

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO DE JOINVILLE
CURSO DE ENGENHARIA AEROESPACIAL

DANIEL FERREIRA PERCICOTTE

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS NA PREVISÃO DA QUEDA DE PRESSÃO EM
TROCADORES DE CALOR DE CIRCUITO IMPRESSO COM CANAIS ZIG-ZAG

Joinville

2024

DANIEL FERREIRA PERCICOTTE

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS NA PREVISÃO DA QUEDA DE PRESSÃO EM
TROCADORES DE CALOR DE CIRCUITO IMPRESSO COM CANAIS ZIG-ZAG

Trabalho apresentado como requisito para obtenção do título de bacharel em Engenharia Aeroespacial, no Centro Tecnológico de Joinville, da Universidade Federal de Santa Catarina.

Orientador: Dr. Marcus Vincius Volponi Morteau

Joinville

2024

DANIEL FERREIRA PERCICOTTE

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS NA PREVISÃO DA QUEDA DE PRESSÃO EM
TROCADORES DE CALOR DE CIRCUITO IMPRESSO COM CANAIS ZIG-ZAG

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do título de bacharel em Engenharia Aeroespacial, no Centro Tecnológico de Joinville, da Universidade Federal de Santa Catarina.

Joinville (SC), 03 de julho de 2024.

Banca Examinadora:

Dr. Marcus Vincius Volponi Morteau
Orientador/Presidente

Dr. Renato Oba
Membro
Universidade Federal de Santa Catarina

Me. Ramon Peruchi Pacheco da Silva
Membro
Universidade do Alabama

AGRADECIMENTOS

A realização deste Trabalho de Conclusão de Curso foi um processo desafiador e enriquecedor, que não seria possível sem o apoio de várias pessoas especiais. Além disso esta tese representa para mim, todo o ciclo para obtenção do título de engenheiro aeroespacial

Gostaria de agradecer primeiramente à minha irmã Natália Maria Ferreira Percicotte, principalmente por toda ajuda fornecida durante minha caminhada acadêmica, mas também por ser minha maior inspiração e exemplo. Juntamente, gostaria de agradecer aos meus pais Jaqueline Veneza Ferreira e Anderson Percicotte, por me proporcionarem apoio, incentivo e auxílio.

A todos os meus amigos, agradeço profundamente pela amizade e companheirismo. Suas palavras de encorajamento e motivação tem grande papel em minha trajetória. Obrigado por estarem ao meu lado, por acreditarem em mim e por me proporcionarem um ambiente de suporte e confiança. Agradeço também a todos aqueles que conviveram comigo junto à república Sem Saída.

À minha família de modo geral agradeço pelo carinho, por estarem sempre presentes e por acreditarem em mim. Sou profundamente grato a todos que contribuíram de alguma forma para minha formação.

Ao meu orientador, Prof. Marcus Vinícius Volponi Morteau, por sua orientação, apoio em minha jornada acadêmica e no desenvolvimento desta pesquisa. Sua dedicação, paciência e vasto conhecimento foram essenciais para a concretização deste trabalho.

Aos meus estimados colegas do Fraunhofer-Institut für Produktionstechnologie por todo suporte acadêmico e emocional fornecido a mim. Além disso, sou imensamente grato por terem criado um ambiente acolhedor e familiar, mesmo estando longe de casa.

Agradeço, por fim, à Universidade Federal de Santa Catarina, que me proporcionou a oportunidade de realizar este curso. Sou grato pela estrutura, recursos e ambiente acadêmico oferecidos gratuitamente e com qualidade. Minha gratidão se estende a todo o corpo docente, à direção e à administração desta instituição, cujo compromisso e dedicação foram fundamentais para o meu desenvolvimento acadêmico e pessoal.

RESUMO

Trocadores de calor de circuito impresso (PCHE) são uma classe de trocadores de calor compactos caracterizados pelo uso de canais semicirculares e caminhos em zig-zag, projetados para aumentar o coeficiente de transferência de calor e, conseqüentemente, o fator de atrito. O comportamento hidrodinâmico desses equipamentos tem sido amplamente estudado, resultando em diversas correlações propostas para o fator de atrito, cada uma específica para sua aplicação. Recentemente, técnicas de aprendizagem de máquina, como redes neurais artificiais (ANN), têm sido aplicadas para otimizar o desempenho hidráulico de PCHEs, oferecendo previsões precisas com menor custo computacional em comparação às análises numéricas tradicionais. Este trabalho foca na aplicação de ANNs para prever a queda de pressão em PCHEs com canais em zig-zag. Inicialmente, foram realizadas simulações CFD em diversas configurações de canais para gerar os dados necessários ao treinamento das redes neurais. Em seguida, esses dados hidráulicos foram usados para treinar e validar os modelos de ANN. Os resultados mostram que a abordagem combinada de CFD, ANN e algoritmos de otimização pode prever com precisão a queda de pressão dos PCHEs, com um erro médio de 14,7%. Este estudo preenche uma lacuna na literatura ao integrar parâmetros geométricos (passo, diâmetro e angulação) no treinamento das redes neurais para prever o fator de atrito com maior precisão e eficiência.

Palavras-chave: trocador de calor; rede neural artificial; desempenho hidráulico; CFD, zig-zag.

ABSTRACT

Printed Circuit Heat Exchangers (PCHE) are a class of compact heat exchangers characterized by the use of semicircular channels and zig-zag paths, designed to increase the heat transfer coefficient and, consequently, the friction factor. The hydrodynamic behavior of these devices has been widely studied, resulting in various proposed correlations for the friction factor, each specific to its application. Recently, machine learning techniques, such as artificial neural networks (ANN), have been applied to optimize the thermo-hydraulic performance of PCHEs, offering precise predictions with lower computational costs compared to traditional numerical analyses. This work focuses on the application of ANNs to predict the pressure drop in PCHEs with zig-zag channels. Initially, CFD simulations were conducted on various channel configurations to generate the data needed for training the neural networks. Subsequently, these hydraulic data were used to train and validate the ANN models. The results show that the combined approach of CFD, ANN, and optimization algorithms can accurately predict the pressure drop in PCHEs, with an average error of 14.7%. This study fills a gap in the literature by integrating geometric parameters (pitch, diameter, and angle) into the training of neural networks to predict the friction factor with greater accuracy and efficiency.

