE DE DINÂMICA DOS FLUIDOS COMPUTACIONAL

Conforme explanado no Capítulo 2, o modelo de DFC foi desenvolvido e executado no software ANSYS® CFX® versão 19.1 e baseou-se no estudo experimental originalmente apresentado por Fernández-Seara *et al.* (2013), descrito no Capítulo 1.

Nesta seção, são apresentados o processo de análise de independência de malhas computacionais, considerando o refino dos elementos, conseqüentemente o número dos mesmos, qualidade malhas avaliadas e tempo de processamento, informações suficientes para a escolha da opção adequada para o desenvolvimento das demais etapas do estudo.

Em seguida é apresentado o comparativo entre os resultados numéricos e os resultados experimentais provenientes do estudo de referência, mostrando o erro obtido entre os resultados numéricos em relação aos resultados experimentais. A seção é finalizada apresentando as principais características dos escoamentos no interior do trocador de calor de placas aletadas analisado.

5.1.1. ANÁLISE DE INDEPÊNCIA DE MALHAS

A primeira etapa do desenvolvimento da DFC é a avaliação das malhas computacionais considerando a qualidade dos elementos, bem como a quantidade dos mesmos e a influência de sua configuração nos resultados termodinâmicos obtidos através do modelo numérico desenvolvido.

O objetivo principal desta avaliação é avaliar utilizar no desenvolvimento do restante do trabalho uma opção de malha computacional capaz de gerar resultados confiáveis com menor número de elementos possível, reduzindo o tempo de processamento para a resolução dos casos avaliados.

A análise de malha se deu em uma única condição de operação do modelo numérico, o qual considera as vazões mássicas dos lados quente e frio do trocador de calor iguais a 1200 kg/h. Tal valor representa uma condição crítica para a avaliação da variável y^+ , apresentada através da equação (2.68), uma vez que esta é função da velocidade de escoamento. Sendo assim, o aumento da velocidade do escoamento traz como consequência o aumento do valor de y^+ e a manutenção de seu valor necessita então de elementos computacionais menores ou mais refinados nas regiões adjacentes as paredes do domínio computacional.

Três configurações de malha computacional para o domínio principal, ilustrado através da Figura 2.11, foram avaliadas. As malhas computacionais referentes aos domínios auxiliares utilizaram os mesmos parâmetros de refino adotados pelo domínio principal. Já o domínio sólido utilizou como parâmetro de malha o tamanho de elemento existente no domínio principal nas regiões de interface entre ambos os domínios, gerando continuidade de malha na região de interface. A Tabela 5.1 apresenta as opções de malha avaliadas para o domínio principal, bem como os parâmetros de refino utilizado e os números de elementos para cada uma das malhas.

Como parâmetros de refino foram considerados o comprimento médio e máximo do elemento, distância máxima para refino por proximidade e também o número de elementos inseridos nas regiões refinadas por proximidade; número de camadas, espessura total das camadas e ângulo máximo das camadas de refino por *inflation*, comprimento médio de face dos elementos, taxa de crescimento dos elementos.

Os parâmetros relacionados à camada de *inflation*, possui grande influência em relação à variável adimensional y^+ , uma vez que a resultante dos parâmetros de refino

utilizados é a espessura da primeira camada de elementos e sua espessura determina o valor de y^+ ao longo das superfícies por onde escoam os fluidos.

Além da variável y^+ foram observados a alteração das variáveis de interesse com o refino e o tempo de processamento necessário para a resolução do caso de verificação. A Figura 5.1 apresenta os valores de y^+ mínimos, médios e máximos para as três opções de malha desenvolvidas em função do número de elementos de cada malha. Conforme recomendado por Ansys (2017) e em Pope (2000), o valor médio de y^+ não deve ser maior que o valor unitário em aplicações do modelo de turbulência $k - \omega$ SST.

Tabela 5.1 - Opções de malha computacional avaliadas.

	#1	#2	#3
Comprimento médio (m)	$1,00 \cdot 10^{-3}$	$1,00 \cdot 10^{-3}$	$7,00 \cdot 10^{-4}$
Comprimento máximo (m)	$3,50 \cdot 10^{-3}$	$2,00 \cdot 10^{-3}$	$1,50 \cdot 10^{-3}$
Proximidade (m)	$2,00 \cdot 10^{-5}$	$2,00 \cdot 10^{-5}$	$2,00 \cdot 10^{-5}$
Número de camadas de <i>inflation</i>	5	10	12
Comprimento de face (m)	$5 \cdot 10^{-4}$	$1,75 \cdot 10^{-4}$	$1,00 \cdot 10^{-4}$
Taxa de crescimento	1,2	1,2	1,2
Espessura total de <i>inflation</i> (m)	$2,50 \cdot 10^{-4}$	$2,50 \cdot 10^{-4}$	$2,50 \cdot 10^{-4}$
Ângulo máximo	165°	165°	165°
Número de elementos entre <i>gaps</i>	1	1	1
Número de elementos	275.809	4.741.799	19.600.610
Número de nós	557.134	9.388.762	38.554.334

Como pode-se notar na Figura 5.1, as três opções apresentaram valores médios de y^+ igual ou inferior a um. Vale ressaltar que o valor mínimo apresentado pela opção de malha #3 é igual a 0,006, o que não é recomendado nos manuais do Ansys (2017). Em tal situação o fator de mistura utilizado pelo modelo de turbulência $k - \omega$ SST faz com que a turbulência seja modelada conforme o modelo $k - \varepsilon$ na região da camada limite, fato não desejável pelos motivos apresentados no Capítulo 2.

Na sequência é avaliada a variação variáveis de interesse em função do número de elementos, coeficiente de transferência de calor e perda de carga dos lados quente e frio do trocador de calor, conforme apresentam as Figuras 5.2 e 5.3, respectivamente. Em tal observação, busca-se notar a influência do número de elementos e refino das opções

de malha nos resultados das variáveis de interesse e a convergência dos valores observados a medida em que a malha é refinada.

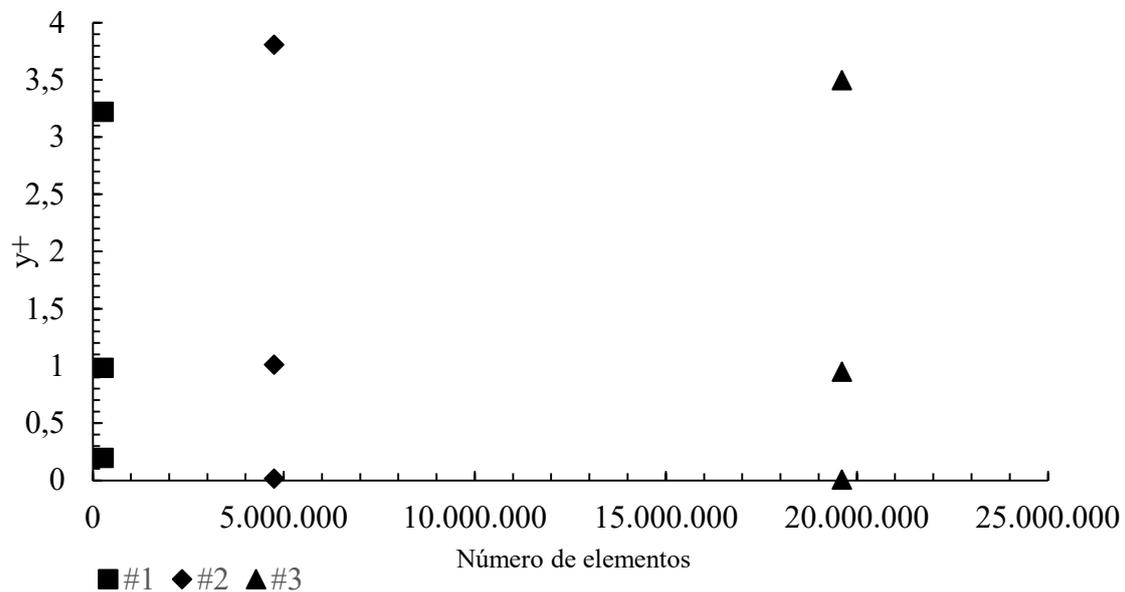


Figura 5.1 - Valores de y^+ em função do número de elementos para as três opções de malhas computacionais avaliadas.

Nota-se nas Figuras 5.2 e 5.3 que para a opção de malha #1 as variáveis de interesse apresentam grande variação em seus respectivos valores quando comparados com os resultados obtidos através das opções de malha #2 e #3. Entretanto, entre as opções #2 e #3 os valores de perda de carga e do coeficiente de transferência de calor convectivo apresentam certa convergência. Observando os valores de perda de carga do lado quente, a diferença entre os valores obtidos é de aproximadamente 0,4%. Já a diferença entre os valores da perda de carga para o lado frio é de 2%.

Ao analisar os valores do coeficiente de transferência de calor, a opção #1 apresenta diferença máxima igual a 30%, quando comparado com a opção de malha #3. Da mesma maneira como ocorre com a observação dos valores de perda de carga para as três opções de malhas computacionais, ao comparar as opções #2 e #3 a variação dos valores de α_q e α_f reduz significativamente. Em relação ao lado quente, as malhas apresentam diferença de aproximadamente 3,6% e em relação ao lado frio a diferença é de aproximadamente 0,75%.

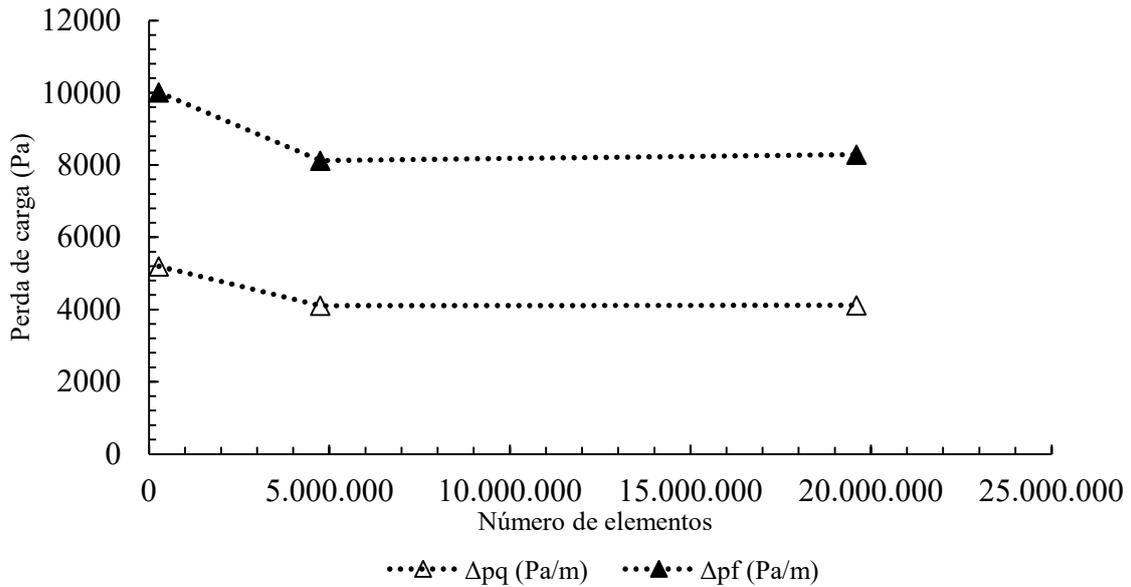


Figura 5.2 - Perda de carga linear em função do número de elementos das opções de malha avaliadas.

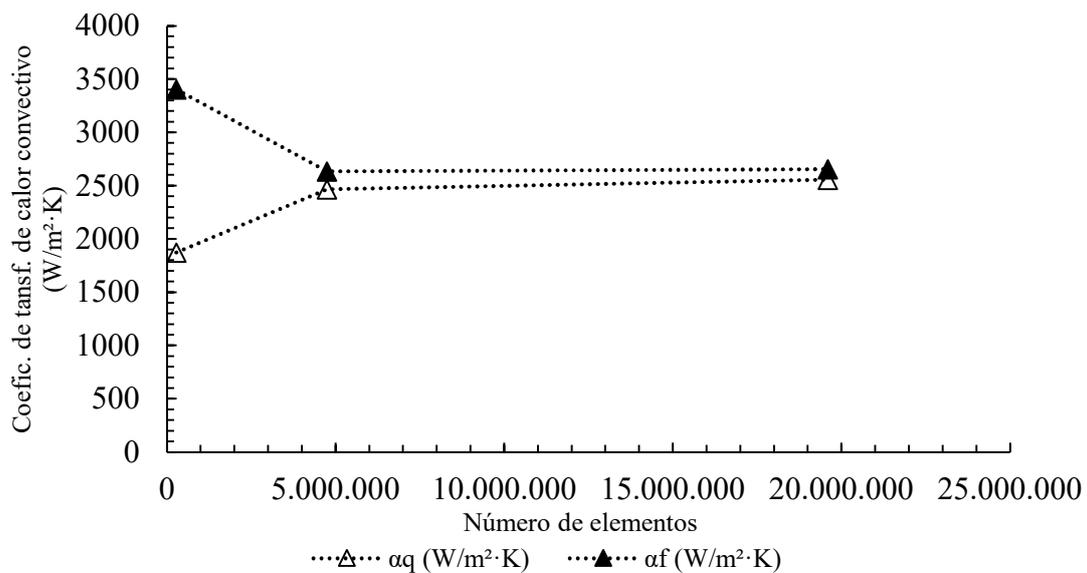


Figura 5.3 – Coeficiente de transferência de calor convectivo em função do número de elementos das opções de malha avaliadas.

O terceiro e último critério de escolha da malha computacional é o tempo de processamento, ilustrado na Figura 5.4. Nesta etapa da avaliação foram utilizados vinte e dois núcleos lógicos, sendo onze físicos e onze virtuais, de processador Intel Xeon Gold 6130, com frequência de processamento igual à 2,1GHz.

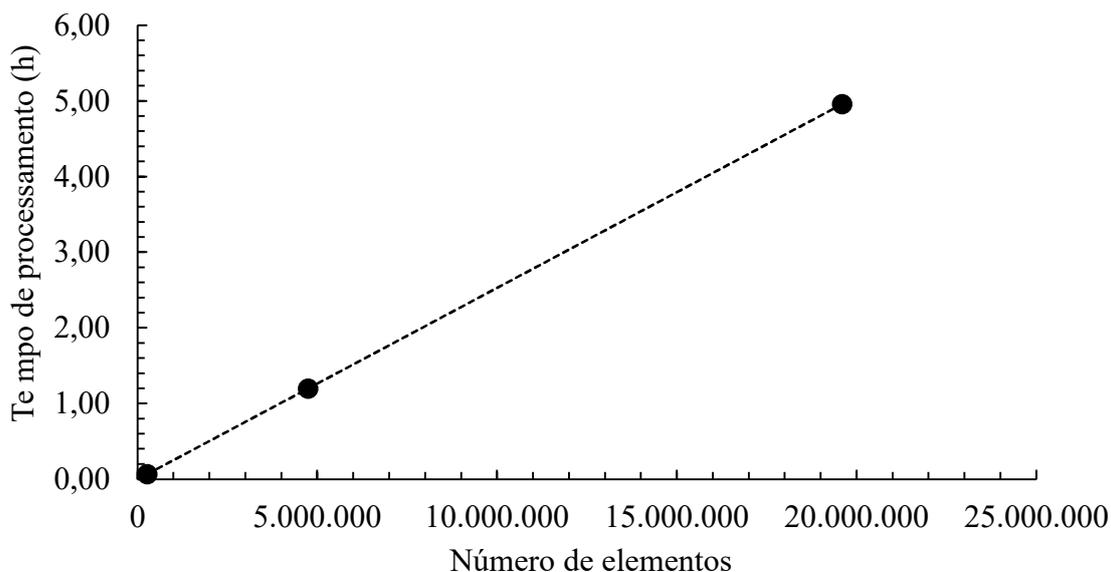


Figura 5.4 - Tempo de processamento em função do número de elementos da malha computacional.

Através da análise da Figura 5.4, nota-se que a malha #1 utilizou 0,07h ou aproximadamente 4 minutos para processamento, a malha #2 utilizou cerca de 1,2h ou 72 minutos, enquanto malha #3 necessitou de aproximadamente 5h de processamento para solução do problema. Também é possível notar uma relação praticamente linear entre o tempo de processamento e o número de elementos, fato atribuído ao tipo de refino utilizado entre as diferentes opções de malhas avaliadas. Configurações gerais de formato dos elementos foram mantidas constantes, havendo alterações somente no tamanho dos mesmos, gerando variação linear do número de elementos, com exceção do refino nas adjacências das paredes do domínio computacional, onde a espessura total do refino de *inflation* foi mantido constante, variando somente o número de camadas existente nestas regiões.

Finalmente, através dos fatos apresentados na presente seção optou-se pela opção de malha #2, com um total de 4.741.799 elementos, a qual demonstrou resultados satisfatórios e reduzido tempo de processamento quando comparados com os resultados obtidos pela malha mais refinada, #3, que possui 19.600.610 elementos, um total aproximadamente quatro vezes maior que a malha computacional escolhida. A malha #2 é ilustrada através das Figuras 5.5 a 5.7.

Na Figura 5.6, é possível verificar o refino de malha nas superfícies externas do domínio computacional fluido, faces que possuem interface com o domínio sólido e

regem o tamanho dos elementos utilizados no domínio sólido, ilustrado através da Figura 5.8.

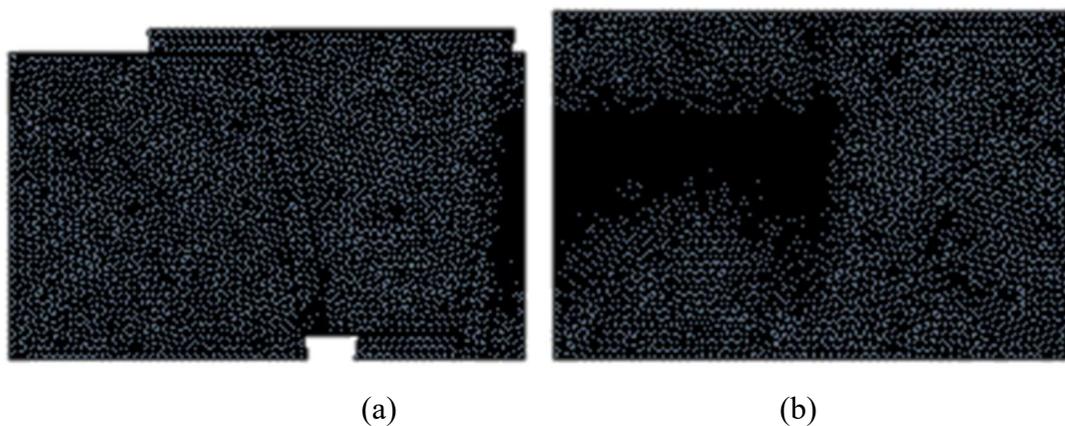


Figura 5.5 - Vistas frontal (a) e lateral (b) da malha computacional #2.

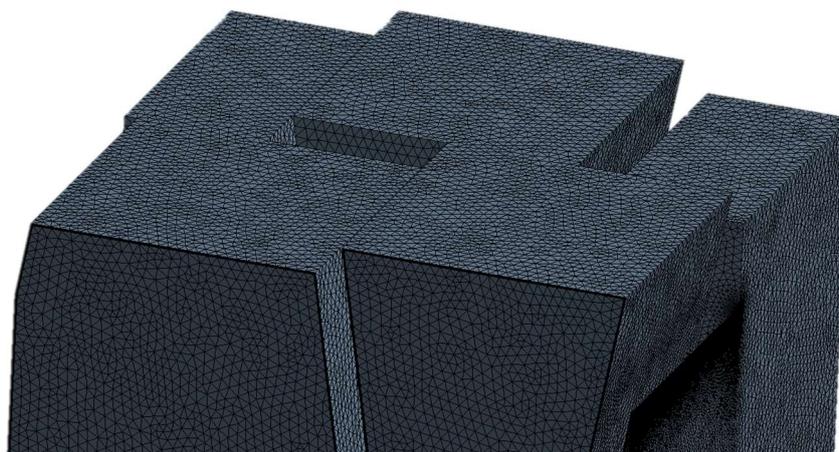


Figura 5.6 - Detalhe do refino das superfícies exteriores do domínio computacional fluido, que possui interface com o domínio sólido.