Keywords: heat exchanger; artificial neural network; hydraulic performance; CFD; zig-zag.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Tipos de caminho para escoamento	19
Figura 2 - Exemplo de PCHE	21
Figura 3 - Configurações de canais comuns em PCHE	24
Figura 4 - Dimensões dos canais	27
Figura 5 - Núcleo do PCHE	27
Figura 6 - Projeto da bancada experimental.....	29
Figura 7 - Bancada experimental instalada	29
Figura 8 - Estrutura esquemática do DBHE	30
Figura 9 - Geometria das placas	30
Figura 10 - Bancada experimental	31
Figura 11 - Configuração e geometria dos canais.....	31
Figura 12 - Exemplo de volume de controle	33
Figura 13 - Malhas estruturadas e não estruturadas.....	34
Figura 14 - Classificação dos modelos.....	36
Figura 15 - Funcionamento dos métodos primários	42
Figura 16 - Topologia de rede neural artificial	43
Figura 17 - Funções de ativação	44
Figura 18 - Função ReLU	45
Figura 19 - Coeficientes de expansão e contração para múltiplos dutos (a), múltiplos tubos planos (b), múltiplos tubos quadrado (c) e múltiplos tubos triangulares (d).....	54
Figura 20 - Geometria do difusor.....	56
Figura 21 - Ângulo canal zig-zag.....	59
Figura 22 - Recorte do domínio zig-zag	66
Figura 23 - Perfil de velocidade em região próxima a parede	67
Figura 24 - Exemplo de malha zig-zag utilizada para testes	69
Figura 25 - Exemplo de malha reta utilizada para testes	70
Figura 26 - Fluxograma metodológico.....	73
Figura 27 - Parâmetros geométricos	74
Figura 28 - Estudo de independência de malha (D)	75
Figura 29 - Estudo de independência de malha (Lp).....	75
Figura 30 - Estudo de independência de malha (Beta)	76

Figura 31 - Exemplo de arquiteturas	78
Figura 32 - Gráfico comparativo para o estudo de Hulse (2020).....	81
Figura 33 - Fator de atrito por Reynolds (Mylavarapu).....	82
Figura 34 - Gráfico comparativo correlações e experimental Mylavarapu.....	83
Figura 35 - Resultados de queda de pressão (água-água).....	84
Figura 36 - Gráfico comparativo correlações e experimental	84
Figura 37 - Gráfico comparativo correlações e experimental Alvarez (2021) água-ar	85
Figura 38 - Gráfico comparativo correlações e experimental Cheng et al. (2020).....	87
Figura 39 - Adaptação computacional dos experimentos.....	88
Figura 40 - MAPE em função das épocas (Banco 1)	92
Figura 41 - Fator de atrito previsto x real (resultado da simulação numérica- Banco 1)	93
Figura 42 - Fator de atrito previsto x real (Banco 2)	94
Figura 43 - Fator de atrito previsto x real (Experimental)	95

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Parâmetros geométricos dos ramais.....	27
Tabela 2 - Parâmetros geométricos do núcleo.....	28
Tabela 3 - Características básicas do PCHE	28
Tabela 4 - Parâmetros geométricos Cheng et al (2020).....	32
Tabela 5 - c_1 em função de l/D_o	56
Tabela 6 - Correlações fator de atrito de Fanning	63
Tabela 7 - Erro médio por faixa de Re de cada correlação para	80
Tabela 8 - Erros relativos correlações em cada Re para Mylavarapu	82
Tabela 9 - Erros relativos correlações em cada Re para Alvarez (2021) água-água	85
Tabela 10 - Erros relativos correlações em cada Re para Alvarez (2021) água-ar ...	86
Tabela 11 - Erros relativos às correlações em cada Re para Cheng et al. (2020)	87

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Parâmetros de escoamento	74
Quadro 2 - Fragmento do banco de dados	77
Quadro 3 - Modelos de arquitetura.....	78
Quadro 4 - Comparação numérico e experimental (Hulse).....	89
Quadro 5 - Comparação numérico e experimental (Mylavarapu).....	89
Quadro 6 - Comparação numérico e experimental (Alvarez, água-ar).....	90
Quadro 7 - Comparação numérico e experimental (Alvarez, água-água)	90
Quadro 8 - Erros e MAPE para Banco 1	91

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

1D	Unidimensional
3D	Tridimensional
ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
ARS	<i>Algebraic Reynolds-Stress</i>
CFD	<i>Computational Fluid Dynamics</i>
CHE	<i>Compact Heat Exchanger</i>
DBHE	<i>Diffusion-Bonded Heat Exchanger</i>
DNS	<i>Direct Numerical Solution</i>
FDM	<i>Finite Difference Method</i>
FVM	<i>Finite Volume Method</i>
HVAC	<i>Heating, Ventilation and Air Conditioning</i>
LES	<i>Large Eddy Simulation</i>
LMTD	<i>Log Mean Temperature Difference</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptrons</i>
MLR	<i>Multiple Linear Regression</i>
NTU	<i>Number of Heat Transfer Units</i>
PCHE	<i>Printed Circuit Heat Exchanger</i>
RANS	<i>Reynolds-Averaged Navier-Stokes</i>
ReLU	<i>Rectified Linear Unit</i>
RTS	<i>Reynolds-Stress Transport</i>
sCO ₂	<i>Supercritical Carbon Dioxide</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
1.1. OBJETIVOS	16
1.1.1. Objetivo geral	16
1.1.2. Objetivos específicos	16
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1. TROCADORES DE CALOR COMPACTOS.....	18
2.2. TROCADORES DE CALOR DE CIRCUITO IMPRESSO (PCHE)	20
2.2.1. Geometrias de canais	23
2.3. REVISÃO DA LITERATURA (PCHE).....	25
2.3.1. Trabalhos utilizados na pesquisa	26
2.3.1.1. Canais Retos.....	26
2.3.1.2. Canais zig-zag.....	29
2.4. DINÂMICA DOS FLUIDOS COMPUTACIONAL	32
2.4.1. Discretização das equações governantes	32
2.4.2. Modelo de turbulência	35
2.5. REVISÃO DA LITERATURA (CFD)	38
2.5.1. CFD aplicado a PCHE	39
2.6. APRENDIZAGEM DE MÁQUINA.....	41
2.6.1. Algoritmos de redes neurais artificiais	42
2.6.1.1. Processo de aprendizagem.....	45
2.6.1.2. Previsão de dados.....	46
2.7. REVISÃO DA LITERATURA (ML).....	46
2.7.1. Rede neural artificial aplicada a PCHE	47
3. MODELO TEÓRICO	50
3.1. MODELO ANALÍTICO	50
3.1.1. Queda de pressão	50
3.1.2. Queda de pressão em PCHEs	52
3.1.3. Fatores de atrito	56
3.1.3.1. Canais retos	56
3.1.3.2. Canais zig-zag.....	59
3.2. MODELO NUMÉRICO PARA QUEDA DE PRESSÃO.....	66

3.2.1. Implementação	68
4. METODOLOGIA	71
4.1. METODOLOGIA PARA O MODELO DA QUEDA DE PRESSÃO	71
4.1.1. Metodologia comparação experimental e modelos.....	71
4.2. METODOLOGIA PARA REDE NEURAL.....	72
4.1. CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES NUMÉRICAS	74
4.2. ORGANIZAÇÃO DO BANCO DE DADOS	76
4.3. IMPLEMENTAÇÃO DA REDE NEURAL ARTIFICIAL.....	77
4.4. VALIDAÇÃO E TESTES.....	79
5. RESULTADOS.....	80
5.1. COMPARAÇÃO DO MODELO NUMÉRICO E TEÓRICO.....	80
5.1.1. Comparação experimental e analítico	80
5.1.2. Comparação experimental e numérico.....	88
5.2. RESULTADOS REDE NEURAL ARTIFICIAL	90
5.2.1. Banco de dados numérico 1 e 2.....	91
5.2.3. Banco de dados experimental.....	94
6. CONCLUSÃO	97
REFERÊNCIAS.....	99

1. INTRODUÇÃO

Trocadores de calor são dispositivos de transferência de calor usados para transmitir energia térmica entre dois ou mais fluidos em diferentes temperaturas. Na maioria dos trocadores, os fluidos são separados por uma superfície de troca térmica, e idealmente eles não se misturam. Os trocadores de calor são aplicados em muitas indústrias como a de energia, petrolífera, transporte, ar condicionado, refrigeração, recuperação de calor, combustíveis alternativos, criogenia, entre outras (THULUKKANAM, 2000).

Os tipos mais usados de trocadores de calor atualmente incluem os trocadores de calor de placas, de casco e tubos, e de tubular. Os trocadores de placas são populares devido à sua eficiência e compactação, usados em HVAC (aquecimento, ar condicionado e ventilação) e indústrias alimentícias. Os trocadores de casco e tubos, robustos e versáteis, são comuns em aplicações industriais e petroquímicas, capazes de lidar com pressões e temperaturas mais altas. Os trocadores de tubular são mais simples e usados em aplicações de menor escala, onde a facilidade de limpeza e manutenção é crucial. Cada tipo tem sua aplicação ideal baseada em eficiência, espaço disponível e requisitos de operação (SHAH; SEKULIC, 2003).

Em aplicações específicas, como na indústria aeroespacial, naval e em plataformas de petróleo offshore, onde as restrições de espaço e peso dos equipamentos são cada vez mais rigorosas, os trocadores de calor compactos se destacam como uma opção vantajosa. Esses dispositivos são caracterizados por oferecerem uma grande área de transferência de calor por unidade de volume, possuindo dimensões e peso reduzidos em comparação com os trocadores de calor convencionais (HULSE, 2020; SHAH; SEKULIC, 2003).

Um tipo de trocador de calor compacto é o trocador de calor de circuito impresso, ou em inglês, printed circuit heat exchanger (PCHE). A principal vantagem desse trocador de calor está relacionada com o seu processo de fabricação. Os canais são produzidos via ataque fotoquímico, utilizando luz ultravioleta e energia química para a fabricação das ranhuras, o que permite a obtenção de canais de alta qualidade, precisos, com geometrias complexas e sem rebarbas. A produção desses equipamentos envolve o uso de soldagem por difusão, processo que garante uma elevada resistência estrutural. Esses dispositivos são altamente compactos,

resistentes à corrosão e capazes de suportar pressão de até 70 MPa e temperaturas abaixo de -200°C . (HUANG et al., 2019; KAYS; LONDON, 1984).

Muitos pesquisadores realizaram várias análises sobre as características do fluxo e da transferência de calor em PCHEs. Os estudos podem ser divididos principalmente em dois aspectos: pesquisar a variação do coeficiente de transferência de calor por convecção em PCHEs e investigar a relação entre o fator de atrito Fanning e o número de Reynolds em fluxos de microcanais. Assim, o objetivo final é estabelecer o critério de fluxo de massa e transferência de calor em PCHEs sob condições específicas (HUANG et al., 2019).

Há uma grande quantidade de informações disponíveis sobre o desempenho termo-hidráulico dos PCHEs, incluindo principalmente os efeitos de várias configurações de canal, parâmetros de geometria, tipo de fluido de trabalho e propriedades termofísicas do fluido de trabalho, o que leva a correlações empíricas e numéricas para prever a queda de pressão e a transferência de calor (MA; XIE; HOOMAN, 2022). Porém as condições experimentais restritas nas quais os estudos, tanto numéricos quanto experimentais, são realizados, limitam a validade das correlações propostas para examinar a queda de pressão e número de Nusselt (Nu) em PCHEs (KIM et al., 2016).

Atualmente, técnicas de aprendizagem de máquina tem se popularizado em análises termodinâmicas de fluidos, isso graças a sua capacidade de: poupar simulações complexas e modelagem de turbulência, que demandam alto custo computacional; evitar análises teóricas que envolvem hipóteses e equações complexas e reduzir análises experimentais que são mais caras devido aos investimentos iniciais e as instalações experimentais. Nessas condições onde a obtenção de correlações é de grande dificuldade ou até mesmo impossíveis devido a grande necessidade de recursos computacionais, a aprendizagem de máquina tem se destacado em realizar previsões complexas com mínimo custo computacional e baixos erros relativos (MOHANRAJ; JAYARAJ; MURALEEDHARAN, 2015; SAEED et al., 2021).

O modelo de rede neural artificial tem sido usado em muitas pesquisas e oferece uma alternativa na previsão do desempenho termo hidráulico em trocadores de calor de circuito impresso. Porém, atualmente, estudos que levam em consideração parâmetros geométricos e estruturais ainda são escassos, com a

maioria dos estudos focados em mudanças nas propriedades termofísicas do fluido (JIN et al., 2022).