O refino de malha nas regiões próximas as paredes do domínio computacional é apresentado na Figura 5.7, onde é possível notar as dez camadas do refino conforme descrito anteriormente. Através das ilustrações representando a opção de malha #2, utilizada no presente estudo, também é possível observar o refino de malha por *inflation*, onde são definidos um determinado número de camadas de elementos estruturados do tipo prismáticos triangulares ou piramidais.

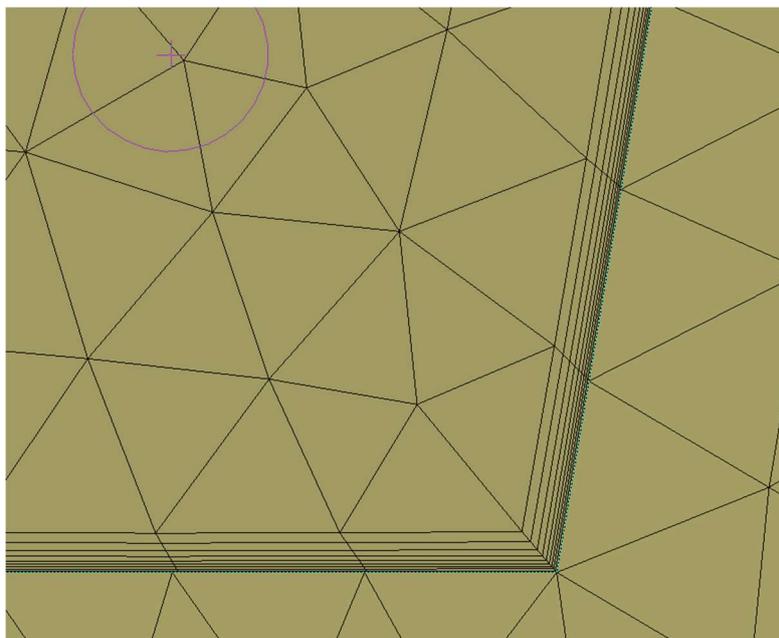


Figura 5.7 - Detalhe do refino por *inflation* aplicado as proximidades das paredes do domínio computacional.

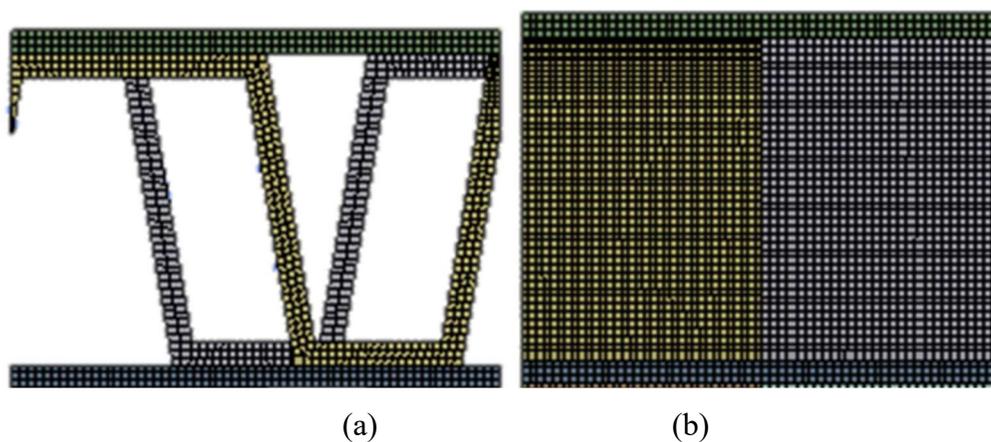


Figura 5.8 – Vistas frontal (a) e lateral (b) da malha computacional do domínio sólido.

Vale ressaltar a variação da espessura de cada camada de tais elementos, havendo um aumento proporcional a taxa de crescimento apresentada anteriormente em direção a região de livre escoamento, afastada das paredes. representa relação direta com os valores obtidos y^+ apresentados através da Figura 5.9.

A partir da distribuição da variável y^+ ao longo da superfície de interface entre os domínios fluido e sólido, conforme apresenta a Figura 5.9, é possível observar predominância de valores próximos a unidade. Já em relação aos valores máximos de y^+ , é possível verificar que valores superiores da variável ocorrem de maneira pontual em superfícies e arestas normais ao escoamento, como por exemplo as regiões frontais das

aletas e suas respectivas arestas expostas a corrente de escoamento em ambos os lados do trocador de calor.

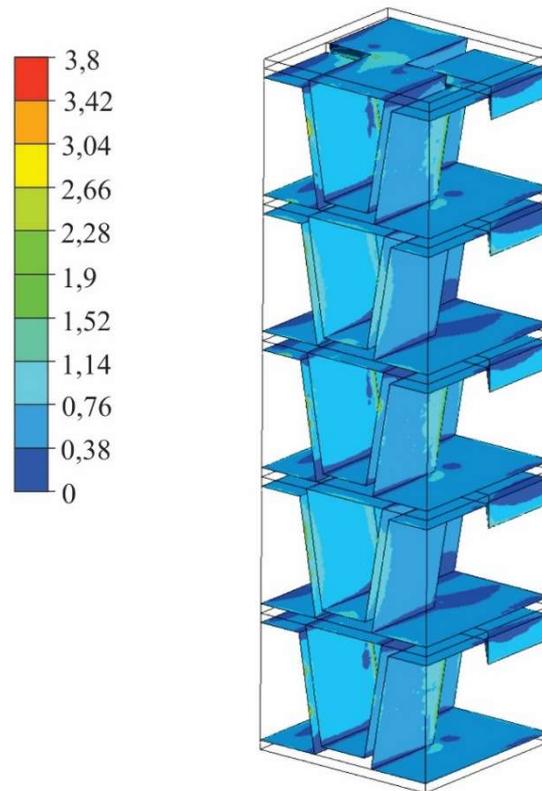


Figura 5.9 - Distribuição da variável y^+ ao longo da região de interface entre os domínios fluido e sólido.

Após a definição da malha computacional a ser utilizada numericamente, a etapa seguinte é a validação dos resultados numéricos em relação aos resultados experimentais apresentados por Fernández-Seara *et al.* (2013).

5.1.2. VALIDAÇÃO DOS RESULTADOS NUMÉRICOS

No processo de validação foram avaliados um total de dezoito casos, variando as vazões mássicas dos lados quente e frio do trocador calor, conforme apresentado na Tabela 2.4. O comparativo foi realizado observando as variáveis de interesse descritas no Capítulo 2 e estimado o erro relativo entre cada caso avaliado como,

$$E(\phi) = \left| \frac{\phi_{num} - \phi_{exp}}{\phi_{exp}} \right| \% \quad (5.1)$$

onde o erro de uma variável qualquer, $E(\phi)$, é função da observação da variável obtida numericamente, ϕ_{num} , e da observação experimental, ϕ_{exp} .

Todos os casos simulados para o processo de validação numérica consideraram temperatura de entrada do fluido no lado frio, $T_{f,e}$, igual a 5°C e temperatura de entrada no lado quente, $T_{q,e}$, igual a 10°C. As Figuras 5.10 e 5.11 apresentam os resultados numéricos comparados aos valores experimentais de perda de carga dos lados quente e frio do trocador de calor, respectivamente. O comparativo entre os resultados referentes a perda de carga linear do lado quente do trocador de calor, apresentados na Figura 5.10 tem diferença média de 4,57% e máximo de 4,88%, ocorrendo quando a vazão mássica do lado quente é 900 kg/h.

A perda de carga para o lado frio do trocador de calor, ilustrada na Figura 5.11, obtidos numericamente apresenta diferença média de aproximadamente 3,55% e máxima igual a 4,36% que ocorre quando a vazão mássica do fluido frio é 1200 kg/h.

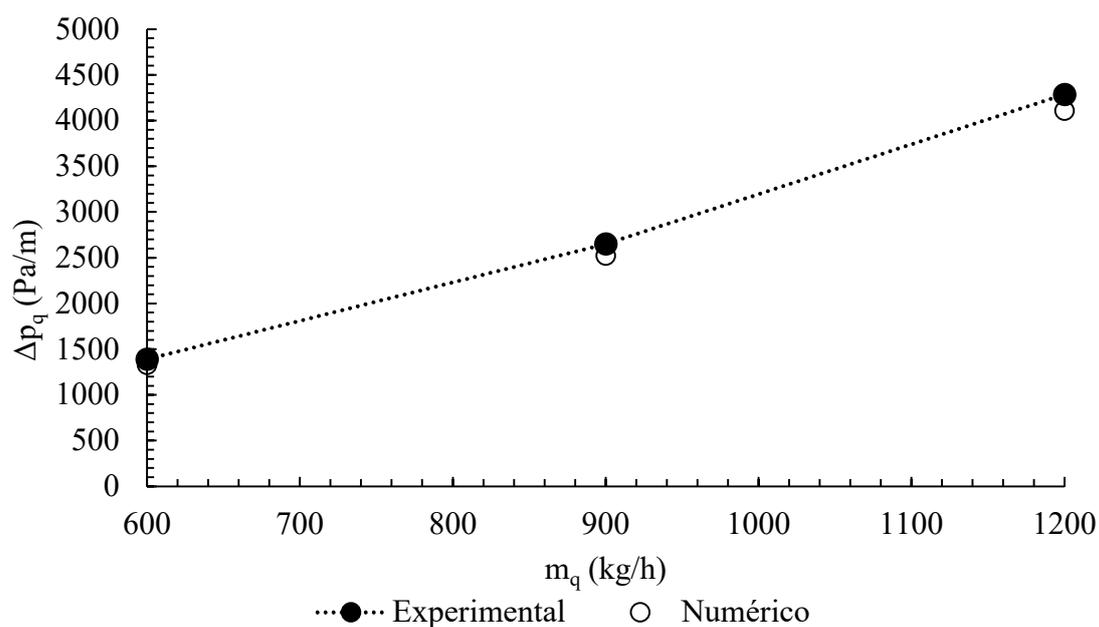


Figura 5.10 - Comparativo da perda de carga linear do lado quente do trocador de calor obtida numericamente e experimentalmente por Fernández-Seara *et al.* (2013).

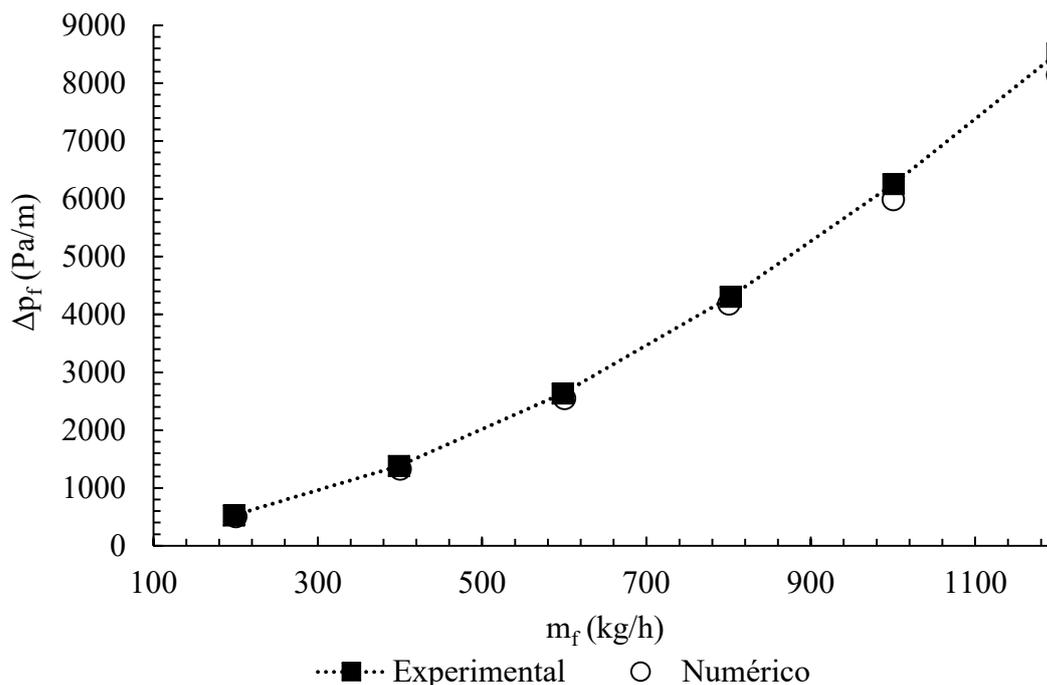


Figura 5.11 - Comparativo da perda de carga linear do lado frio do trocador de calor obtida numericamente e experimentalmente por Fernández-Seara *et al.* (2013).

Em relação aos coeficientes convectivos de transferência de calor obtidos nesta etapa do desenvolvimento da DFC, as Figuras 5.12 e 5.13 apresentam os valores obtidos numericamente para o lado quente e lado frio. Os resultados apresentados através da Figura 5.12, referentes ao lado quente do trocador em função da vazão mássica do lado frio, sendo estabelecido um conjunto de dados para cada valor de \dot{m}_q . A Figura 5.13 apresenta os valores dos coeficientes de transferência de calor convectivo para o lado frio do trocador de calor em função da vazão mássica do fluido de trabalho frio.

Os resultados numéricos para α_q apresentaram diferença média de 0,68%, com valor máximo igual a 3,27%. Em relação os coeficientes convectivos do lado frio, a diferença média obtida pelo modelo DFC foi igual a 0,67%, com valor máximo de até 0,8% em relação aos dados experimentais apresentados pelo estudo de referência. Vale ressaltar que Fernandez-Seára (2013) apresenta um valor de incerteza de medição igual a $\pm 15\%$.

Após determinar o grau de confiabilidade dos resultados numéricos obtidos através da DFC, a seção a seguir apresenta as principais características do escoamento no interior do trecho de trocador de calor de placas aletadas considerada pelo modelo numérico.

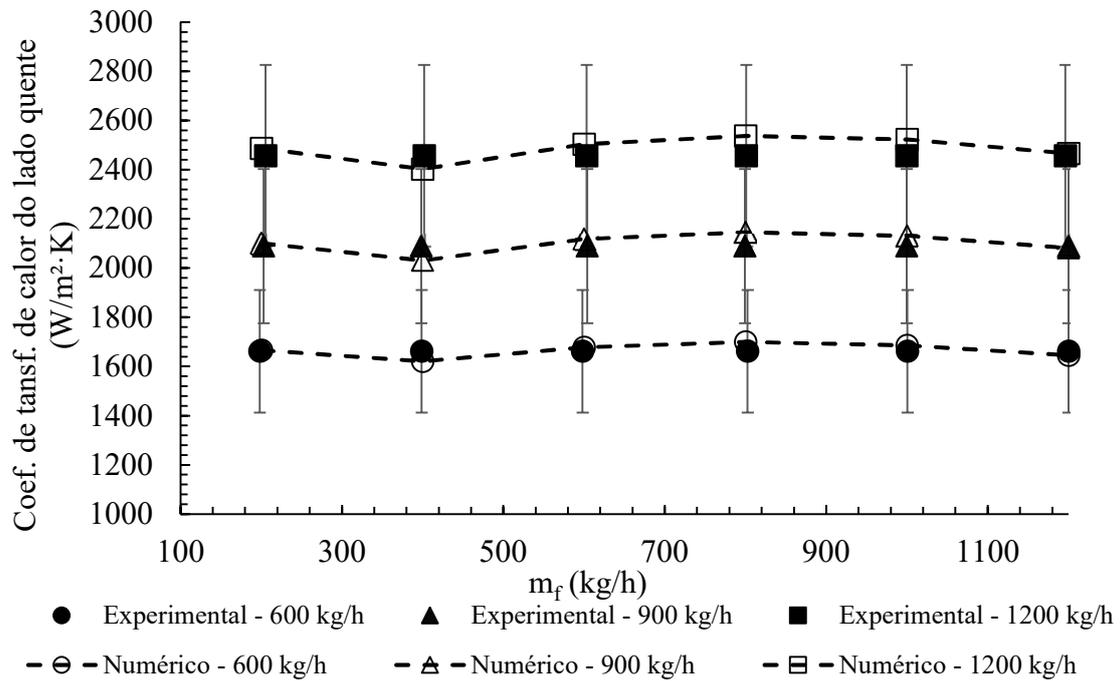


Figura 5.12 - Comparativo entre valores numéricos e experimentais para o coeficiente de transferência de calor convectivo do lado quente do trocador de calor.

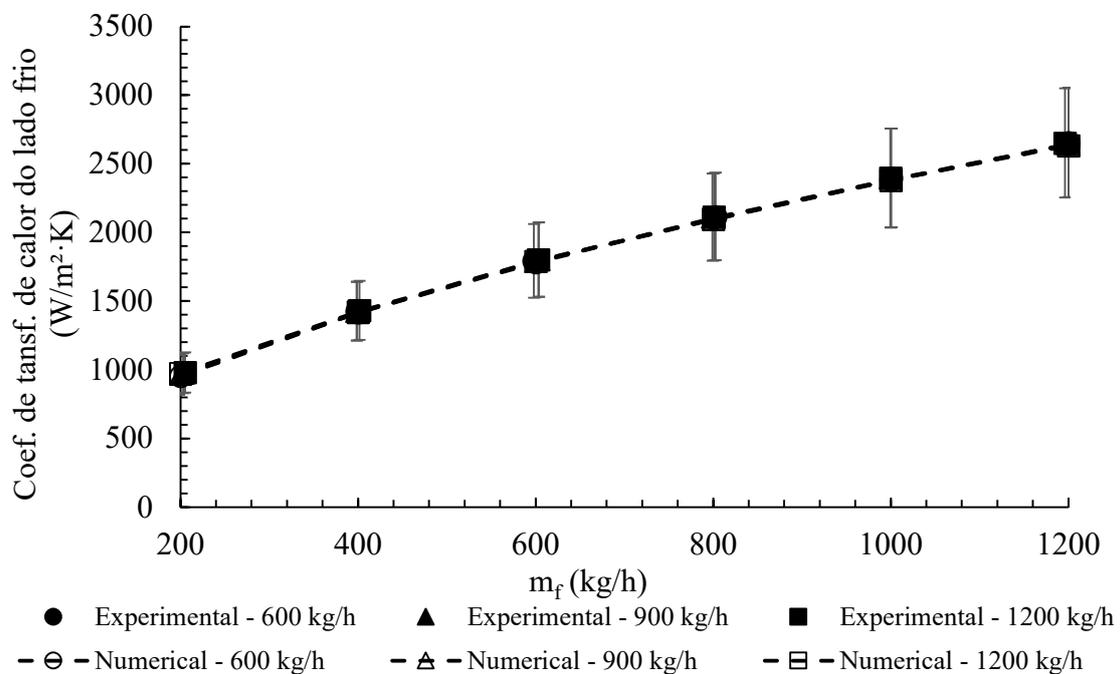


Figura 5.13 - Comparativo entre valores numéricos e experimentais para o coeficiente de transferência de calor convectivo do lado frio do trocador de calor.

5.1.3. CARACTERÍSTICAS DO ESCOAMENTO

Considerando as condições de contorno descritas no Capítulo 2, os casos avaliados apresentam características gerais de escoamento de interesse ao desenvolvimento do presente estudo. A presente seção apresenta tais características considerando valores de \dot{m}_q e \dot{m}_f iguais a 600 e 400 kg/h, respectivamente.

Inicialmente é apresentado o desenvolvimento do perfil de velocidade ao longo do domínio auxiliar, conforme ilustra a Figura 5.14. Conforme explanado no Capítulo 2, o domínio auxiliar foi utilizado nas seções de entrada e saída do domínio fluido principal com o objetivo de promover o pleno desenvolvimento do perfil de velocidade e permitir a correta avaliação termodinâmica do trecho aletado estudado. Tal fato deve-se a condição de contorno relativa a velocidade de entrada dos lados quente e frio do trocador de calor, definidas com valor constante ao longo de toda superfície de entrada.