Nesse contexto, o presente trabalho tem como proposta aplicar um modelo de aprendizagem de máquina que seja capaz de prever o fator de atrito em PCHEs com caminhos zig-zag, levando em consideração diferentes diâmetros, passos, fluidos de trabalho e ângulos. Para isso, uma rede neural artificial foi treinada utilizando um banco de dados numérico gerado pelo software ANSYS FLUENT 6.0. Em seguida, essa rede foi aplicada a três tipos de dados: os dados numéricos do mesmo banco de treinamento, dados numéricos de um segundo banco com angulações intermediárias e dados experimentais. O objetivo desse processo foi analisar a viabilidade da rede neural no projeto de trocadores de calor de circuito impresso. Vale destacar, que este é o primeiro trabalho que usa rede neural para prever o comportamento de canais zig-zag de pche com diferentes geometria de caminho.

1.1. OBJETIVOS

1.1.1. Objetivo geral

O principal objetivo deste trabalho é desenvolver uma rede neural artificial que seja capaz de prever o comportamento fluidodinâmico de trocadores de calor de circuito impresso com canais zig-zag com diferentes parâmetros geométricos e de operação.

1.1.2. Objetivos específicos

- Apresentar uma revisão literária sobre a queda de pressão em trocadores de calor zig-zag;
- Implementar um modelo numérico para analisar a queda de pressão em microcanais zig-zag;
- Validar o estudo numérico com dados experimentais;
- Criar um banco de dados, utilizando o modelo numérico, da pressão em microcanais zig-zag com diferentes parâmetros geométricos.

- Propor e treinar uma rede neural artificial para previsão de queda de pressão;
- Validar a rede neural com dados numéricos e experimentais;

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, apresentaremos a fundamentação teórica que embasa este estudo, abrangendo os princípios físicos da queda de pressão e aplicação de redes neurais artificiais.

Além de revisar trabalhos e artigos relevantes sobre o tema PCHE, esta seção apresentará os princípios da dinâmica dos fluidos que governam o escoamento em canais compactos.

Adicionalmente, esta seção fornecerá uma introdução às redes neurais artificiais, destacando seus princípios fundamentais e sua aplicação em problemas de previsão e otimização. As redes neurais oferecem uma abordagem poderosa para lidar com problemas complexos de modelagem e previsão. Sua inclusão neste estudo visa explorar seu potencial para melhorar a precisão das previsões de queda de pressão nos PCHEs e proporcionar inovações relevantes para o projeto e a operação eficiente desses sistemas.

2.1. TROCADORES DE CALOR COMPACTOS

Trocador de calor é um equipamento que transfere energia térmica entre dois ou mais fluidos em diferentes temperaturas, cuja aplicação está difundida na indústria. Custo de fabricação e instalação, tamanho, peso desempenham papéis importantes na hora de criar um projeto desses equipamentos (ZOHURI, 2017).

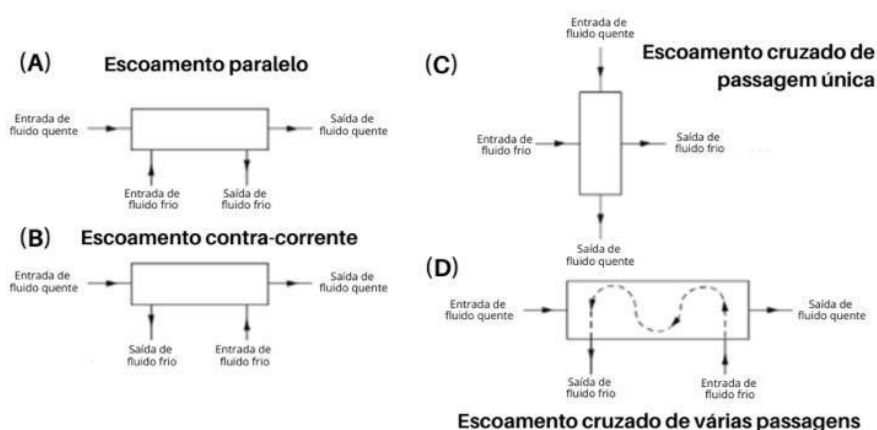
De acordo com Kakaç et al. (2002), os trocadores de calor podem ser categorizados com base na característica térmica do trocador (Recuperador ou Regenerador), no processo de transferência térmica (direto ou indireto), na geometria da construção (tubos, placas ou aletas), nos mecanismos de transferência de calor (monofásico, bifásico, evaporação e condensação), e na configuração do escoamento.

O mecanismo de transferência pode incluir trocadores com fluidos de fase única em ambos ramais, um ramal bifásico e outro de fase única ou ambos ramais bifásicos. Outra maneira de classificar os dispositivos de troca térmica é através do tipo de escoamento (HULSE, 2020).

A maioria dos trocadores pode ser classificada entre os quatro principais tipos de configuração de canais: (a) escoamento paralelo, (b) escoamento contra-corrente,

(c) escoamento cruzado de passagem única e (d) escoamento cruzado com várias passagens (ZOHURI, 2017) Na Figura 1 podem ser observados os tipos de caminho para escoamento.

Figura 1 - Tipos de caminho para escoamento



Fonte: Adaptado de Zohuri (2017, p. 20)

Em muitas aplicações, a eficácia térmica é um dos fatores mais cruciais que indicam o desempenho do equipamento. Aumentar a área de troca térmica é essencial para alcançar um dispositivo de alta eficiência (BAIK et al., 2017). Por isso os trocadores de calor também podem ser categorizados de acordo com o nível de compactação, que é determinado pela relação entre a área de transferência de calor e o volume (HESSELGREAVES; LAW; REAY, 2016).

Segundo o Energy Efficiency Office (2001), ao comparar um trocador de calor compacto (CHE) com um trocador de calor casco-tubo, ambos com a mesma capacidade térmica, o CHE geralmente terá dimensões e, muitas vezes, massa menores. Além disso, o núcleo dos trocadores de calor compactos costuma ter uma massa de 5 a 10 vezes menor do que a dos trocadores casco-tubo.

Usados principalmente na indústria em casos de trocadores gás-gás e líquido-gás, algumas aplicações importantes dos CHes são: trocadores de calor veiculares, condensadores e evaporadores na indústria de refrigeração, refrigeradores de óleo para aeronaves e radiadores automotivos (KAKAÇ et al., 2002).

De acordo com Kakaç et al. (1981) os trocadores podem ser classificados como compactos, apresentam uma densidade de área superficial maior que $700 \text{ m}^2/\text{m}^3$ ou diâmetro hidráulico menor que 6 mm.

Para Li et al. (2011) essas pequenas passagens de fluxo têm dois efeitos: uma tendência ao fluxo laminar nos canais e uma alta queda de pressão. O fluxo laminar está associado a baixos coeficientes de transferência de calor e, portanto, a eficiência é necessariamente melhorada por várias técnicas de aprimoramento da transferência de calor, o que resultou em uma variedade de CHEs. Alguns tipos de CHEs estão em uso rotineiro há muitas décadas. Outros foram introduzidos recentemente no mercado, enquanto vários tipos ainda estão sendo testados em laboratório.

Os trocadores de calor compactos são muito usados em processos químicos, na indústria petrolífera, automotiva, aeronáutica, astronáutica, refrigeração e criogenia, equipamentos elétricos e eletrônicos, entre outros (XIE et al., 2008).

De acordo com Kays e London (1984) existem vários tipos de trocadores de calor compactos, entre eles: Trocadores de calor de placas; Trocadores de calor placa-aleta; Trocadores de calor espiral; Trocadores de calor placa e casco e Trocadores de calor de circuito impresso (PCHE).

Um dos principais trocadores existentes, e que foi o foco do presente trabalho, é o trocador de calor de circuito impresso - *printed circuit heat exchanger* (PCHE).

2.2. TROCADORES DE CALOR DE CIRCUITO IMPRESSO (PCHE)

Trocadores de calor tipo circuito impresso, conhecidos em inglês como Printed Circuit Heat Exchangers (PCHEs), são uma variação de trocadores de calor compactos usados principalmente em turbinas de ciclo Brayton com CO_2 supercrítico, além de serem amplamente empregados em plataformas de petróleo e gás. Os PCHEs se distinguem por duas principais etapas de fabricação: o ataque fotoquímico, que realiza a usinagem dos canais, e a união por difusão, que dá forma ao núcleo do trocador. Graças ao processo de união por difusão, esses trocadores geralmente possuem as mesmas propriedades mecânicas do material de base em todo o núcleo (HULSE, 2020).

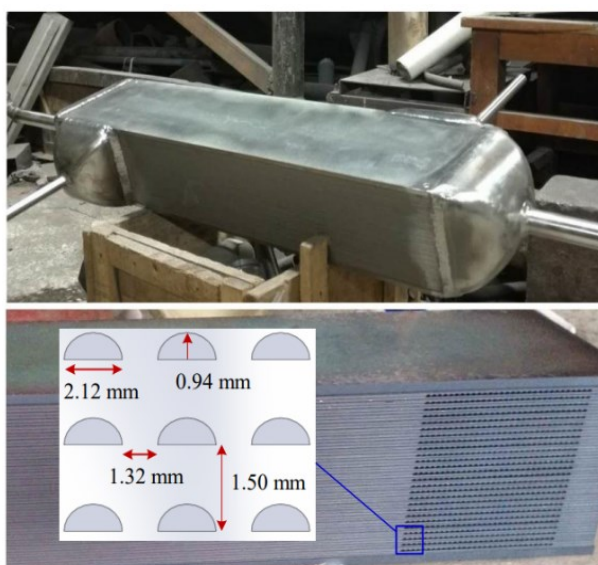
Para Kays e London (1984) os trocadores de calor de circuito impresso são altamente compactos, resistentes à corrosão, capazes de operar com elevada pressão e em temperaturas que variam do criogênico a centenas de graus celsius.

São construídos a partir de placas com os canais usinados fotoquimicamente e depois soldadas por difusão.

Os PCHEs foram desenvolvidos em 1980 na Universidade de Sydney por um dos fundadores da Heatric Ltd., fundada em 1985. A maioria dos dispositivos fabricados pela Heatric utiliza a linha 300 de aços inoxidáveis (304, 304L, 316 e 316L). O nome PCHE deriva do processo de fabricação, que é semelhante ao utilizado para placas de circuito impresso (SOUTHALL; DEWSON, 2010).

Normalmente os bocais (ou difusores) são soldados diretamente no núcleo, como mostrado na Figura 2. Esses equipamentos são caracterizados pelo uso de canais com geometria transversal semicircular com um diâmetro hidráulico de até 3mm (YANG et al., 2019).

Figura 2 - Exemplo de PCHE



Fonte: Chu et al. (2019)

Em comparação com o trocador tradicional de casco e tubo, os PCHEs têm as vantagens de maior transferência de calor, boa compactação, pequeno volume (o tamanho de um PCHE pode ser reduzido para 1/5 ou 1/6 em comparação com o dos trocadores de calor de casco e tubo com a mesma carga de calor), pequena relação entre peso e serviço (valor médio de 0,2 toneladas/MW para um PCHE, em comparação com 13,5 toneladas/MW para um trocador de calor de casco e tubo) e boa resistência a uma ampla faixa de pressão e temperatura (MA; XIE; HOOMAN, 2022).

Há uma grande quantidade de informações disponíveis sobre o desempenho termo-hidráulico dos PCHEs, incluindo principalmente os efeitos de várias configurações de canal, parâmetros de geometria, tipo de fluido de trabalho e propriedades termofísicas do fluido de trabalho, o que leva a correlações empíricas ou numéricas para prever a queda de pressão e a transferência de calor resultantes (MA; XIE; HOOMAN, 2022).

Nos últimos anos, inúmeras pesquisas relacionadas à PCHEs têm sido realizadas, buscando principalmente otimizar a relação de transferência de calor versus variação de pressão destes dispositivos, com a proposta de correlações que descrevem seu comportamento termo hidráulico (HULSE, 2020).

Lee e Kim (2013) conduziram um estudo comparativo no desempenho de PCHEs zig-zag com diferentes seções transversais, mostrando que a seção retangular apresenta melhor desempenho térmico e o pior desempenho hidráulico, enquanto a seção circular apresenta o pior desempenho térmico e melhor desempenho hidráulico.

Liu et al.(2020) realizaram experimentos com sCO₂ e água em um PCHE de canais retos com número de Reynolds variando entre 64 e 14161. Os autores constataram que a queda de pressão experimental, quando comparadas com correlações tradicionais obtinham bom resultado, com um desvio de 4,6%, além de apresentarem novas correlações para o caso.

Canais retos em PCHEs com diferentes condições de trabalho também foram estudados por Berbish et al. (2011), Seo et al. (2015), Zhao et al. (2017), Kim et al.(2009) e Meshram et al. (2016), com o objetivo de propor correlações que descrevam de maneira mais acurada o desempenho térmico e hidrodinâmico em trocadores de calor de circuito impresso.