Sendo assim, através da Figura 5.14(a), é possível notar que na seção de entrada, em destaque por linhas tracejadas, o perfil de velocidade é uniforme, com valor de aproximadamente 0,15 m/s. Ao longo do duto de escoamento, formado pelo domínio auxiliar, verifica-se a formação do perfil de velocidade, com aceleração nas regiões centrais do duto, chamadas de regiões de livre escoamento, e velocidade igual ou próxima à zero nas regiões de parede, caracterizando a formação da camada limite de escoamento.

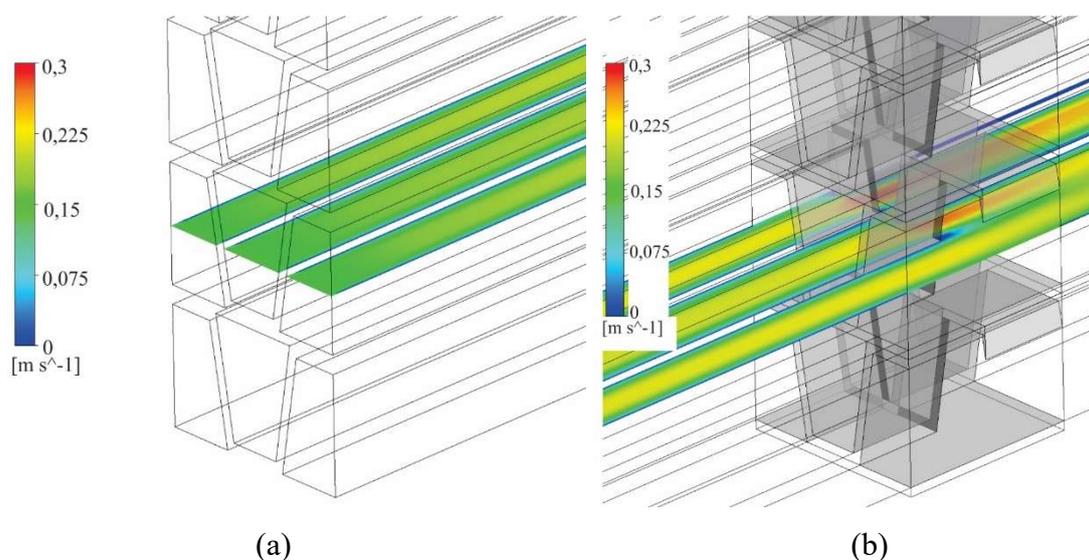


Figura 5.14 – Campos de velocidade (a) em desenvolvimento ao longo da região de entrada do domínio auxiliar e (b) no interior do domínio computacional principal.

A Figura 5.14(b), ilustra o perfil de velocidade no interior do trecho aletado. É possível verificar que o escoamento do fluido escoava plenamente desenvolvido. Ao escoar por entre as aletas em configuração *offset* é possível verificar uma aceleração do escoamento à velocidade máxima verificada no domínio computacional, igual a 0,3 m/s. Também é possível notar um gradiente de velocidade negativo em regiões onde as paredes longitudinais das aletas encerram, caracterizado na Figura 5.14(b) como regiões de baixa velocidade.

Os perfis de velocidade transversais nas seções de entrada e saída dos lados quente e frio do trocador de calor são apresentados através das Figuras 5.15 e 5.16, respectivamente. Os perfis transversais de velocidade apresentam coerência com os perfis de velocidade apresentados nas Figuras 5.14 (a) e 5.14(b), onde o valor máximo de velocidade ocorre no centro do canal de escoamento e tende à zero nas adjacências das paredes. Nota-se que os perfis de velocidade nas seções de saída, mostrados nas Figuras 5.15(b) e 5.16(b), apresentam menor homogeneidade em relação aos perfis de entrada dos lados quente e frio. Tal fato deve-se a perturbação ao escoamento gerado pelas aletas, gerando maiores turbilhões no escoamento e consequentemente aumentando o coeficiente de transferência de calor convectivo.

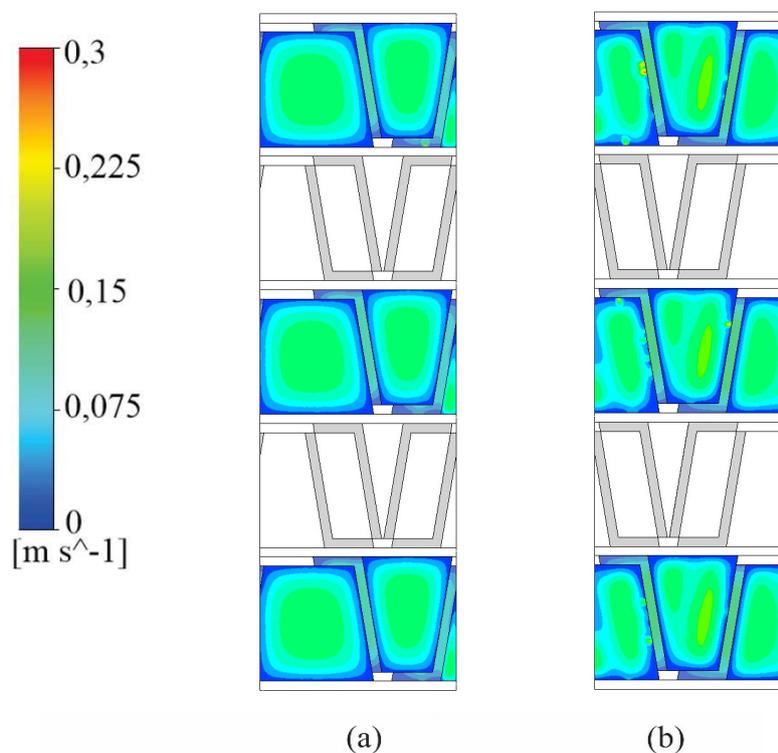


Figura 5.15 - Perfis de velocidade na seção (a) de entrada e (b) de saída do lado quente do trecho aletado analisado.

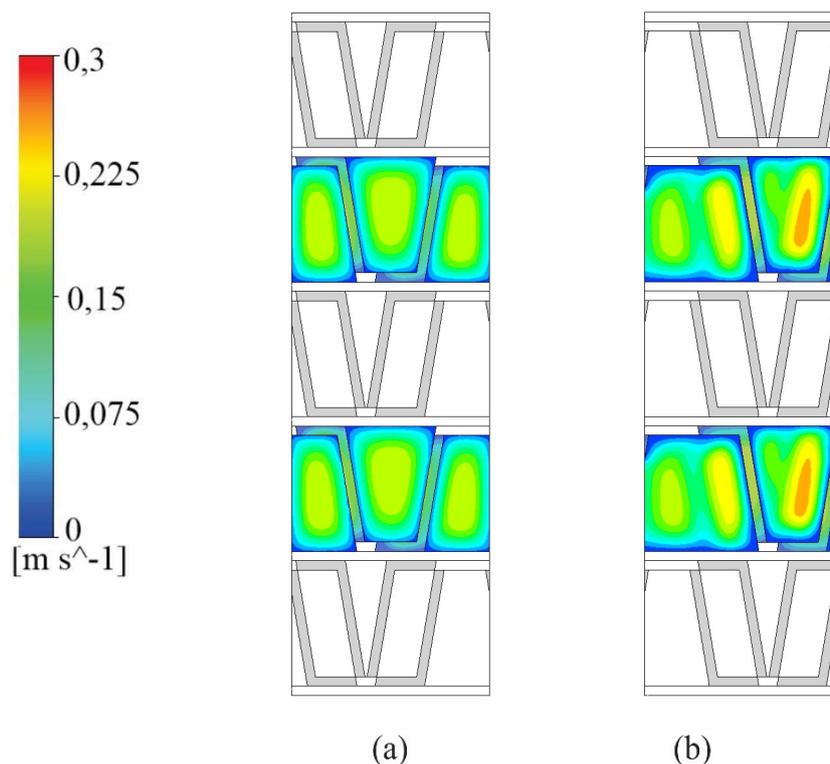


Figura 5.16 - Perfis de velocidade na seção (a) de entrada e (b) saída do lado frio do trecho aletado analisado.

O perfil de escoamento nos lados quente e frio do trocador de calor de placas aletadas leva a formação do perfil de temperatura ao longo das aletas de ambos os lados do trocador de calor, uma vez que o perfil de velocidade é responsável pela turbulência induzida ao longo das superfícies de transferência de calor e consequentemente responsável pelo coeficiente convectivo de transferência de calor.

A Figura 5.17 ilustra o perfil de temperatura ao longo das superfícies responsáveis pela transferência de calor em ambos os lados do domínio fluido, onde as setas azuis representam a direção de escoamento do fluido frio e as setas vermelhas representam a direção de escoamento do fluido do lado quente do trocador de calor.

Os perfis de temperaturas apresentados na Figura 5.17 revelam maiores gradientes de temperatura nas bases das aletas, ou seja, nas regiões próximas a camada adjacente onde ocorre o maior diferencial de temperatura e consequentemente a maior taxa de transferência de calor.

Uma vez verificadas as principais características do escoamento e dimensionados os erros relacionados ao modelo numérico DFC, o presente estudo pôde seguir a próxima etapa de desenvolvimento, apresentando a geração de dados para o treinamento da RNA RVFL, processo de aprendizado da mesma e precisão dos dados obtidos, considerando a

verificação de seus respectivos parâmetros de ajuste, incluindo a análise de parâmetros da RNA RVFL, conforme apresenta a seção 5.2.

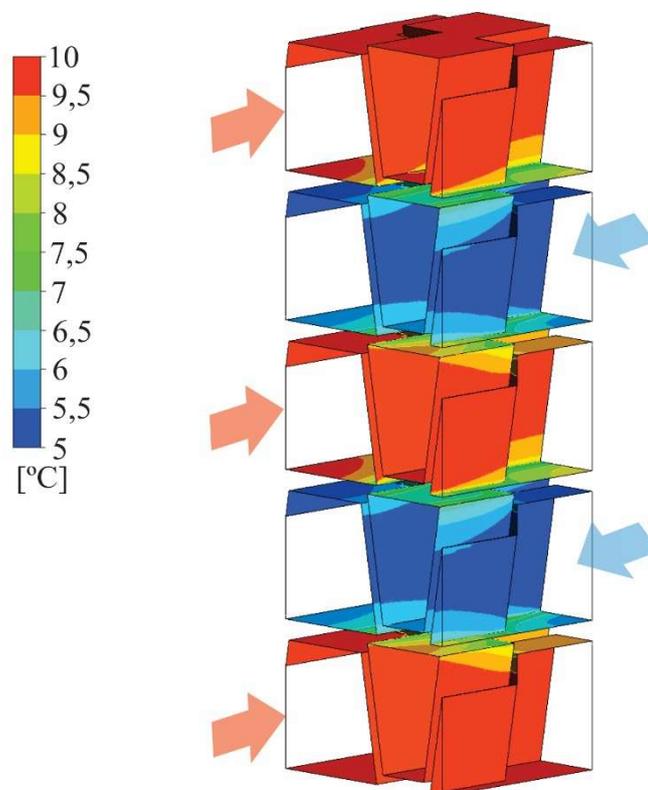


Figura 5.17 - Distribuição de temperatura ao longo das superfícies de transferência de calor.

5.2. REDE NEURAL ARTIFICIAL RVFL

O processo de aprendizado da RNA RVFL descrita no Capítulo 3 se deu após o desenvolvimento e validação dos resultados obtidos via DFC descrito anteriormente.

A presente seção introduz a metodologia de determinação dos dados numéricos utilizados no processo de treinamento e a determinação da precisão obtida pela RNA desenvolvida.

Considerando como saída as variáveis referentes aos coeficientes de transferência de calor convectivos dos lados quente e frio, e também as perdas de carga gerada pelo escoamento em ambos os lados do trocador de calor, as redes artificiais geradas serão analisadas individualmente.

5.2.1. PROJETO DE EXPERIMENTOS

O desenvolvimento da RNA proposta no estudo desenvolvido envolve a análise de nove parâmetros, incluindo variáveis geométricas do trocador de calor, como altura, largura e profundidade da aleta, número de placas quente e fria, dimensões gerais externas equipamento e também parâmetros referentes as condições de operação para uma determinada aplicação, como a vazão mássica do lado quente e frio do trocador de calor. Através dos parâmetros de entrada, quatro saídas são esperadas: α_q , α_f , $\Delta p_{l,q}$ e $\Delta p_{l,f}$. A avaliação conjunta de tal quantidade de parâmetros de projeto gera uma quantidade de casos a serem avaliados numericamente que chega a ordem de milhares de dados.

Vale ressaltar que os dados utilizados no processo de treinamento foram obtidos através da DFC, parametrizando as dimensões dos domínios computacionais descritos no Capítulo 2 e considerando as faixas de valores para cada variável apresentadas na Tabela 3.2. Em consequência deste fato, o conjunto de casos resolvidos deve ser planejado de maneira adequada, provendo a RNA RVFL com dados suficientes para o correto treinamento e evitando a resolução de um número de casos excessivos, visto que o processamento do modelo em DFC demanda uma quantidade de tempo significativa em comparação com as demais etapas do estudo, conforme apresentado na Figura 5.4.

A fim de obter a quantidade ideal de informações, reduzir o esforço de experimentação, poupando tempo de processamento, recursos humanos e computacionais, o presente estudo implementou um processo de projeto de experimentos.

Em resumo, o processo implementado tem como objetivo reduzir ao máximo o número de simulações numéricas de DFC de maneira que o comportamento das variáveis de interesse, sejam representadas adequadamente durante o processo de treinamento da RNA.

Por definição, o projeto de experimentos representa um conjunto de experimentos ou ensaios definidos por critérios científicos e estatísticos. Tal conjunto de experimentos tem como objetivo determinar a influência dos parâmetros avaliados nas variáveis de interesse, ou seja, nos resultados do problema analisado. Através da implementação de tal análise, também é possível verificar quais parâmetros possuem maior influência nos resultados, avaliar simultaneamente diversos parâmetros e separar seus respectivos efeitos, reduzindo o número de ensaios necessários.

Através da metodologia de experimentação fatorial multinível, foi definida a quantidade e quais casos deveriam ser resolvidos através da DFC para então realizar o

treinamento da RNA RVFL. Esta etapa do presente estudo foi realizada através do software de análise estatística Minitab 17 e é descrita a seguir.

Na análise estatística a experimentação fatorial considera dois ou mais fatores, representados pelas variáveis de entrada da RNA, cada um destes fatores pode assumir diferentes valores, aqui chamados de níveis. A cada fator de determinado nível é atribuído um experimento, representados no presente estudo pelos casos avaliados através da DFC. Os experimentos então são combinados de maneira a considerar cada possibilidade gerada pelos fatores e seus respectivos níveis possíveis. A análise fatorial que leva em conta todas as combinações dos fatores e seus níveis é classificada como completa.

Sendo assim, a análise fatorial completa desenvolvida através do presente estudo possui seis fatores e seus respectivos níveis, apresentados na Tabela 5.2. Os demais parâmetros de entrada, não considerados na análise fatorial são funções dos parâmetros apresentados através da Tabela 5.2 e são determinados conforme apresentado no Capítulo 4. A quantidade de níveis de cada fator foi determinada através de tentativas de treinamento da RNA.

Tabela 5.2 - Fatores considerados na análise de experimentos e seus respectivos níveis.

Fatores	Níveis
N_f	1, 2, 3 e 4;
l (mm)	2,25; 2,63; 3; 3,38 e 3,75;
H (mm)	2,25; 2,63; 3; 3,38 e 3,75;
$2 \cdot s$ (mm)	6,3; 7,4; 8,4; 9,5 e 10,5;
\dot{m}_q (kg/h)	600, 900 e 1200;
\dot{m}_f (kg/h)	200; 400; 600; 800; 1000 e 1200.

Uma vez definidos os fatores e seus respectivos níveis, todas as combinações possíveis de experimentos são determinados, considerando os fatores envolvidos no problema, apresentados na Tabela 5.2, e seus respectivos níveis, apresentados através dos valores experimentados para cada fator. Tal combinação gerou um número de 9000 experimentos. Conforme mencionado anteriormente, os experimentos foram então executados através da DFC, parametrizado em função das entradas, e os resultados utilizados no processo de aprendizado da RNA RVFL.

Obviamente, por menor ou mais simples que um modelo numérico possa ser, a resolução de 9000 simulações DFC em computadores comuns é uma tarefa demasiadamente dispendiosa. Entretanto, a quantidade mínima de dados necessária para o correto processo de aprendizado de uma RNA é essencial para que a mesma apresente precisão e confiabilidade nos resultados gerados. Sendo assim, o presente estudo fez uso da tecnologia *High Performance Computing* ou HPC, que utiliza os chamados *clusters* de processamento em tarefas que requerem grandes recursos de computação. A quantidade de processadores utilizados na resolução variou em função da disponibilidade dos mesmos, variando entre 64 e 512 núcleos de processamento. No total foram consumidos cerca de 44 dias de processamento ou aproximadamente 1067 horas.

Os dados relacionados as entradas e saídas da RNA desenvolvida são apresentados a seguir. As Tabela 5.3 apresentam o número de ocorrências e os valores referentes aos parâmetros geométricos da aleta: H , l e o passo da aleta representado por $2 \cdot s$. Uma vez que a quantidade de valores avaliadas para os três parâmetros geométricos da aleta é a mesma, nota-se igual distribuição entre os valores observados, com 1800 ocorrências para cada um dos cinco valores de H , l e $2 \cdot s$.

Tabela 5.3 - Relação dos valores e número de ocorrências para cada parâmetro geométrico do trocador de calor avaliado.

Variável	Valores	Ocorrências
H (mm)	2,25	1800
	2,63	1800
	3	1800
	3,38	1800
	3,75	1800
l (mm)	2,25	1800
	2,63	1800
	3	1800
	3,38	1800
	3,75	1800
2·s (mm)	6,3	1800
	7,37	1800
	8,4	1800
	9,47	1800
	10,5	1800
Nf	1	2250
	2	2250
	3	2250
	4	2250

A Tabela 5.3 também mostra a relação do número de placas do frio do trocador de calor, N_f . Já o valor de N_q é obtidos através da equação (4.12). Conforme descrito anteriormente, quatro valores de N_f foram verificados, totalizando 2250 ocorrências para cada valor estabelecido.

Conforme apresentado na Tabela 5.2, as vazões mássicas dos lados quente e frio do trocador de calor também foram consideradas no desenvolvimento da RNA RVFL. Seguindo o estudo de referência, três valores de \dot{m}_q e seis de \dot{m}_f foram utilizados no planejamento dos casos avaliados através do modelo DFC. A Tabela 5.4 apresenta os valores e número de ocorrências de \dot{m}_q e \dot{m}_f considerados no estudo através dos 9000 casos da DFC avaliados. Sendo definidos 3000 combinações para cada valor de \dot{m}_q e 1500 casos para cada um dos seis valores de \dot{m}_f .

Tabela 5.4 - Relação dos valores e número de ocorrências para vazão mássica considerada no processo de treinamento da RNA RVFL.

Variável	Valores	Ocorrências
\dot{m}_q	600	3000
	900	3000
	1200	3000
\dot{m}_f	200	1500
	400	1500
	600	1500
	800	1500
	1000	1500
	1200	1500

Para cada um dos 9000 casos simulados considerando todos as combinações possíveis entre os parâmetros de entrada, as variáveis de saída, α_q , α_f , $\Delta p_{lin,q}$ e $\Delta p_{lin,q}$, foram determinadas. A distribuição de valores para cada variável de saída é apresentada a seguir.

A Figura 5.18 apresenta os valores de α_q e o número de ocorrências de tais valores para os casos da DFC avaliados, variando entre 1124 e 3535 W/m²·K. O valor médio obtido é igual a 2330 W/m²·K. Já os valores de α_f são ilustrados na Figura 5.19, onde os valores máximo e mínimo identificados são iguais a 586 e 4466 W/m²·K, respectivamente. Já o valor médio de α_f é igual a 2527 W/m²·K.