Katz et al. (2021) investigaram experimentalmente a perda de carga e transferência de calor em dióxido de carbono supercrítico de alta temperatura e hélio em um trocador de calor de circuito impresso zig-zag de 37°, o número de Reynolds foi variado entre 500 e 18000 para o sCO₂ e entre 400 e 3200 para o hélio. Os resultados mostraram que a modelagem exponencial se ajustou bem aos dados de atrito, com concordância de aproximadamente $\pm 10\%$. Além disso, modelos de Nusselt foram ajustados para os dados de hélio e CO₂, com concordância de $\pm 15\%$.

Chen et al. (2016), Ngo et al. (2007), Kim e No (2013), Meshram et al. (2016) e Kim et al. (2016), estudaram também de maneira experimental ou numérica

trocadores de calor zig-zag, cada estudo propôs sua correlação tanto para queda de pressão quanto para Nu , cada correlação é limitada às condições de cada modelo.

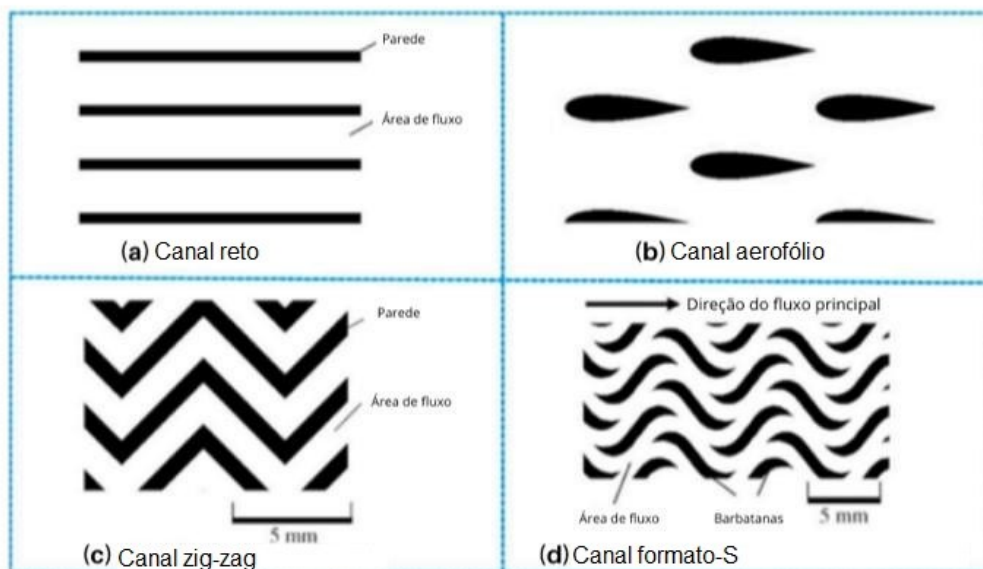
As correlações do número de Nusselt e da queda de pressão propostas em estudos experimentais e numéricos anteriores têm validade limitada devido às condições experimentais restritas. Ao projetar PCHEs reais ou avaliar o desempenho do sistema sujeito a transientes de fluxo inesperados, as correlações desenvolvidas podem estar sujeitas a extrapolação além das condições geométricas e de fluxo. No entanto, a validade da extrapolação das correlações desenvolvidas não exploradas experimentalmente deve ser questionada (KIM et al., 2016).

2.2.1. Geometrias de canais

Ao se tratar da geometria de canais, há dois tipos principais em PCHEs: descontínuos e contínuos. Para canais de fluxo contínuo, existem: canal reto, canal trapezoidal, canal serpentino, canal ondulados e canal em zig-zag. O conceito de canais de fluxo descontínuos em PCHEs foi originalmente proposto por estudiosos japoneses, e a pesquisa mais representativa sobre o fluxo e a transferência de calor de canais descontínuos foi conduzida por Tsuzuki et al. (2009), que se concentrou na influência de aletas não contínuas em forma de S no fluxo e na transferência de calor. Na aplicação de engenharia, os canais de fluxo comuns são canais retos, canais em zig-zag, canais em forma de S e canais com aerofólio, como pode ser observado na Figura 3 (HUANG et al., 2019; LIU et al., 2020).

O tamanho clássico da seção transversal é geralmente de 0,5 a 2 mm para canais contínuos e descontínuos, e as formas da seção transversal dos canais incluem semicircular, retangular, triangular, trapezoidal, etc. Em aplicações clássicas da engenharia o canal em zig-zag com seção transversal semicircular tem sido amplamente utilizado em PCHEs (HUANG et al., 2019).

Figura 3 - Configurações de canais comuns em PCHE



Fonte: Adaptado de Huang et al. (2019).

PCHE com canais retos são aplicados muitas vezes quando um design para baixa queda de pressão é necessário. Quando comparados com outras configurações de canais, o número de Nusselt do PCHE de canal reto costuma ser menor, contudo, sua queda de pressão também é menor. Ademais, essa configuração de canal já foi vastamente estudada para uma alta gama de situações, apresentando assim várias correlações para Nu e f (fator de atrito de Fanning) além de serem fáceis de produzir (MA; XIE; HOOMAN, 2022).

A geometria zig-zag é a geometria mais usada de PCHE, devido a sua alta taxa de transferência de calor. Em razão disso, este tipo de caminho é o foco de diversos estudos disponíveis na literatura. Entretanto, esta configuração, zig-zag, apresenta uma elevada queda de pressão, fator este que motivou estudos de novas configurações de canais (MA; XIE; HOOMAN, 2022).

Baseado no modelo de aerofólio NACA 0020, foi proposto um PCHE com canais nesse formato. Carlson (2012) mostrou que a queda de pressão nessa geometria é significativamente menor que a do zig-zag. Simulações numéricas foram rodadas à procura de maior conhecimento sobre essa geometria, e descobriram que a transferência de calor total por unidade de volume foi quase a mesma das de canal zig-zag (LIU et al., 2020).

Já os canais em formato-S apresentaram uma queda de pressão cinco vezes menor quando comparados com canais zig-zag, e um número de Nusselt (Nu) em média 29% menor. Porém a dificuldade na produção, tempo consumido e custo, tanto do formato-S quanto do canal aerofólio, prejudicam sua entrada na indústria (LIU et al., 2020).

Como apresentado anteriormente, essas novas configurações de canais possuem uma melhor razão de taxa de transferência de calor por queda de pressão. Entretanto, trocadores de calor com caminho zig-zag seguem sendo o principal para PCHE, visto que as demais geometrias não são capazes de trabalhar com elevadas pressões de trabalho, pressões de até 700 bar (LIU et al., 2020).