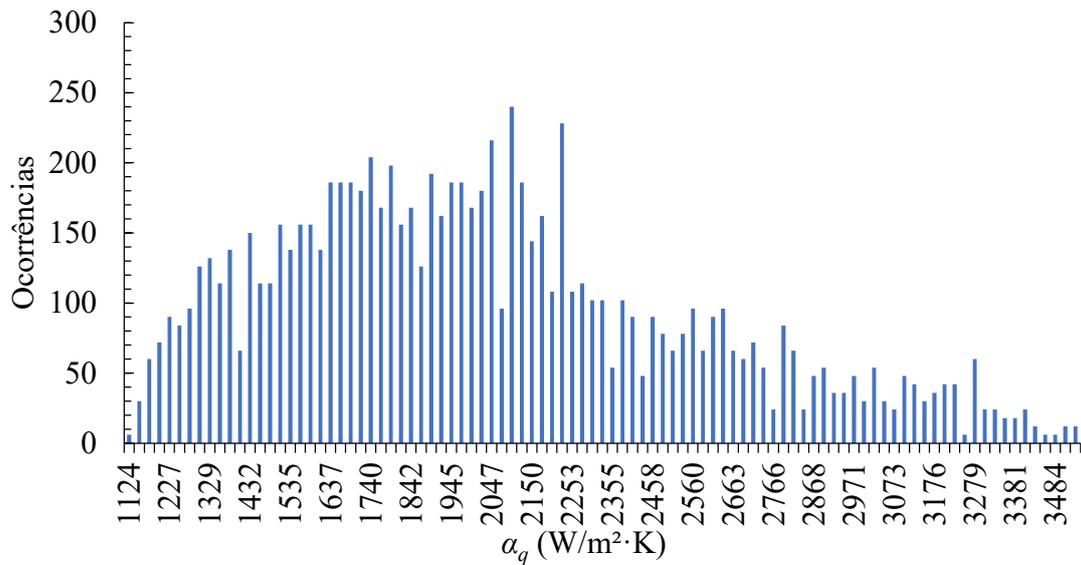


Figura 5.18 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de α_q em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA.

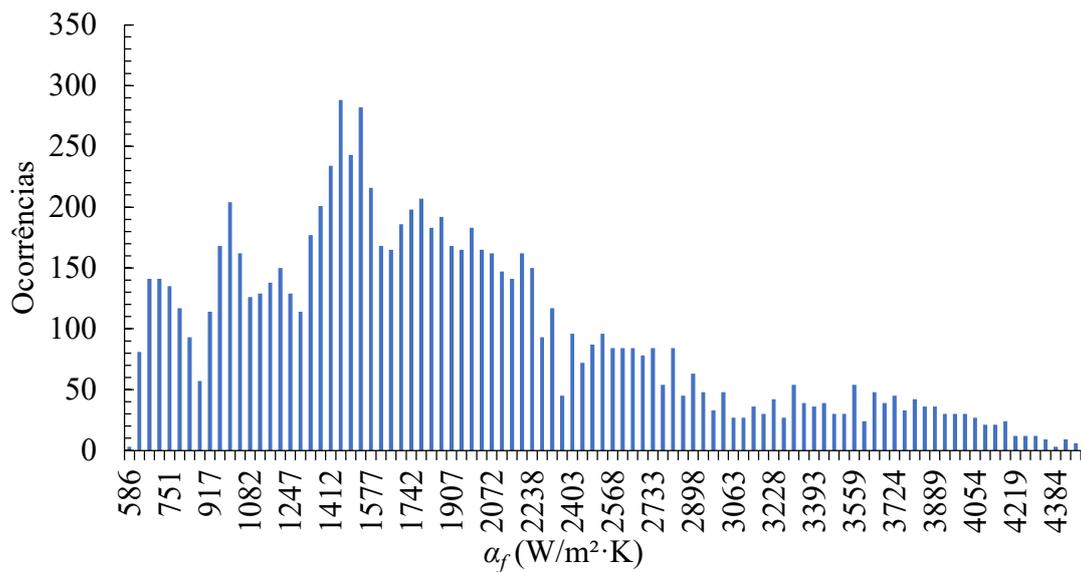


Figura 5.19 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de α_f em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA RVFL.

5.2.1.1. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DOS COEFICIENTES CONVECTIVOS DE TRANSFERÊNCIA DE CALOR

Com o objetivo de determinar o efeito de uma variação de uma determinada variável no comportamento termodinâmico de um trocador de calor de placas aletadas, a presente seção apresenta brevemente uma análise de sensibilidade das variáveis de saída

da RNA RVFL em função dos parâmetros de entrada. Tal análise permite verificar quais parâmetros possuem maior influência nas saídas da RNA.

Conforme mostram as Figuras 5.20 a 5.22, ao verificar a variação de α_q em função dos parâmetros de entrada referentes a geometria da altera.

Já na Figura 5.21, a variação de l não apresenta impacto significativo nos valores de α_q , uma vez que a variação da profundidade das aletas não altera o diâmetro hidráulico do canal de passagem e consequentemente não altera o número de Reynolds, conforme mostra a equação (2.40).

Comparando as Figuras 5.20 e 5.22, é possível observar a redução do valor médio da variável de saída em questão da medida que H e o passo da aleta, $2 \cdot s$, com variação de até -12% a medida em que os valores de tais variáveis aumentam.

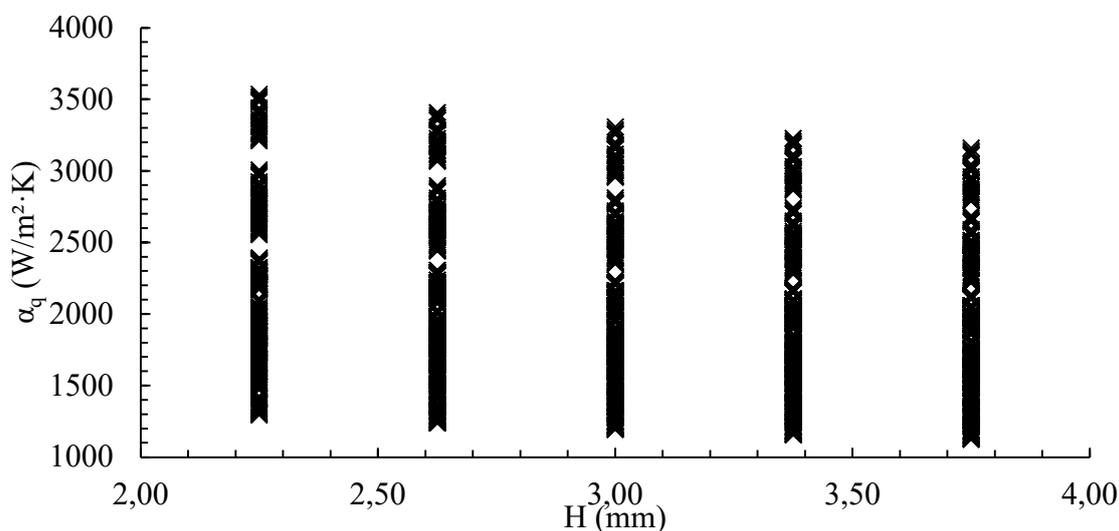


Figura 5.20 - Valores de α_q em função de H.

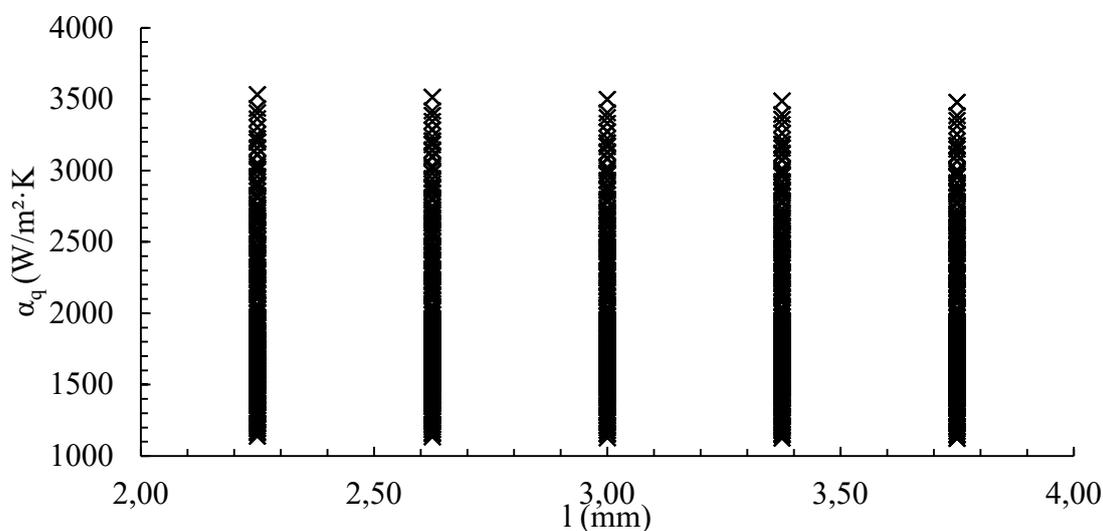


Figura 5.21 - Valores de α_q em função de l.

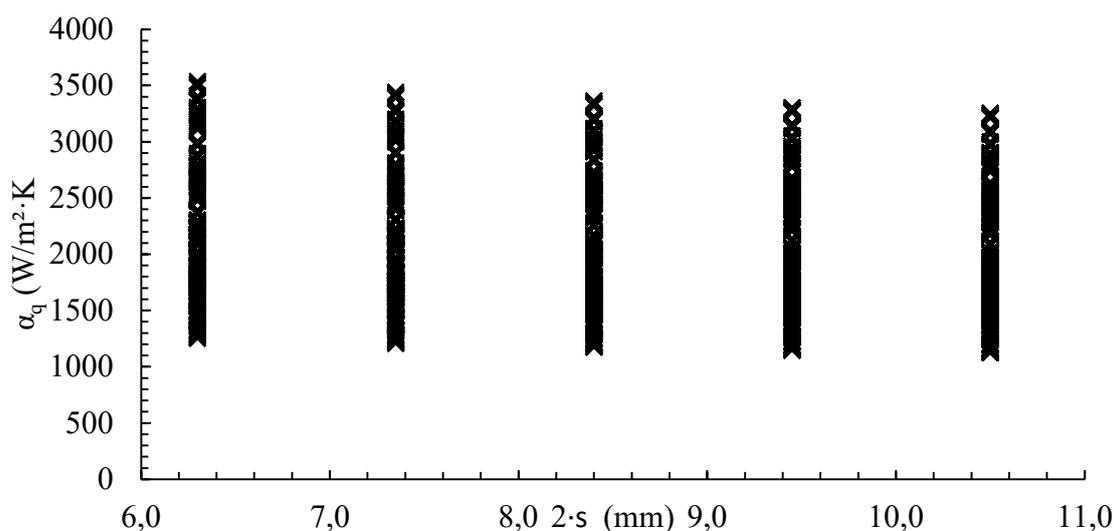


Figura 5.22 - Valores de α_q em função de $2 \cdot s$.

Na sequência, ao analisar a influência da vazão mássica do lado quente do trocador de calor, \dot{m}_q , nota-se um impacto significativo nos valores de α_q , conforme mostra a Figura 5.23. Com o aumento da vazão, o coeficiente convectivo também aumenta, podendo variar até 48%, quando comparados os valores médios apresentados em vazões mássicas de 600 e 1200 kg/h.

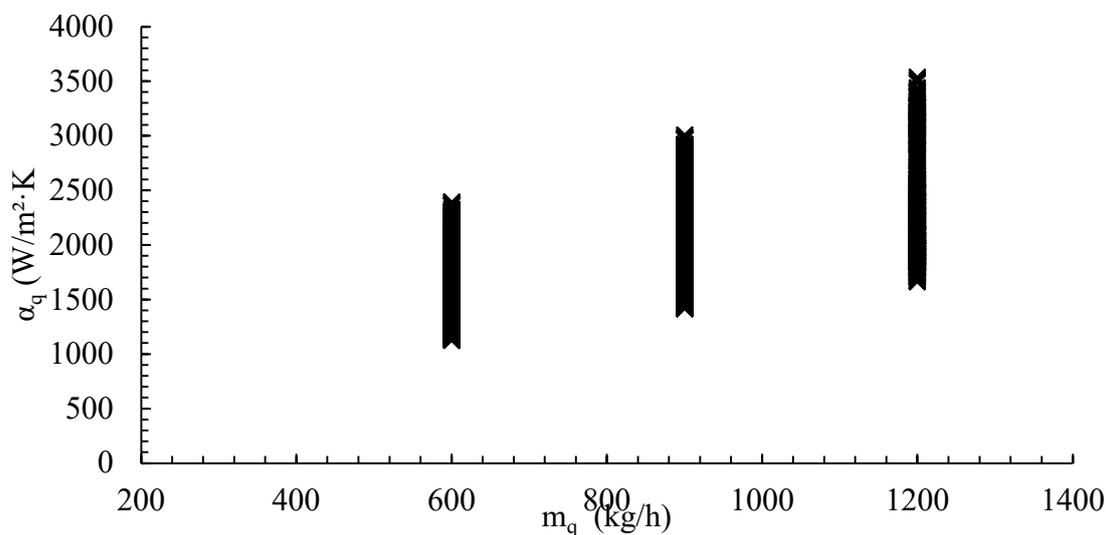


Figura 5.23 - Valores de α_q em função de \dot{m}_q .

O mesmo comportamento observado na variável α_q é verificado considerando a variável α_f . A Figura 5.24 apresenta os valores observados do coeficiente convectivo de

transferência de calor em função da altura da aleta H . Através dos resultados observados é possível notar uma redução nos valores médios de α_f a medida em que a altura da aleta aumenta, podendo variar até 11,7%, valor similar ao observado na análise de α_q . O mesmo ocorre quando o passo da aleta sofre acréscimo. As observações de α_f através da Figura 5.25 mostram uma redução média de até 9% ao comparar os resultados com passo de aleta entre 6,3 e 10,5mm.

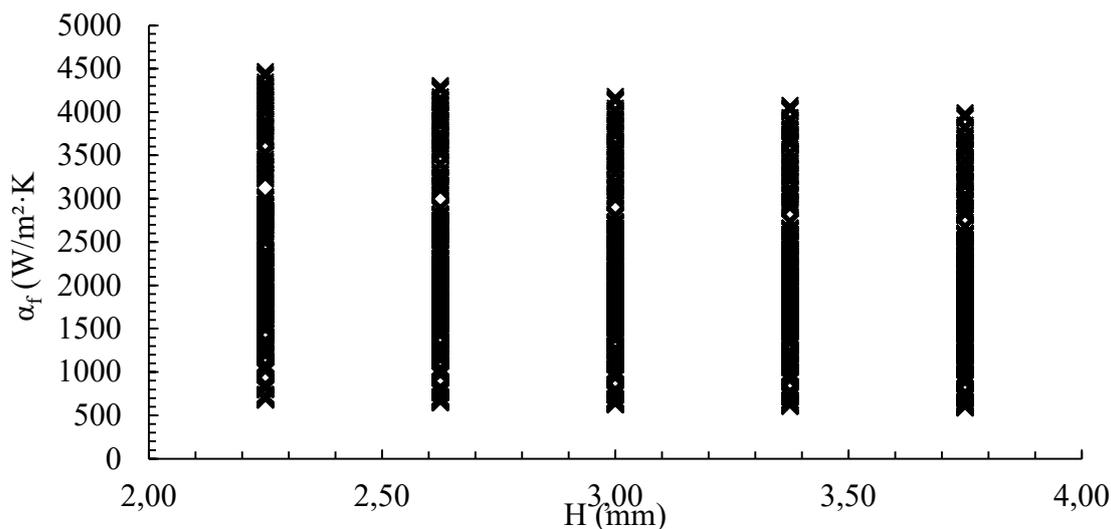


Figura 5.24 - Valores de α_f em função de H .

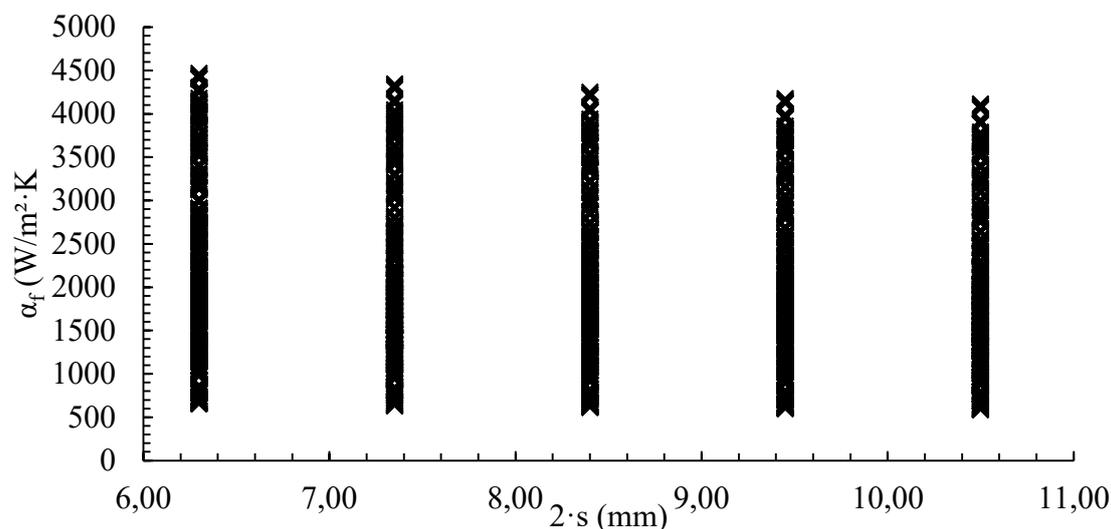


Figura 5.25 - Valores de α_f em função de $2 \cdot s$.

A observação de α_f em função de l , apresentada na Figura 5.26, mostra que a profundidade da aleta não possui influência significativa no valor do coeficiente de

transferência de calor convectivo, bem como observado na verificação dos resultados obtidos para α_q .

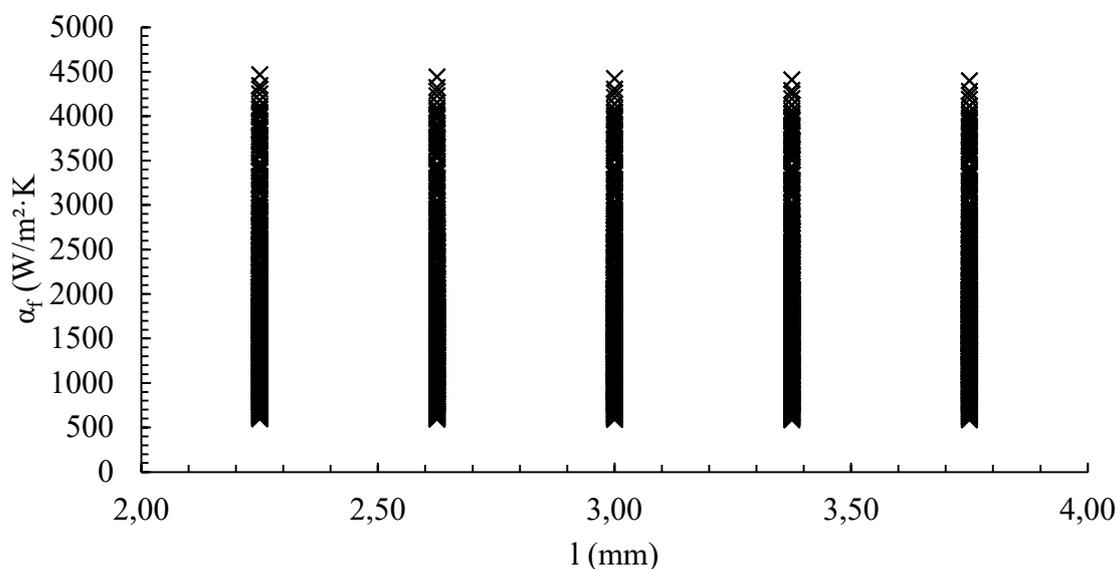


Figura 5.26 - Valores de α_f em função de l .

5.2.1.2. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DA PERDA DE CARGA

O comportamento de α_q e α_f pode ser atribuído a variação do número de Reynolds, conforme apresenta a equação (2.39), já que os valores de H e $2 \cdot s$ alteram o diâmetro hidráulico do canal formado pelas aletas, conforme apresentado na equação (2.40).

Obviamente, a variação da vazão também possui influência do número de Reynolds, fato que também possui influência nos coeficientes convectivos de transferência de calor, conforme mostra a equação (2.36).

Uma vez avaliados as variáveis de saída referentes a α_q e α_f , o estudo apresenta a avaliação dos valores de $\Delta p_{lin,q}$ e $\Delta p_{lin,f}$, referentes as perdas de carga dos lados quente e frio do trocador de calor. As Figuras 5.27 e 5.28 apresentam a distribuição das observações das perdas de carga linear para os lados frio e quente do trocador de calor, respectivamente.

Em relação a variável de saída $\Delta p_{lin,q}$ as observações obtidas através da DFC apresentaram valor médio de 2854 Pa/m, já $\Delta p_{lin,f}$ apresentou valor médio igual a 5051 Pa/m, entretanto o lado frio do trocador de calor apresentou valores superiores de perda

carga em relação ao lado quente do equipamento. Em relação aos valores máximos, observando o lado quente do trocador de calor foi possível verificar leituras de aproximadamente 13 kPa/m, enquanto no lado frio, o valor máximo foi de aproximadamente 23 kPa/m, fato atribuído ao número de placas do lado frio ser inferior ao número de placas quente, elevando a velocidade do escoamento no canal do lado frio e conseqüentemente a perda de carga gerada.

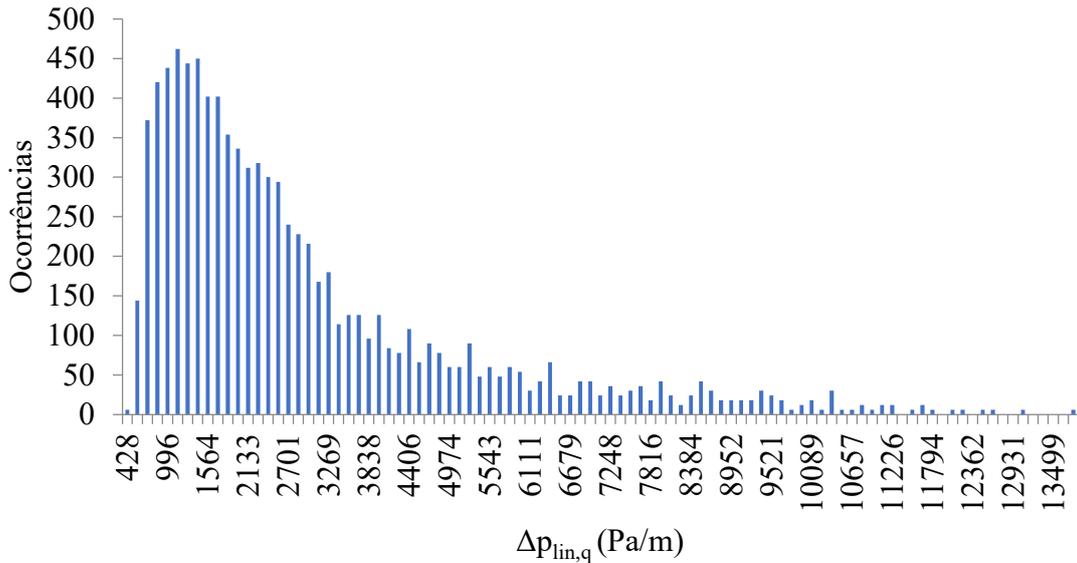


Figura 5.27 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de $\Delta p_{lin,q}$ em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA RVFL.

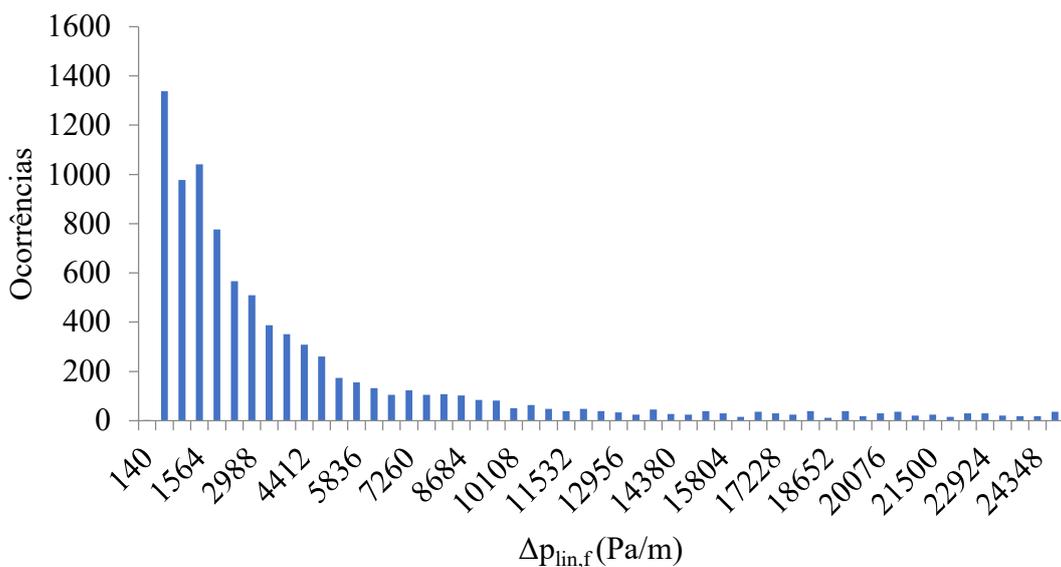


Figura 5.28 - Histograma ilustrando o número de ocorrências de $\Delta p_{lin,f}$ em função dos valores estabelecidos para treinamento da RNA RVFL.

Verificando a sensibilidade de $\Delta p_{lin,q}$ e $\Delta p_{lin,f}$ diretamente em função do número de Reynolds é possível estabelecer uma relação quadrática entre ambos, dentro do universo de 9000 experimentos, mostrando coerência com dados obtidos através da literatura, conforme mostra a equação (2.45) e as Figuras 5.29 e 5.30.

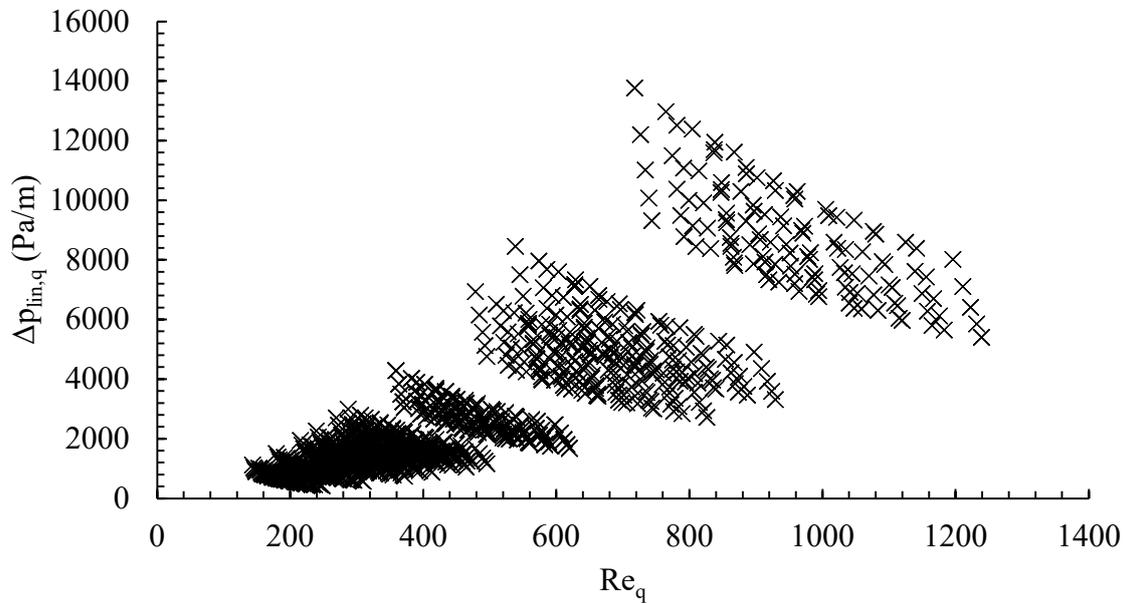


Figura 5.29 - $\Delta p_{lin,q}$ em função do número de Reynolds para o lado quente do trocador de calor.

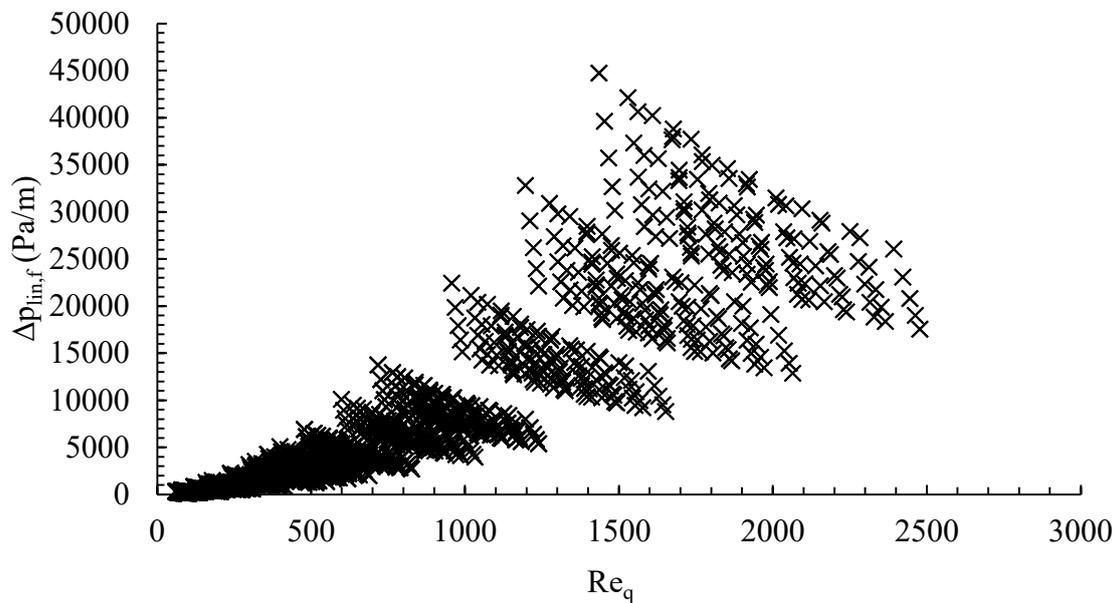


Figura 5.30 - $\Delta p_{lin,f}$ em função do número de Reynolds para o lado frio do trocador de calor.

Considerando o banco de dados gerados pela DFC, contendo 9000 pontos, foi estabelecida a utilização de 80% dos dados, totalizando 7200 configurações de trocadores de calor, para realizar o treinamento. Já os 20% dos dados restantes, 1800 pontos, foram utilizados para verificar o desempenho da RNA RVFL em termos da validação. A escolha dos pontos utilizados no processo de aprendizado e verificação é realizada de maneira aleatória.

5.2.2. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE AO NÚMERO DE NEURÔNIOS

Nesta etapa do desenvolvimento da RNA, foi analisada a influência do número de neurônios, existentes na camada oculta da rede, na precisão dos resultados obtidos através desta. Para isto foram avaliados três valores do número de neurônios: 10, 100 e 1000 neurônios. Como critérios de escolha, foram avaliados tempo de processamento e três métricas relacionadas ao erro apresentado por cada RNA treinada, uma para cada variável de saída, conforme descrito no Capítulo 3.

A Figura 5.31 apresenta o tempo médio de processamento em função do número de neurônios avaliado para cada RNA dedicada as saídas definidas anteriormente: α_q , α_f , $\Delta p_{q,linear}$ e $\Delta p_{f,linear}$. Através da análise do tempo de processamento em função do número de neurônios é possível notar uma relação linear entre ambos, onde o tempo médio de processamento com 1000 neurônios é cerca de dez vezes maior que o tempo de aprendizado considerando a RNA RVFL com 10 neurônios.

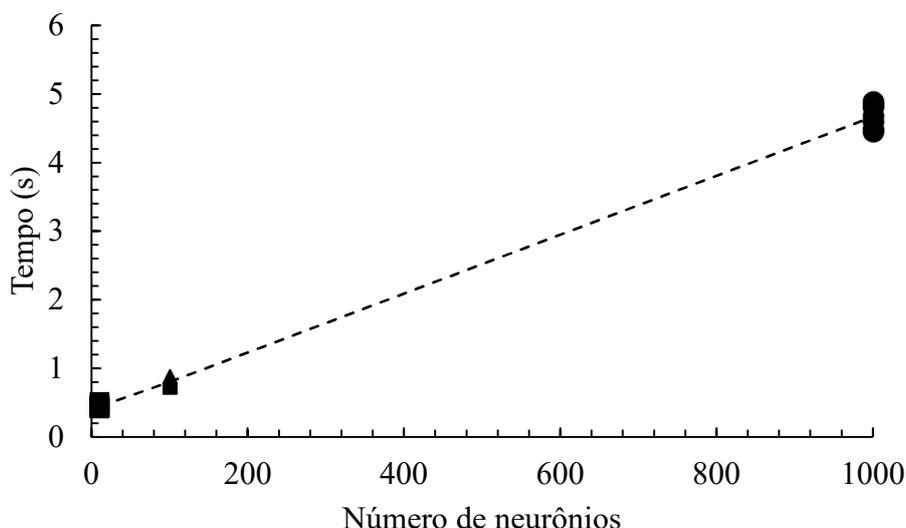


Figura 5.31 - Tempo de aprendizado de uma RNA RVFL em função do número de neurônios.

Considerando somente o tempo necessário para treinamento da RNA RVFL, a escolha óbvia seria utilizar a opção que demanda menor tempo de processamento. Contudo, além da redução do tempo, utilizar um menor número de neurônios tem como consequência a perda de precisão dos dados de saída gerados pela rede.

Neste contexto, o processo de desenvolvimento da RNA aplicada no presente estudo considerou também métricas de verificação de erros, sendo estas: *R-Squared* (R^2), *Root Mean Square Error* (RMSE) e *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). A determinação das métricas são calculadas como:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (5.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}, \quad (5.2)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|, \quad (5.3)$$

onde y_i representa o valor de saída real utilizada para o treinamento da RNA, \hat{y}_i é o valor de saída previsto pela RNA, \bar{y}_i indica o valor médio dos valores de saída reais e n é o número de dados utilizados para aprendizado.

A métrica de verificação do R^2 também é conhecida como coeficiente de determinação. Seu valor pode variar entre 0 e 1, demonstrando a capacidade da RNA RVFL em estimar os valores de saída definidos em função dos dados de entrada fornecidos à RNA. Desta maneira, zero indica que o modelo não é capaz de reproduzir as variáveis de saídas e um demonstra que a RNA é perfeitamente capaz de obter os valores de saída saídas, \hat{y}_i , coerentes com os valores de referência, y_i .

A métrica *RMSE*, calcula a raiz quadrada do erro médio quadrático da diferença entre o valor previsto, \hat{y}_i , e o valor de referência, y_i . O resultado de tal métrica possui valor sempre positivo e quando próximos à zero representa previsões de y_i satisfatórias.

Finalmente, a avaliação através da *MAPE* calcula a média percentual do desvio absoluto entre as previsões e os dados reais utilizados no treinamento. Sendo assim, representa o percentual de desvio entre \hat{y}_i e y_i , onde percentuais maiores representam desvios maiores.

A Figura 5.32 apresenta os valores de R^2 em função do número de neurônios. A verificação da RNA através da métrica em questão obteve valores entre 0,927, considerando 10 neurônios; 0,987 utilizando 100 neurônios. Já o melhor grau de precisão, com valor igual a 0,996, foi obtido aplicando 1000 neurônios na camada oculta única.

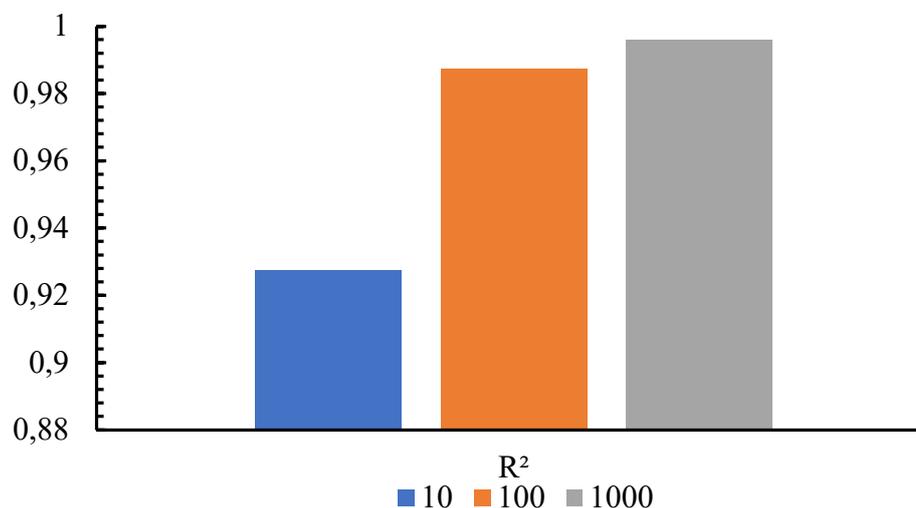


Figura 5.32 - Valores médios de R^2 em função do número de neurônios da RNA RVFL.

Ao considerar a métrica RMSE, a precisão da RNA apresentou o mesmo comportamento quando comparado com a avaliação via R^2 , conforme mostra a Figura 5.33. Entretanto, a diferença de desempenho entre a verificação considerando 100 e 1000 neurônios fica evidente, apresentando valores de aproximadamente 0,30 e 0,15, respectivamente.

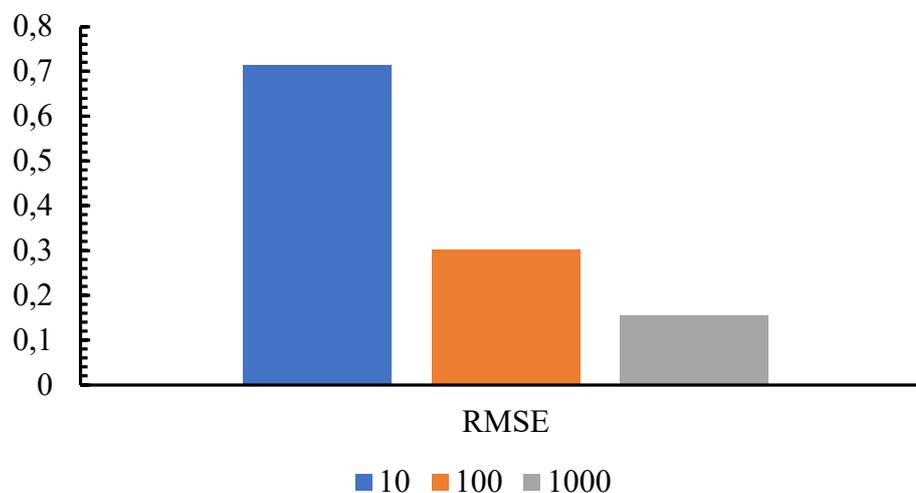


Figura 5.33 - Valores médios de RMSE em função do número de neurônios da RNA RVFL.

A avaliação através do MAPE, apresentada na Figura 5.34, tem valores de erro de até 25%, para 10 neurônios; com 100 e 1000 neurônios o erro é reduzido para aproximadamente 7% e 2,5%, respectivamente.