2.3. REVISÃO DA LITERATURA (PCHE)

Nas últimas décadas um grande número de estudos com relação a trocadores de calor de circuito impresso foram conduzidos por todo mundo (CHEN et al., 2016).

Nikitin et al. (2006) realizaram estudos experimentais com objetivo de analisar o desempenho termo hidráulico de um PCHE com canais zig-zag. O coeficiente de transferência de calor variou de 300 a $650 \text{Wm}^{-2}\text{K}^{-1}$, máximo de $4,4 \text{MWm}^{-3}$ com um dispositivo de densidade superficial de aproximadamente $1050 \text{m}^2\text{m}^{-3}$. Propondo correlações empíricas para coeficiente de transferência de calor e fator de atrito.

Chen et al. (2016) fabricaram um trocador de calor de circuito impresso zig-zag de casais semicirculares com intuito de investigar experimentalmente hélio em alta temperatura. Compararam então seus resultados a correlações da literatura assim como propuseram novos equacionamentos.

Khan et al. (2015) propuseram um modelo de estudo numérico para PCHEs zig-zag com diferentes ângulos e números de Reynolds. Apontaram e analisaram o impacto dos parâmetros geométricos e do número de Reynolds neste trocador. Propondo ao final, correlações baseadas no resultado numérico.

Baik et al. (2017) mostraram que canais ondulados obtêm melhores resultados em troca térmica com o custo de uma maior queda de pressão quando comparado a canais retos. Observando que o desempenho térmico era maior quanto maior a amplitude da ondulação e menor o período.

Yang et al. (2019) estudaram a influência da seção transversal de PCHEs em seu desempenho. Apontando que o estreitamento da seção transversal do canal tem

um efeito negativo na taxa de transferência de calor e queda de pressão, mas pode torná-lo mais compacto.

Os trabalhos presentes na literatura atualmente, quando tratam da análise hidrodinâmica de trocadores de calor de circuito impresso, fornecem inúmeras correlações para fator de atrito em canais zig-zag. Porém, cada correlação é específica para certos caminhos, ângulos, fluidos, diâmetros, passos e temperaturas. Em razão disso, o presente trabalho tem como foco de estudo um método de previsão de perda de carga em PCHEs que abranja uma maior quantidade de casos.

2.3.1. Trabalhos utilizados na pesquisa

No âmbito deste estudo, foram empregados dados advindos de quatro trabalhos experimentais para validação e modelagem matemática. Dentre estes, dois são focados na análise de trocadores de calor de circuito impresso com configuração de canais retos, enquanto os outros dois se dedicaram à investigação de PCHEs com canais de padrão zig-zag.

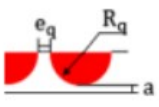
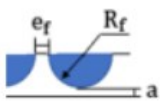
Independente da configuração, os estudos serão utilizados para comparação considerando apenas a queda de pressão dos canais, com os outros fragmentos de perda de carga sendo descartados.

2.3.1.1. Canais Retos

Hulse (2020) conduziu uma pesquisa teórico-experimental com o propósito de analisar a fabricação, testar, examinar e comparar o desempenho desses trocadores com modelos teóricos. Foi aplicado na pesquisa número de Reynolds entre 511 e 2793, obtendo o máximo de calor trocado de 4kW, Nu de aproximadamente 10 e queda de pressão máxima de 674 Pa no ramal quente e 926 Pa no ramal frio.

O estudo envolveu o desenvolvimento de um trocador de circuito impresso fabricado com chapas de aço inoxidável AISI 316L com 3 mm de espessura, cuja geometria dos canais era reta e a seção transversal semicircular. As dimensões dos canais fabricados e os parâmetros geométricos dos mesmos foram detalhados na Figura 4 e na Tabela 1, respectivamente.

Figura 4 - Dimensões dos canais

	Ramal quente	Ramal frio
	A_q (mm ²) 8,24 ±0,051 D_q (mm) 4,58±0,014 e_q (mm) 1,16±0,007	A_f (mm ²) 8,55±0,063 D_f (mm) 4,67±0,017 e_f (mm) 1,08±0,009
		

Fonte: Hulse (2020).

Tabela 1 - Parâmetros geométricos dos ramais

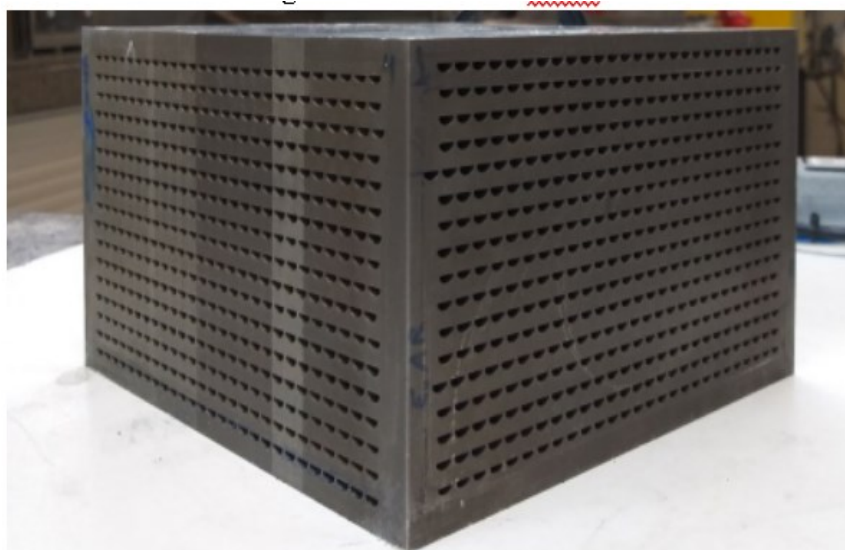
Parâmetro	Ramal quente	Ramal frio
Distância entre canais, mm	1,16	1,08
Espessura da placa, mm	2,5	2,5
Diâmetro do canal, mm	4,58	4,67
Área de escoamento livre, mm ²	356	370

Fonte: Hulse (2020).

O experimento foi conduzido em uma bancada experimental, e o núcleo montado do PCHE é apresentado na

Figura 5 com suas dimensões na Tabela 2. A autora também realizou análises de resistência mecânica, microestrutural, morfologia e rugosidade no desenvolvimento do projeto.

Figura 5 - Núcleo do PCHE



Fonte: Hulse (2020).