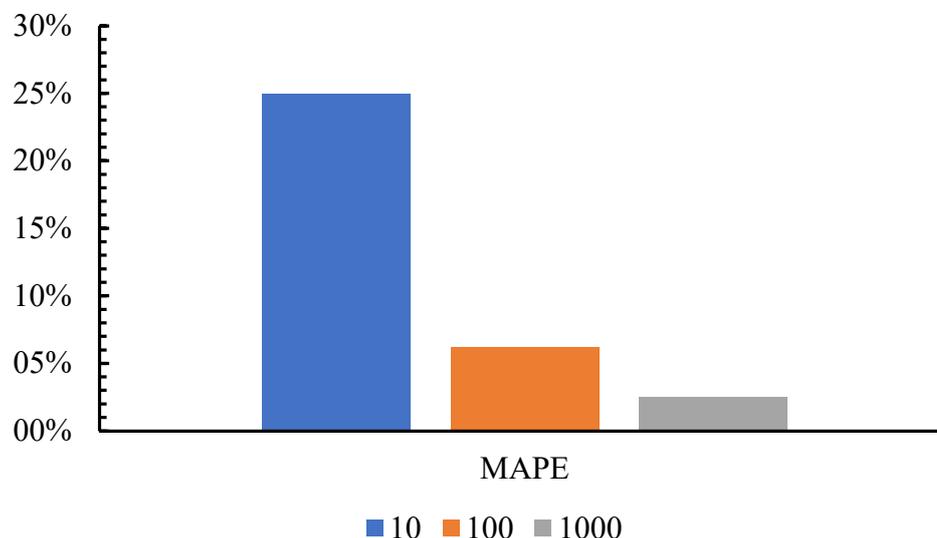


Figura 5.34 - Valores médios de MAPE em função do número de neurônios da RNA RVFL.

Apesar de apresentar menor tempo necessário para treinamento, os resultados obtidos considerando 10 neurônios não demonstraram boa concordância em relação aos resultados de referência. Já configurando a RNA com 100 neurônios, os resultados previstos apresentam resultados satisfatórios quando comparados com uma RNA de 1000 neurônios, consumindo aproximadamente 1/6 do tempo. Por tais motivos o presente estudo considerou a RNA RVFL com 100 neurônios no desenvolvimento do restante do estudo desenvolvido. Vale ressaltar que os resultados de R^2 , $RMSE$ e $MAPE$ apresentados anteriormente, tem os valores médios considerando as quatro saídas definidas na RNA. Analisando as variáveis individualmente nota-se uma boa concordância para os valores previstos de α_q e α_f , conforme mostram as Figuras 5.35, onde são apresentados os valores de R^2 para cada saída da RNA RVFL. Já os valores de $\Delta p_{q,linear}$ e $\Delta p_{f,linear}$ apresentaram menor precisão em relação aos valores de R^2 obtidos para os coeficientes convectivo de transferência de calor, porém, ainda assim os resultados são satisfatórios.

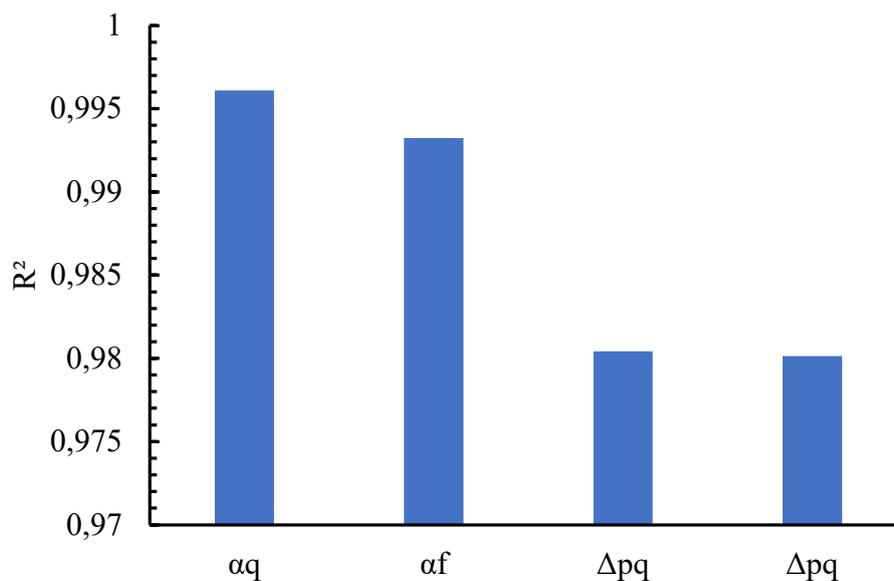


Figura 5.35 - Valores de R^2 em função das variáveis de saída da RNA RVFL considerando 100 neurônios.

Após a definição do número de neurônios, fixado em 100 nós, o passo seguinte foi a determinação da função ativação, buscando o melhor índice de precisão em relação as funções objetivo avaliadas, conforme mostrado a seguir.

5.2.3. AVALIAÇÃO DA FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO

Conforme mencionado anteriormente, além do número de neurônios definidos na camada oculta, o desempenho da RNA foi verificado em função do tipo de função de ativação utilizada. Considerando as funções de ativação apresentadas através da Tabela 3.1, um conjunto de nove funções foram avaliadas, sendo estas: sigmóide, seno, *Hardlim*, Tribas, Radbas, Sign, Sech, atan e RELU. Da mesma maneira como foi avaliado o número de neurônios, a precisão da RNA em função das funções de ativação consideradas se deu através das métricas R^2 , *RMSE* e *MAPE*.

A Figura 5.36 a 5.38 apresentam dos valores das métricas, R^2 , *RMSE* e *MAPE* respectivamente, avaliadas em função da função de ativação verificadas. Observando os valores das métricas avaliadas, é possível notar que as funções de ativação sigmóide, seno, Sech e atan apresentaram os melhores resultados. Entretanto a função atan apresentou desempenho superior as demais, com erro médio percentual de 5,5% em relação aos dados de referência.

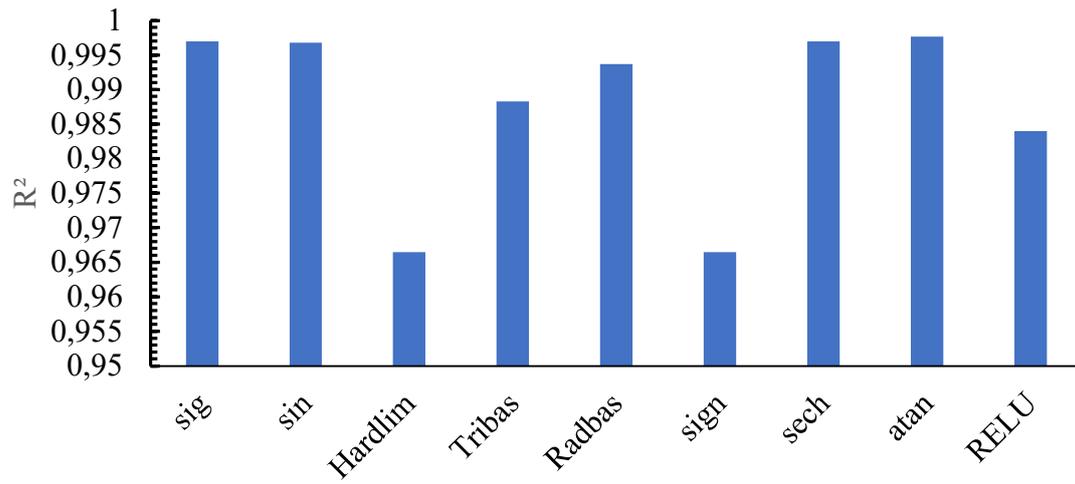


Figura 5.36 - Valores de R^2 em função das funções de ativação verificadas.

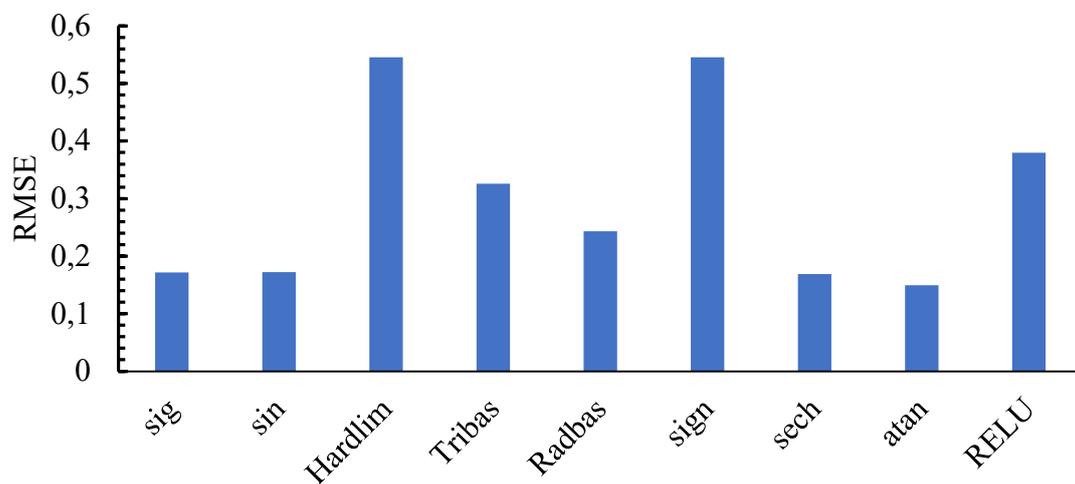


Figura 5.37 - Valores de RMSE em função das funções de ativação verificadas.

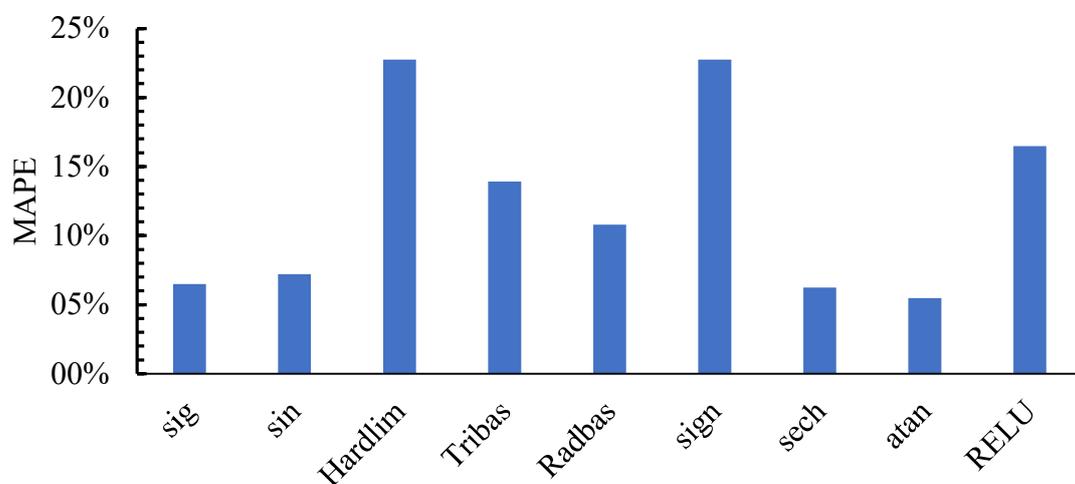


Figura 5.38 - Valores de MAPE em função das funções de ativação verificadas.

Concluindo o desenvolvimento da RNA RVFL aplicada com o objetivo de determinar o desempenho termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas, a avaliação das métricas de erro apresentadas e tempo necessário para o aprendizado, levam a definição da RNA RVFL considerando 100 neurônios e a escolha da função de ativação atan (arco tangente) a qual apresentou erro médio de 5,5%.

Sendo assim, a RNA RVFL será aplicada nas funções objetivo apresentadas no Capítulo 4, onde os coeficientes de transferência de calor impactam no cálculo da efetividade, conforme mostra o Capítulo 2 e as perdas de carga lineares obtidas através da RNA são diretamente aplicadas nas equações (4.7) e (4.8).

A próxima etapa do estudo trata do processo de otimização do trocador de calor de placas aletadas em relação ao estudo de referência originalmente proposto por Fernández-Seara *et al.* (2013). A seção a seguir apresenta em detalhes tal processo aplicando o NSGA-III.

5.3. PROCESSO DE OTIMIZAÇÃO

Uma vez treinadas as RNAs referentes aos valores dos coeficientes convectivos de transferência de calor e perdas de carga dos lados quente e frio do trocador de calor, deu-se início a última etapa do presente estudo: o processo de otimização do trocador de calor de placas aletadas utilizando o NSGA-III, descrito no Capítulo 4.

A presente seção descreve o processo do NSGA-III, introduzindo os parâmetros do algoritmo de otimização considerados durante a otimização do trocador de calor. Em seguida, é apresentado o estudo de caso definido para avaliação da metodologia proposta, na sequência são apresentados os resultados do processo de otimização, descrevendo as fronteiras de Pareto obtidas bem como a classificação ranqueada das soluções ótimas. Por último a geometria otimizada é comparada com o trocador de calor de referência.

5.3.1. PARÂMETROS DE AJUSTE

O desempenho do processo de otimização não depende somente do problema definido ou do algoritmo utilizado. Parâmetros de ajuste dos métodos envolvidos afetam não só a qualidade da solução otimizada mas também o tempo de processamento necessário para obter determinada resposta.

O método de otimização utilizando no presente estudo, NSGA-III, possui seis parâmetros de ajuste, sendo eles número de divisões entre os vértices do hiperplano, percentual do operador de cruzamento e mutação, taxa de mutação, número máximo de gerações e número da população.

Sendo assim, o processo de otimização de trocadores de calor de placas aletadas desenvolvido considerou uma população de 80 indivíduos, já os operadores de mutação e cruzamento foram fixados em 10%, conforme apresentado em Vasconcelos (2017). O número de divisões entre os vértices do hiperplano definido pelo NSGA-III foi definido com valor igual a 10, totalizando 55 pontos de referência, conforme apresentado no Capítulo 4. A configuração dos parâmetros garante diversidade das soluções, considerando todo espaço de busca de soluções ao mesmo tempo em que mínimos locais sejam encontrados.

Em relação ao número de iterações, o presente estudo verificou o processo de otimização utilizando até 1000 iterações, onde constatou-se a convergência das fronteiras de Pareto a partir de 600 iterações, número considerado para o desenvolvimento das etapas seguintes. Vale ressaltar que um elevado número de iterações ou gerações de soluções assegura boa convergência dos resultados otimizados ao mesmo tempo que eleva o tempo necessário para resolução do problema.

No total a aplicação do NSGA-III ao problema proposto executou 30 rodadas de otimização. Todas as soluções ótimas obtidas nas rodadas executadas foram classificadas através do método TOPSIS, descrito no Capítulo 4. Os resultados do processo de otimização aplicado ao trocador de calor de placas aletadas é apresentado a seguir.

5.3.2. ESTUDO DE CASO

Como referência, foi escolhido o trocador de calor de titânico, avaliado experimentalmente por Fernández-Seara *et al.* (2013). Conforme mencionado anteriormente, tal trocador de calor foi utilizado no processo de desenvolvimento dos domínios computacionais, bem como na validação da DFC apresentada anteriormente.

Nesta etapa do estudo foram fixados os valores das temperaturas de entrada dos lados quente e frio do trocador de calor, sendo estas iguais a 10°C e 5°C, respectivamente. As vazões mássicas, \dot{m}_q e \dot{m}_f , foram mantidas com valores constantes e iguais a 1200 e 600 kg/h, respectivamente.

Conforme apresentado anteriormente, o algoritmo de otimização aplicado no presente estudo considerou quatro funções objetivo: volume, efetividade, perdas de carga dos lados quente e frio do trocador de calor. As características construtivas e referentes ao desempenho termodinâmico são apresentadas na Tabela 5.5. Sendo assim, o objetivo principal do NSGA-III é o de superar o desempenho termodinâmico ao mesmo tempo em que se busca reduzir seu volume externo.

A Tabela 5.5 também apresenta o valor da taxa de transferência de calor, q , que é fixa. Tal parâmetro é utilizado como restrição de igualdade, fazendo com que o algoritmo de otimização buque soluções ótimas mantendo o valor desta taxa no mesmo nível de desempenho que o trocador de calor de referência.

Tabela 5.5 - Valores de referência do trocador de calor originalmente avaliado por Fernández-Seara *et al.* (2013).

Parâmetro	Valor
ε	0,7689
V_T (m ³)	0,0013
Δp_q (Pa)	2191,5
Δp_f (Pa)	1311,4
q (W)	2697,4

5.3.3. FRONTEIRAS DE PARETO

Considerando as 30 rodadas de otimização executadas utilizando o NSGA-III é possível determinar o conjunto de soluções não dominadas ou soluções de Pareto. Sendo assim, as Figuras 5.39 a 5.41, apresentam as fronteiras de Pareto em função da variável maximizada, a efetividade, e o volume do trocador de calor; perda de carga do lado quente, e a perda de carga do lado frio para uma rodada de otimização. Juntamente com as soluções de Pareto, destacadas em vermelho, é possível visualizar um conjunto de soluções dominadas, representadas pelos pontos sem preenchimento.

Através da Figura 5.39 é possível notar soluções otimizadas apresentando valores de efetividade variando entre 0,58 a 0,9. Ao mesmo tempo, observa-se o volume do trocador de calor 0,00044 m³ a 0,0044 m³.

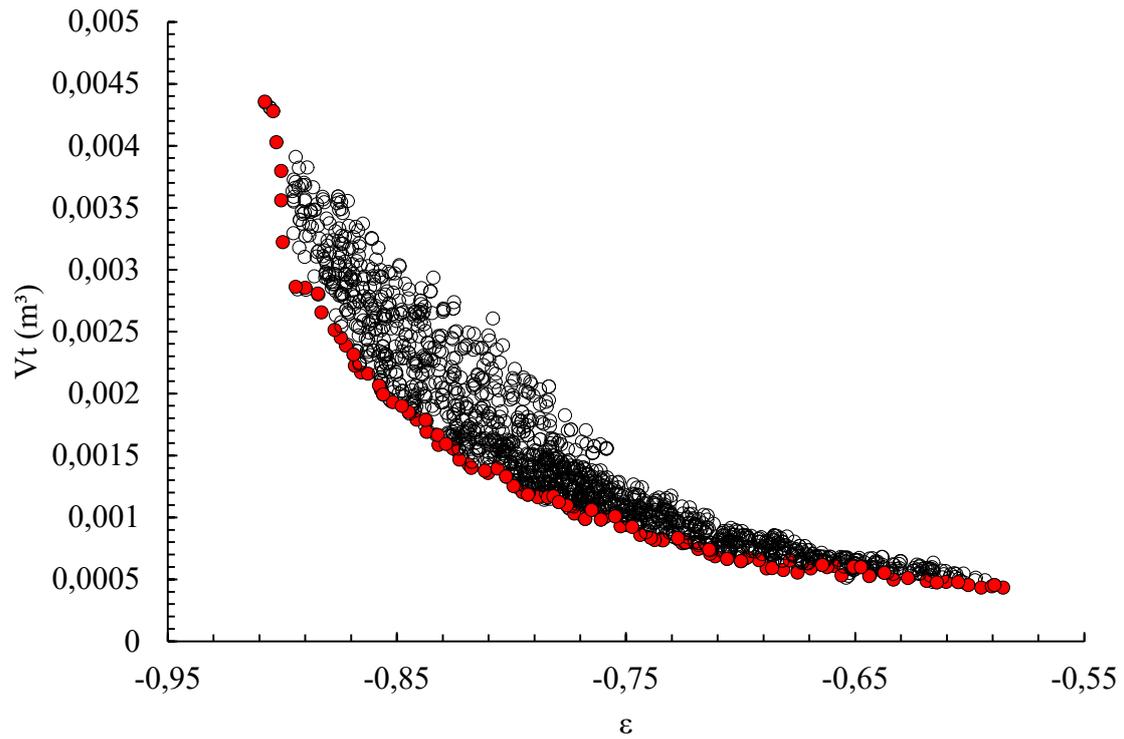


Figura 5.39 – Fronteira de Pareto referente as funções efetividade e volume do trocador de calor de calor.

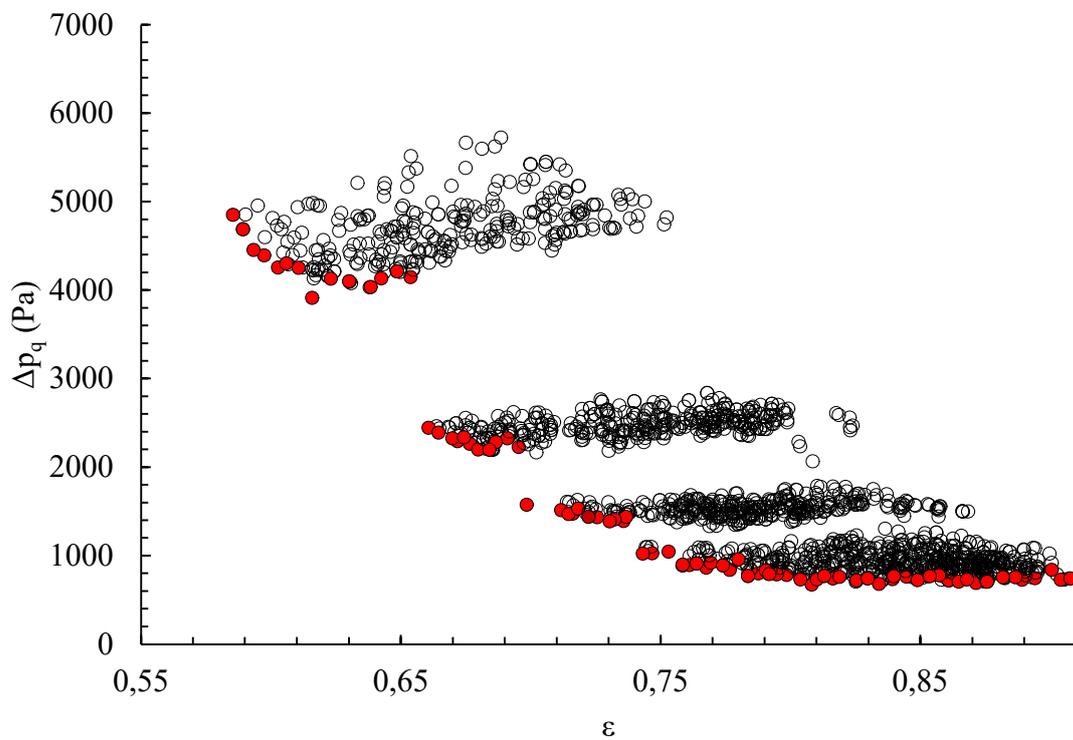


Figura 5.40 - Fronteira de Pareto referente a perda de carga do lado quente e volume do trocador de calor.

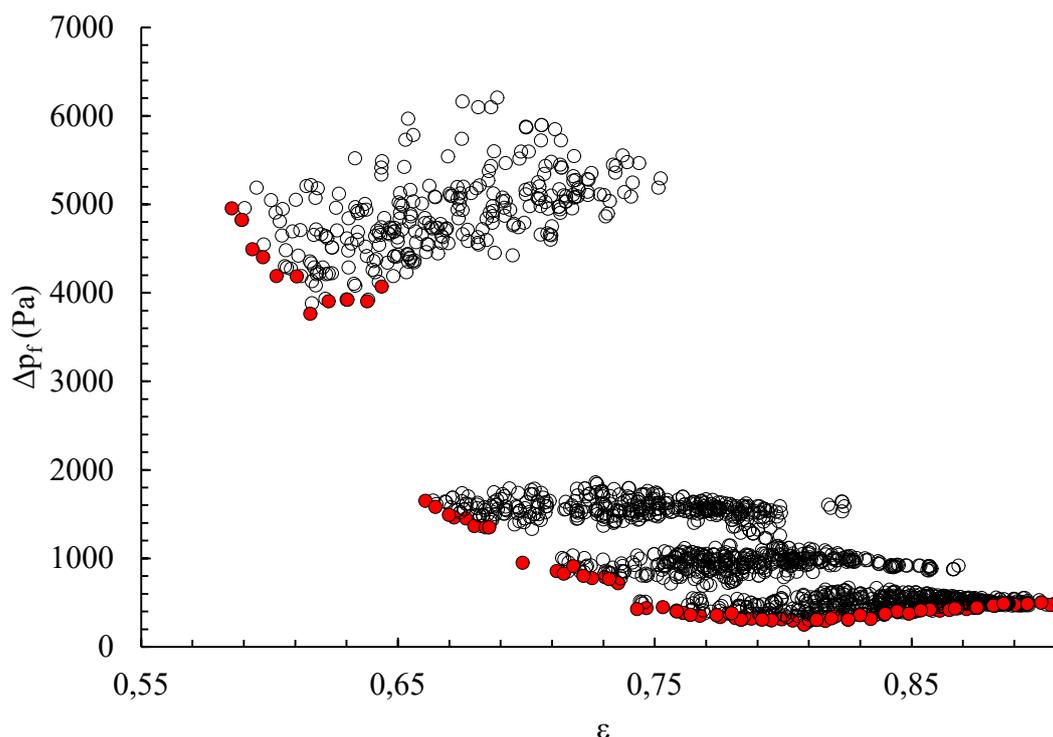


Figura 5.41 - Fronteira de Pareto referente a perda de carga do lado frio e volume do trocador de calor.

Em relação aos valores de perda de carga observadas para os lados quente e frio do trocador de calor, as soluções otimizadas apresentadas nas Figuras 5.40 e 5.41, apresentaram valores entre 4850Pa e 743Pa para o lado quente e 4956Pa a 301Pa.

Também é possível notar a diferença no formato das fronteiras de Pareto geradas considerando o volume do trocador de calor e as perdas de carga geradas pelo escoamento. Na Figura 5.39 é possível identificar um perfil parabólico, enquanto as fronteiras observadas nas figuras 5.40 e 5.41 apresentam descontinuidades e escalonamentos em relação aos valores verificados de Δp_q e Δp_f .

5.3.4. CLASSIFICAÇÃO DAS SOLUÇÕES OTIMIZADAS

Em processos de otimização de múltiplos objetivos é necessário a escolha de uma solução final dentro do conjunto formado pelas soluções não dominadas determinadas pelo algoritmo de otimização.

A partir das 2400 soluções otimizadas obtidas pelo NSGA-III, foi aplicado o método de escolha multicritérios TOPSIS, discutido no Capítulo 4. Sendo assim,

considerando a avaliação das quatro funções objetivo, a mais adequada a aplicação considerada é escolhida.

Conforme descrito anteriormente, o TOPSIS necessita da definição de pesos de escolha para cada função objetivo utilizada. A Tabela 5.3 apresenta os valores dos pesos definidos em função das funções objetivo avaliadas. A definição dos valores dos pesos apresentou uma importância significativa em relação à solução ótima escolhida. Valores superdimensionados do peso para as funções relativas à perda de carga induzem a escolha de soluções onde a velocidade do escoamento no interior do trocador desce significativamente, reduzindo a efetividade do trocador a patamares levemente inferiores à efetividade de referência, apresentada na Tabela 5.5. Já o subdimensionamento, leva a escolha de soluções que geram maior perda de carga que a solução de referência, ao mesmo tempo que apresenta elevada efetividade.

Tabela 5.6 - Valores dos pesos definidos em função das funções objetivo avaliadas no TOPSIS.

Função objetivo	Peso
ε	30%
V_T (m ³)	60%
Δp_q (Pa)	5%
Δp_f (Pa)	5%

Uma vez definidos os valores os pesos, as funções objetivo são classificadas como “custo”, quando uma função gera prejuízo ao resultado (volume e perdas de carga) e “benefício”, quando o acréscimo de um objetivo impacta positivamente à solução (efetividade).

Definidos os parâmetros de ajuste, o algoritmo TOPSIS foi executado considerando as 2400 soluções obtidas pelo NSGA-III.

O critério de escolha do TOPSIS baseia-se nos valores da distância relativa, ξ , conforme discutido no Capítulo 4. As soluções são então classificadas de acordo com o valor de ξ , quanto maior seu valor, mais adequada é a solução. Sendo assim, a Figura 5.42 apresenta a classificação TOPSIS para as soluções não-dominadas verificadas.

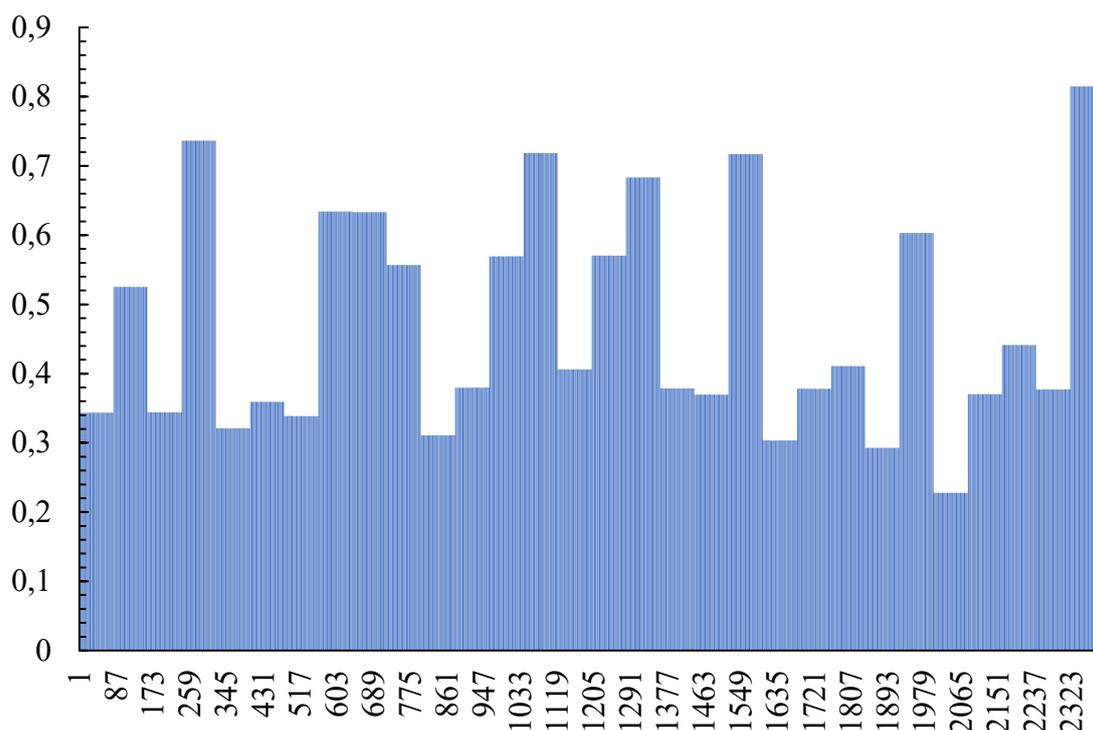


Figura 5.42 - Classificação das soluções ótimas de acordo com o método TOPSIS.

A classificação das soluções apresentadas na Figura 5.42 permite verificar a solução mais adequada. Observando o valor máximo de ξ , com valor de 0,8149, é possível verificar a solução final do trocador de calor escolhido.

A Tabela 5.7 apresenta a solução otimizada, em função dos parâmetros geométricos obtidos, em comparação com o trocador de calor de referência. Em relação ao volume e ao desempenho termodinâmico o comparativo entre o trocador de calor de referência e o otimizado são apresentados através da Tabela 5.8.

Tabela 5.7 - Comparativo entre a solução otimizada e o trocador de calor de referência.

Parâmetro	Referência	Otimizado
N_f	2	3
H (mm)	3	2,894
l (mm)	3	2,519
$2 \cdot s$ (mm)	8,4	6,672

A análise da solução otimizada mostra o acréscimo de uma unidade ao número de placas do lado frio do trocador de calor, totalizando três placas. Já a altura da aleta, H , foi

reduzida em 3,5%. A profundidade da aleta otimizada, l apresentou valor 16% inferior a aleta de referência, conseqüentemente reduzindo a altura do trocador de calor também em 16%. A análise do passo de aleta, $2 \cdot s$, também demonstrou redução, de cerca de 20,6%.

A redução geral dos parâmetros geométricos das aletas do trocador de calor impactou positivamente em seu, com valor final igual a 0,0012 m³, demonstrando redução de 7,7% em relação ao volume do trocador de calor de referência.

Em relação ao valor da efetividade, a solução otimizada apresentou variação insignificante em comparação à efetividade de referência. A análise das perdas de carga dos lados quente e frio indicou redução quando comparadas com os valores de referência apresentados na Tabela 5.8. No lado quente a perda de carga foi reduzida em 26,3%, já no lado frio, a perda de carga apresentou valor 19,3% inferior. Em relação a restrição de igualdade imposta à taxa de transferência de calor, q , variou 1,36%, dentro da margem de tolerância definida no processo de otimização.

Tabela 5.8 - Comparativo de desempenho entre a solução otimizada e o trocador de calor de referência.

Parâmetro	Referência	Otimizado
ε	0,7689	0,7685
V_T (m ³)	0,0013	0,0012
Δp_q (Pa)	2191,5	1614,6
Δp_f (Pa)	1311,4	1058,11
q (W)	2697,4	2645,4

6. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

O estudo desenvolvido e aqui apresentado propôs uma metodologia de projeto e otimização de trocadores de calor de placas aletadas. A metodologia desenvolvida considerou a utilização conjunta da DFC, para a geração de dados utilizados na RNA RVFL. Utilizando a RNA treinada no lugar de equações comumente utilizadas em processos de otimização disponíveis na literatura, foi utilizado o NSGA-III no processo de otimização de múltiplos objetivos do equipamento. Para tal, o presente estudo estipulou objetivos específicos definidos previamente.

Considerando aqueles objetivos especificados, o presente estudo teve êxito na execução das etapas definidas. Inicialmente foi apresentado o processo de desenvolvimento do modelo numérico, considerando avaliação das malhas computacionais e também o processo de validação dos dados numéricos, comparando-os com resultados experimentais originalmente apresentados por Fernández-Seara *et al.* (2013).

O modelo da DFC apresentou erros de até 4,88% para as observações referentes a perda de carga e de até 3,55% para os valores dos coeficientes convectivos de transferência de calor. Como resultado, o presente estudo, gerou via DFC, um banco de dados com 9000 pontos referentes ao desempenho termodinâmico de trocadores de calor de placas aletadas em função dos parâmetros geométricos da aleta e do trocador de calor.

Através dos dados gerados foi também apresentado uma análise de sensibilidade das variáveis de saída da RNA em função dos parâmetros geométricos do trocador de calor considerado. Em seguida tais dados aplicados com sucesso no treinamento da RNA do tipo RVFL. Tal configuração de RNA tem como principal vantagem a determinação analítica dos pesos entre a camada oculta e a camada de saída, não necessitando de processo iterativo e verificação repetitiva do erro para correção de tais valores. Como consequência o processo de aprendizado da RNA RVFL reduz significativamente o tempo de treinamento em comparação ao método de aprendizado *backpropagation*.

A RNA RVFL utilizou cem neurônios na camada oculta e utilizou como função de ativação o *atan* (arco tangente). Tais parâmetros foram definidos através de uma análise de erro considerando as métricas R^2 , *RMSE* e *MAPE*. A RNA RVFL treinada e utilizada no presente estudo apresentou diferenças de até 5,5% em relação aos dados de referência gerados via DFC.

Configurada a RNA RVFL, o processo de otimização via NSGA-III foi aplicado em um estudo de caso originalmente apresentado por Fernández-Seara *et al.* (2013), considerando um trocador de calor de placas aletadas de titânio e utilizando água como fluidos de processo.

O NSGA-III buscou maximizar a efetividade termodinâmica do trocador de calor ao mesmo tempo em que buscou minimizar o volume externo e as perdas de carga do equipamento. Para isso foram verificados os parâmetros geométricos das aletas, gerando impacto nas dimensões externas do trocador de calor, totalizando quatro variáveis geométricas. O processo de otimização NSGA-III considerou 600 iterações com 80 indivíduos cada. No total foram executadas 30 rodadas de otimização, totalizando 2400 soluções otimizadas. A solução final foi obtida através do método de escolha multicritérios TOPSIS. Finalmente, a solução ótima final apresentou redução de 7,7% no volume, mantendo o nível da efetividade termodinâmica. O NSGA-III também reduziu significativamente os valores de perda de carga, com reduções de 26,3% e 19,3%, para os lados quente e frio do trocador de calor respectivamente. Tal melhoria na solução do trocador de calor de placas aletadas foi capaz de manter o nível da taxa de transferência de calor, variando apenas 1,36% em relação a taxa de referência.

Como sugestões de trabalhos futuros, sugere-se a avaliação da precisão de resultados obtidos numericamente através da DFC substituindo a abordagem RNAS pela metodologia LES, de natureza transiente. Em relação a RNA RVLF, além da aplicação do método na obtenção dos coeficientes convectivos de transferência de calor e valore de perda de carga, existe a possibilidade de aplicá-la de maneira a substituir todas as funções objetivo. Ressalta-se também a possibilidade de considerar no processo de otimização o número de aletas nas direções transversal e longitudinal do trocador de calor, adicionando mais duas variáveis ao NSGA-III.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAHAM, A., JAIN, L. *Evolutionary Multiobjective Optimization: Theoretical Advances and Applications*, Springer-Verlag London, 2005.
- ALUR, S. *Experimental Studies on Plate Fin Heat Exchangers*, PhD thesis, Mechanical Engineering Department of National Institute of Technology Rourkela, 2012.
- ANSYS CFX – *Solver Modeling Guide*, ANSYS Inc., 2017.
- Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2019, ano base 2018, Empresa de Pesquisa Energética, Brasília, 2016. Disponível em: <http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2018>
- AMARI, S. A Theory of Adaptive Pattern Classifiers, *IEEE Transactions on Electronic Computers*, v. 16, n. 3, pp. 299-307, 1967.
- AYALA, H. V. H.; KELLER, P.; MORAIS, M. F.; MARIANI, V. C.; COELHO, L. S.; RAO, R. V. Design of heat exchangers using a novel multiobjective free search differential evolution paradigm, *Applied Thermal Engineering*, v. 94, p. 170-177, 2015.
- BANOONI, S.; ZAREA, H.; MOLANA, M. Thermodynamic and Economic Optimization of Plate Fin Heat Exchangers Using the Bees Algorithm, *Heat Transfer - Asian Research*, v. 43, i. 5, p. 427-446, 2014.
- CAJAL, Y. R.; *Histologie du Systeme Nerveux de l'Homme et des Vertebras*, Paris, 1913.
- CHANKONG, V., HAIMES, Y. Y. *Multiobjective Decision Making*, Elsevier Science Publishing Co. Inc., 1983.
- DAS, I., DENNIS, J. E. Normal-Boundary Intersection: A New Method for Generating the Pareto Surface in Nonlinear Multicriteria Optimization Problems, *SIAM Journal on Optimization Problems*, *SIAM Journal on Optimization*, v. 8, n. 3, pp. 631-657, 1998.
- DAVENPORT, C.J. Heat Transfer and Flow Friction Characteristics of Louvered Heat Exchanger, *Heat Exchangers - Theory and Practice*, McGraw-Hill, New York, p. 387-412, 1983.
- DEB, K. *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*, John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, EUA, 2001.
- DEB, K., JAIN, H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, part I: Solving problems with box constraints, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 18, pp. 577-601, 2014 (a).

- DEB, K., JAIN, H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 18, pp. 602-622, 2014 (b).
- DEB, K., PRATAP, A., AGARWAL, S., MEYARIVAN, T. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 6, n. 2, pp. 182-197, 2002.
- DOOHAN, R. S., KUSH, P. K., MAHESHWARI, G. Exergy based optimization and experimental evaluation of plate fin heat exchanger, *Applied Thermal Engineering*, v. 102, pp. 80-90, 2016.
- DU, J.; YANG, M.; YANG, S. Correlations and optimization of a heat exchanger with offset fins by genetic algorithm combining orthogonal design, *Applied Thermal Engineering*, v. 107, p. 1091-1103, 2016.
- DUBROVSKY, E. V. Experimental investigation of highly effective plate-fin heat exchanger surfaces, *Experimental Thermal and Fluid Science*, v. 10, i. 2, p. 200-220, 1995.
- ERDOGAN, H., GULAL, E. Identification of dynamic systems using Multiple Input-Single Output (MISO) models, *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, v. 10, pp. 1183-1196, 2009.
- FEHLE, R.; KLAS, J.; MAYINGER, F. Investigation of local heat transfer in compact heat exchangers by holographic interferometry, *Experimental Thermal and Fluid Science*, v. 10, i. 2, p. 181-191, 1995.
- FELDMAN, A.; MARVILLET, C.; LÉBOUCHÉ, M. Nucleate and convective boiling in plate fin heat exchangers, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 43, i. 18, p. 3433-3442, 2000.
- FERNÁNDEZ-SEARA, J.; DIZ, R.; UHÍA, F. J. Pressure drop and heat transfer characteristics of a titanium brazed plate-fin heat exchanger with offset strip fins, *Applied Thermal Engineering*, v. 51, i. 1-2, p. 502-511, 2013.
- FERU, E.; DE JAGER, B.; WILLEMS, F.; STEINBUCH, M. Two-phase plate-fin heat exchanger modeling for waste heat recovery systems in diesel engines, *Applied Energy*, v. 133, p. 183-196, 2014.
- FREUND, S.; KABELAC, S.; Investigation of local heat transfer coefficients in plate heat exchangers with temperature oscillation IR thermography and CFD, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, No. 53, p. 3764-3781, 2010.

- GHOSH, I. Experimental and Computational Studies on Plate Fin Heat Exchanger, PhD Dissertation, Indian Institute of Technology, Kharagpur, 2004.
- GHOSH, I.; SARANGI, S. K.; DAS, P. K. An alternate algorithm for the analysis of multistream plate fin heat exchangers, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 49, i. 17-18, p. 2889-2902, 2006.
- GHOSH, S.; PRATIHAR, D. K.; MAITI, B.; DAS, P. K. Optimum stacking pattern for multi-stream plate-fin heat exchanger through a genetic algorithm, *International Journal of Thermal Sciences*, v. 50, i. 2, p. 214-224, 2011.
- GUPTA, A. K.; KUMAR, P.; SAHOO, R. K.; SAHU, A. K.; SARANGI, S. K. Performance measurement of plate fin heat exchanger by exploration: ANN, ANFIS, GA and AS, *Journal of Computational Design and Engineering*, v. 4, i. 1, p. 60-68, 2017.
- GURNEY, K. *An Introduction to Neural Networks*, UCL Press, 1997.
- HACHEMI, A. Experimental study of thermal performance of offset rectangular plate fin absorber-plates, *Renewable Energy*, v. 17, i. 3, p. 371-384, 1999.
- HADIDI. A. A robust approach for optimal design of plate fin heat exchangers using biogeography based optimization (BBO) algorithm, *Applied Energy*, v. 150, p. 196-210, 2015.
- HAJABDOLLAHI, H. Investigating the effect of non-similar fins in thermoeconomic optimization of plate fin heat exchanger, *Applied Thermal Engineering*, v. 82, p. 152-161, 2015.
- HAJABDOLLAHI, H.; TAHANI, M.; FARD, M. H. S. CFD Modeling and multi-objective optimization of compact heat exchanger using CAN method, *Applied Thermal Engineering*, v. 31, p. 2597-2604, 2011.
- HINZE, J. O. *Turbulence*, McGraw-Hill series in mechanical engineering, 1975.
- HORNIK, K. M., STINCHCOMBE, M., WHITE, H. Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Netw.*, v. 2, n. 5, pp. 359-366, 1989
- HUANG, G. B.; ZHU, Q. Y.; SIEW, C. K. Extreme Learning Machine: Theory and Applications, *Neurocomputing*, v. 70, pp. 489-501, 2006.
- HWANG, C. L., YOON, K. P. *Multiple Attributes Decision Methods and Applications*, Springer-Verlag, Berlin, 1981.
- IGELNIK, B., PAO, Y.H. Stochastic choice of basis functions in adaptive function approximation and the functional-link net, *IEEE Trans. Neural Netw.*, v. 6, i. 6, pp. 1320-1329, 1995.
- INCROPERA, F.; DEWITT, D. *Fundamentals of heat and mass transfer*, 6th edition, 2008.

- INOUE, H., NARIHISA, H. Effective online pruning method for ensemble self-generating neural networks, In Proceedings of the 47th Midwest Symposium on Circuits and Systems, v. 3, pp. 85-88, 2004.
- ISHIBUCHI, H., TSUKAMOTO, N., NOJIMA, Y. Evolutionary Many-Objective Optimization: A Short Review, IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 2419-2426, 2008.
- ISMAIL, L. S.; RANGANAYAKULU, C.; SHAH, R. K. Numerical study of flow patterns of compact plate-fin heat exchangers and generation of design data for offset and wavy fins, International Journal of Heat and Mass Transfer, v. 52, i. 17-18, p. 3972-3983, 2009.
- JANA, G. C., SWETAPADMA, A., PATTNAIK, P. K. Enhancing the performance of motor imagery classification to design a robust brain computer interface using feed forward backpropagation network, Ain Shams Engineering Journal, v. 9, pp. 2871-2878, 2018.
- JONES, W.P., LAUNDER, B.E. The prediction of laminarization with a two-equation model of turbulence, International Journal of Heat and Mass Transfer, v. 15, i. 2, pp. 301-314, 1972.
- JHA, G. K. Artificial Neural Networks and Its Applications, I.A.R.I. New Delhi, v. 110, i. 12, pp. 41-49, 2014.
- KAYS, W. M.; LONDON, A. L. Description of Test equipment and method of analysis for basic heat transfer and flow friction test of high rating heat exchanger surfaces, Technical Report No. 2, Department of Mechanical Engineering, Stanford University, 1948.
- KAYS, W. M.; LONDON, A. L. Compact Heat Exchangers, New York: McGraw-Hill Book Co., 1984.
- KAKAÇ, S.; LIU, H. Heat Exchangers Selection, Rating and Thermal Design, CRC Press, 2002.
- KHAN, T. A.; LI, W. Optimal design of plate-fin heat exchanger by combining multi-objective algorithms, International Journal of Heat and Mass Transfer, v. 108, part B, p. 1560-1572, 2017.
- KHOSHVAGHT-ALIABADI, M.; ZANGOUEI, S.; HORMOZI, F. Performance of a plate-fin heat exchanger with vortex-generator channels: 3D-CFD simulation and experimental validation, International Journal of Thermal Sciences, v. 88, p. 180-192, 2015.

- KOLMOGOROV, A. The local Structure of Turbulence in Incompressible Viscous Fluid for Very Large Reynolds Numbers, *Doklady Akademiia Nauk SSSR*, v. 30, pp. 301-305, 1941.
- KONAR, A. *Artificial Intelligence and Soft Computing: Behavioral and Cognitive Modeling of the Human Brain*, CRC Press, 2000.
- KUMAR, R., KUMAR, P., SINGH, S., VIJAY, R. Fast and accurate synthesis of frequency reconfigurable slot antenna using back propagation network, *Int. J. Electron. Commun.*, v. 112, 2019.
- KUNDU, P.K. *Fluid Mechanics*, Academic Press, 2002.
- LEE, J.; LEE, K. Friction and Colburn factor correlations and shape optimization of chevron-type plate heat exchangers, *Applied Energy*, v. 89, p. 62-69, 2015.
- LESHNO, M., LIN, V.Y., PINKUS, A., SCHOCKEN, S. Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function, *Neural Netw.*, v. 6, i. 6, pp. 184-195, 1993.
- LIU, Z.; LI, H.; SHI, L.; ZHANG, Y. Numerical study of the air inlet angle influence on the air-side performance of plate-fin heat exchangers, *Applied Thermal Engineering*, v. 89, p. 356-364, 2015.
- LONDON, A. L.; SHAH, R. K. Offset Rectangular Plate-fin surfaces-heat transfer and flow friction Characteristics, *Transactions of the ASME, Journal of Engineering for Power*, No. 90, p. 218-228, 1968.
- LUY, C.; CHENG, C.; HUANG, W. Forced Convection in Parallel-Plate Channels with a Series of Fins Mounted on the Wall, *Applied Energy*, v. 39, i. 2, p. 127-144, 1991.
- MANGLIK, R. M.; BERGLES, A. E. Heat Transfer and Pressure Drop Correlations for the Rectangular offset Strip Fin Compact Heat Exchanger, *Experimental Thermal and Fluid Science*, v. 10, pp. 171-180, 1995.
- MCCULLOCH, W.; PITTS, W. A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, v. 5, pp. 115-133, 1943.
- MENTER, F.R. Two-Equation Eddy-Viscosity Turbulence Models for Engineering Applications, *AIAA Journal*, v. 32, n. 8, pp. 1598-1605.
- MICAK, M. *Automation and Energy Efficiency of Industrial Refrigeration Systems*, E360 Forum, Chicago, IL, 2017;
- MISHRA, M.; DAS, P. K.; SARANGI, S. K. Optimum design of crossflow plate-fin heat exchangers through genetic algorithm, *International Journal of Heat Exchangers*, v. 5, i. 2, p. 379-401, 2004.

- NAJAFI, H.; NAJAFI, B.; HOSEINPOORI, P. Energy and cost optimization of a plate and fin heat exchanger using genetic algorithm, *Applied Thermal Engineering*, v. 31, i. 10, p. 1839-1847, 2011.
- PANITSIDIS, H.; GRESHAM, R. D.; WESTWATER, J.W. Boiling of liquids in a compact plate-fin heat exchanger, *International Journal Mass and Transfer*, v. 18, p. 37-42, 1975.
- PAO, Y. H., PHILLIPS, S.M. Neural-net computing and the intelligent control of systems, *International Journal of Control*, v. 56, n. 2, pp. 263-289.
- PAO, Y. H., TAKEFUJI, Y. Functional-link net computing: Theory, system architecture, and functionalities, *Computer*, v. 25, n. 5, pp. 76-79, 1992.
- PARK, J., SANDBERG, J. W. Universal approximation using radial-basis-function networks, *Neural Comput.*, v. 3, i. 2, pp. 246-257, 1991.
- PATEL, V.; SAVSANI, V. Optimization of a plate-fin heat exchanger design through an improved multi-objective teaching-learning based optimization (MO-ITLBO) algorithm, *Chemical Engineering Research and Design*, v. 92, i. 11, p. 2371-2382, 2014.
- PENG, H.; LING, X. Optimal design approach for the plate-fin heat exchangers using neural networks cooperated with genetic algorithms, *Applied Thermal Engineering*, v. 28, i. 5-6, pp. 642-650, 2008.
- PHAM, M. V.; PLOURDE, F. Large-Eddy Simulations of Staggered Parallel-Plate Fin Heat Exchangers: Effect of Reynolds Number on Flow Topology, *Numerical Heat Transfer, Part A: Applications, An International Journal of Computation and Methodology*, v. 53, i. 4, p. 354-376, 2008.
- PINGAUD, J. M.; LE LANN, J. M.; KOEHRET, B.; BARDIN, M. C. Steady-state and dynamic simulation of plate fin heat exchangers, *Computers chemical engineering*, v. 13, p. 577-585, 1989.
- POPE, S.B. *Turbulent Flows*, Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom, 2000.
- PRASAD, B. S. V. Fin efficiency and mechanisms of heat exchange through fins in multi-stream plate-fin heat exchangers: formulation, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 39, i. 2, p. 419-428, 1996.
- RAJA, B. D.; JHALA, R. L.; PATEL, V. Many-objective optimization of cross-flow plate-fin heat exchanger, *International Journal of Thermal Sciences*, v. 118, p. 320-339, 2017.

- RANGANAYAKULU, C.; SEETHARAMU, K. N. The combined effects of longitudinal heat conduction, flow nonuniformity and temperature nonuniformity in crossflow plate-fin heat exchangers, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, v. 25, i. 5, p. 669-678, 1999.
- RAO, R. V.; PATEL, V. K. Thermodynamic optimization of cross flow plate-fin heat exchanger using a particle swarm optimization algorithm, *International Journal of Thermal Sciences*, v.49, p. 1712-1721, 2010.
- RAO, R. V.; PATEL, V. K. Thermodynamic optimization of plate-fin heat exchanger using teaching-learning-based optimization algorithm, *International Journal of Advances in Thermal Sciences and Engineering*, v.2, n. 2, p. 91-96, 2011.
- RIBEIRO, R. S. Comparação de Algoritmos Evolucionários para Problemas com Muitos Objetivos, *Dissertação de mestrado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais*, 2016.
- RODI, W., SCHEUERER, G. Scrutinizing the $k - \epsilon$ model under adverse pressure gradient conditions. *Trans. ASME I, J. Fluids Eng.*, v. 108, pp. 174-179, 1986.
- ROSENBLATT, F. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in The Brain, *Psychological Review*, Cornell Aeronautical Laboratory, v. 65, n. 6, 1958.
- RUMELHART, D.; GEOFFREY, E.; HINTON, E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, v. 323, pp. 533-536, 1986.
- SAAD, S. B.; CLÉMENT, P.; FOURMIGUÉ, J.; GENTRIC, C.; LECLERC, J. P. Single Phase Pressure Drop and Two-Phase Distribution in an Offset Strip Fin Compact Heat Exchanger, *Applied Thermal Engineering*, v. 49, p. 99-105, 2012.
- SANAYE, S.; DEGHANDOKHT, M. Modeling and multi-objective optimization of parallel flow condenser using evolutionary algorithm, *Applied Energy*, v. 88, i. 5, p. 1568-1577, 2011.
- SANAYE, S.; HAJABDOLLAHI, H. Thermal-economic multi-objective optimization of plate fin heat exchanger using genetic algorithm, *Applied Energy*, v. 87, i. 6, p. 1893-1902, 2010.
- SHAH, R. K.; SEKULIC, D. P. *Fundamentals of Heat Exchanger Design*, John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- SVANTESSON, J.; SUNDEN, B. Heat Transfer and Pressure drop from louvered Surfaces in Automotive Heat Exchanger, *Experimental Heat Transfer*, p. 111-125, 1991.

- SZUCS, L. Heat transfer in compact plate-fin heat exchangers, Department of Energetics, Polytechnical University of Budapest, 1962.
- SZUCS, L.; TASNÁDI, C. S. International Journal Mass and Transfer, v. 10, p. 771-781, 1967.
- TURGUT, O. E. Hybrid Chaotic Quantum behaved Particle Swarm Optimization algorithm for thermal design of plate fin heat exchangers, Applied Mathematical Modelling, v. 40, i. 1, p. 50-69, 2016.
- VASCONCELOS, E. H., Avaliação de Metaheurísticas de Otimização para o Projeto de Trocadores de Calor, Tese de Doutorado, PPGEM, PUC-PR, 2017.
- VERSTEEG, H. K., MALALASEKERA, W. An Introduction to Computational Fluid Dynamics: The Finite Volume Method, Pearson Prentice Hall, 1995.
- WANG, W.; GUO, J.; ZHANG, S.; YANG, J.; DING, X.; ZHAN, X. Numerical study on hydrodynamic characteristics of plate-fin heat exchanger using porous media approach, Computers & Chemical Engineering, v. 61, p. 30-37, 2014.
- WANG, Z.; LI, Y. Irreversibility analysis for optimization design of plate fin heat exchangers using a multi-objective cuckoo search algorithm, Energy Conversion and Management, v. 101, p. 126-135, 2015.
- WEN, J.; LI, Y.; ZHOU, A.; ZHANG, K. An experimental and numerical investigation of flow patterns in the entrance of plate-fin heat exchanger, International Journal of Heat and Mass Transfer, v. 49, i. 9-10, p. 1667-1678, 2006.
- WEN, J.; YANG, H.; TONG, X.; LI, K.; WANG, S.; LI, Y. Configuration parameters design and optimization for plate-fin heat exchangers with serrated fin by multiobjective genetic algorithm, Energy Conversion and Management, v. 117, p. 482-489, 2017.
- WERBOS, P. Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Ph.D. dissertation. Committee on Appl. Math., Harvard Univ., Cambridge, MA, 1974.
- WIDROW, B. An Adaptive "ADALINE" Neuron using chemical "Memistors", Solid-State Electronics Laboratory, Stanford Electronics Laboratories, Technical Report, n. 1553-2, 1960.
- WILCOX, D.C. Reassessment of the scale determining equation for advanced turbulence models. AIAA J., v. 26, n. 11, pp. 1299, 1988.
- XIAOCHUN, Y.; ZHI-QIN, C.; YING, Y.; YI-QIANG, S. Fuzzy optimal design of the plate-fin heat exchangers by particle swarm optimization, Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2008.

- XIE, G. N.; SUNDEN, B.; WANG, Q. W. Optimization of compact heat exchangers by a genetic algorithm, *Applied Thermal Engineering*, v. 28, i. 8-9, p. 895-906, 2008.
- YANG, H.; WEN, J.; GU, X.; LIU, Y.; WANG, S.; CAI, W.; LI, Y. A mathematical model for flow maldistribution study in a parallel plate-fin heat exchanger, *Applied Thermal Engineering*, v. 121, p. 462-472, 2017.
- YANG, Y.; LI, Y. General prediction of the thermal hydraulic performance for plate-fin heat exchanger with offset strip fins, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 78, p. 860-870, 2014.
- YIN, H.; OOKA, R. Shape optimization of water-to-water plate-fin heat exchanger using computational fluid dynamics and genetic algorithm. *Applied Thermal Engineering*, n. 80, pp. 310-318, 2015.
- YANG, H.; WEN, J.; GU, X.; LIU, Y.; WANG, S.; CAI, W.; LI, Y. A mathematical model for flow maldistribution study in a parallel plate-fin heat exchanger, *Applied Thermal Engineering*, v. 121, p. 462-472, 2017.
- YOUSEFI, M.; DARUS, A. N.; MOHAMMADI, H. Entropy Generation Minimization in a Plate Fin Heat Exchanger by a Social-Political Based Evolutionary Algorithm, *International Conference on Advancements in Information Technology*, v. 20, p. 124-128, 2011.
- YOUSEFI, M.; DARUS, A. N.; MOHAMMADI, H. An imperialist competitive algorithm for optimal design of plate-fin heat exchangers, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 55, i. 11-12, p. 3178-3185, 2012 (a).
- YOUSEFI, M.; ENAYATIFAR, R.; DARUS, A. N. Optimal design of plate-fin heat exchangers by a hybrid evolutionary algorithm, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, v. 39, i. 2, p. 258-263, 2012 (b).
- YOUSEFI, M.; ENAYATIFAR, R.; DARUS, A. N.; ABDULLAH, A. H. Optimization of plate-fin heat exchangers by an improved harmony search algorithm, *Applied Thermal Engineering*, v. 50, i. 1, p. 877-885, 2013.
- ZAREA, H.; KASHKOOLI, F. M.; MEHRYAN, A. M.; SAFFARIAN, M. R.; BEHERGHANI, E. N. Optimal design of plate-fin heat exchangers by a Bees Algorithm, *Applied Thermal Engineering*, v. 69, p. 267-277, 2014.
- ZENG, M.; DU, L. X.; CHU, W. X.; WANG, Q. W.; LUO, Y.; SUN, Y. Investigation on pressure drop and heat transfer performances of plate-fin iron air preheater unit with experimental and Genetic Algorithm methods, *Applied Energy*, v. 92, p. 725-732, 2012.

ZHANG, I. Flow maldistribution and thermal performance deterioration in a cross-flow air to air heat exchanger plate-fin cores, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 52, i. 19-20, p. 4500-4509, 2009.

ZHANG, Y., WU, J., CAI, Z., DU, B., YU, P. S. An unsupervised parameter learning model for RVFL neural network, *Neural Networks*, 2019.

ZHANG, L., SUGANTHAN, P. N. A comprehensive evaluation of random vector functional link networks, *Information Sciences*, v. 367, pp. 1094-1105, 2016.

ZHANG, L. W.; TAFTI, D. K.; NAJJAR, F. M.; BALACHANDAR, S. Computations of flow and heat transfer in parallel-plate fin heat exchangers on the CM-5: effects of flow unsteadiness and three-dimensionality, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 40, i. 6, p. 1325-1341, 1997 (a).

ZHANG, L. W.; BALACHANDAR, S.; TAFTI, D. K.; NAJJAR, F. M. Heat Transfer Enhancement Mechanisms in inline and Staggered Parallel-Plate Fin Heat Exchanger, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v.40, No. 10, p. 2307-2325, 1997 (b).

ZHANG, L. W.; YANG, C.; ZHOU, J. A distributed parameter model and its application in optimizing the plate-fin heat exchanger based on the minimum entropy generation, *International Journal of Thermal Sciences*, v 49, i. 8, p. 1427-1436, 2010.

ZHAO, M.; LI, Y. An Effective Layer Pattern Optimization Model for Multi-Stream Plate-fin Heat Exchanger using Genetic Algorithm, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 60, p. 480-489, 2013.