Tabela 2 - Parâmetros geométricos do núcleo

Parâmetro	Valor teórico
Largura do núcleo, mm	173
Comprimento do núcleo, mm	173
Altura do núcleo, mm	113
Largura útil de entrada, mm	160
Altura útil de entrada, mm	96
Número de canais por camada	27
Número de camadas por ramal	16
Diâmetro do canal, mm	4,8
Espessura da aleta, mm	0,9

Fonte: Hulse (2020).

Mylavarapu (2011) estudou o desempenho termo-hidráulico de de PCHEs operando em condições de alta temperatura e pressão moderada. A pressão interna em seu experimento variou de 1 a 2,7 Mpa para ambos os ramais e a temperatura foi de 358 a 665 K para o ramal frio e 481 a 1063 K para o ramal quente. O fluxo de massa no experimento variou entre 15 e 49 kg/h, atingindo Reynolds entre 900 e 4100.

O autor projetou e construiu dois trocadores de calor destinados ao funcionamento com gás hélio. Estes trocadores foram fabricados com canais retos e uma seção transversal semicircular, utilizando a liga de níquel inconel 617. As características geométricas fundamentais dos PCHEs são detalhadas na

Tabela 3.

Tabela 3 - Características básicas do PCHE

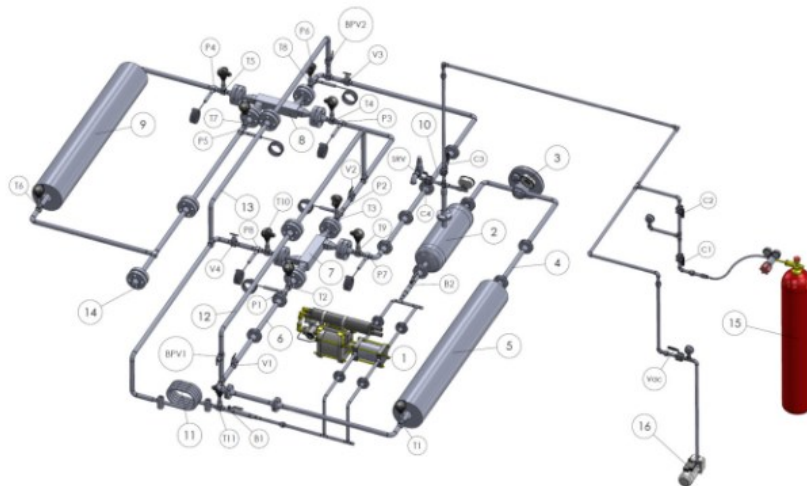
Parâmetro	Ramal frio	Ramal quente
Distância entre canais, mm	2,5	2,5
Largura do canal, mm	2	2
Espessura da placa, mm	1,63	1,63
Diâmetro hidráulico do canal, mm	1,22	1,22
Comprimento útil do canal, mm	305	272
Número de placas	10	10
Número de canais por placa	12	12
Área da seção do canal, mm ²	1,57	1,57
Área de escoamento livre, mm ²	188	188

Fonte: Adaptado de Mylavarapu (2011).

As Figuras 6 e 7 apresentam respectivamente o projeto e a configuração da bancada experimental utilizada no estudo. Ademais, Mylavarapu realizou ensaios de resistência mecânica, aplicou técnicas de fabricação avançadas e conduziu análises

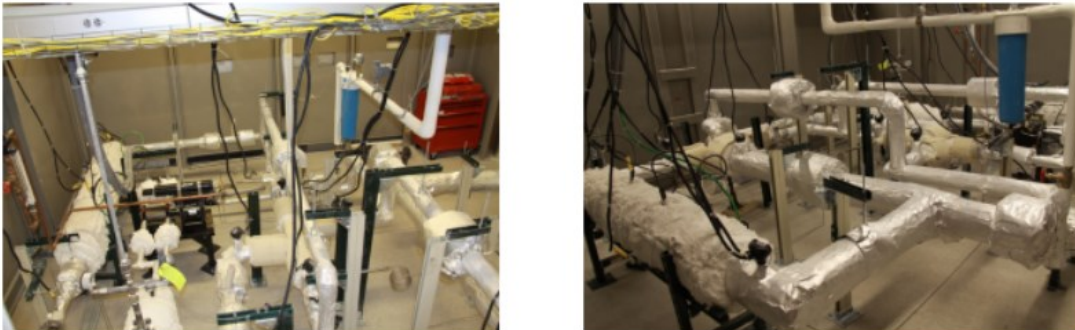
microestruturais detalhadas. Além disso, ele desenvolveu um modelo teórico para embasar suas análises e realizou simulações numéricas para validar suas conclusões.

Figura 6 - Projeto da bancada experimental



Fonte: Mylavarapu (2011).

Figura 7 - Bancada experimental instalada

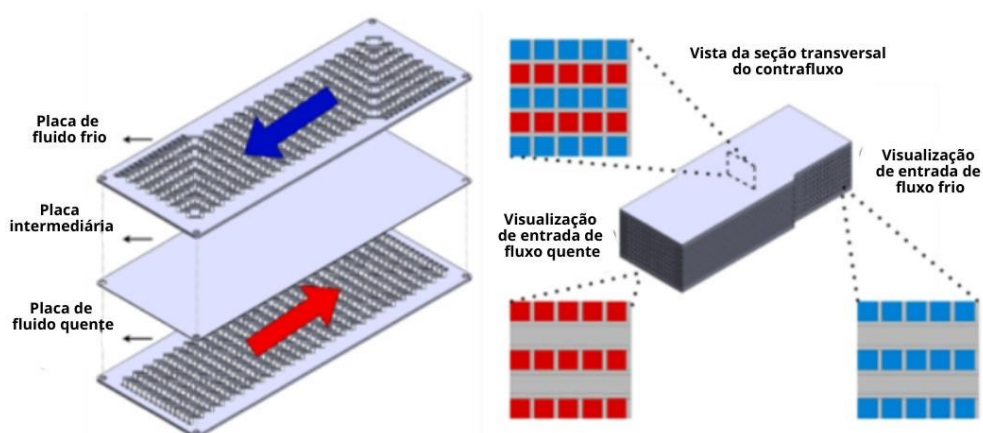


Fonte: Mylavarapu (2011).

2.3.1.2. Canais zig-zag

Alvarez (2021) investigou o desempenho hidráulico e térmico de um trocador de calor soldado por difusão (DBHE). Ele construiu e testou um DBHE de canais zig-zag e seção transversal quadrada, como ilustrado na Figura 8. Usando uma faixa de Reynolds entre 1300 e 8313, obteve um Nu 4,1 vezes maior quando comparado a canais retos. A queda de pressão máxima observada foi de 139 kPa.

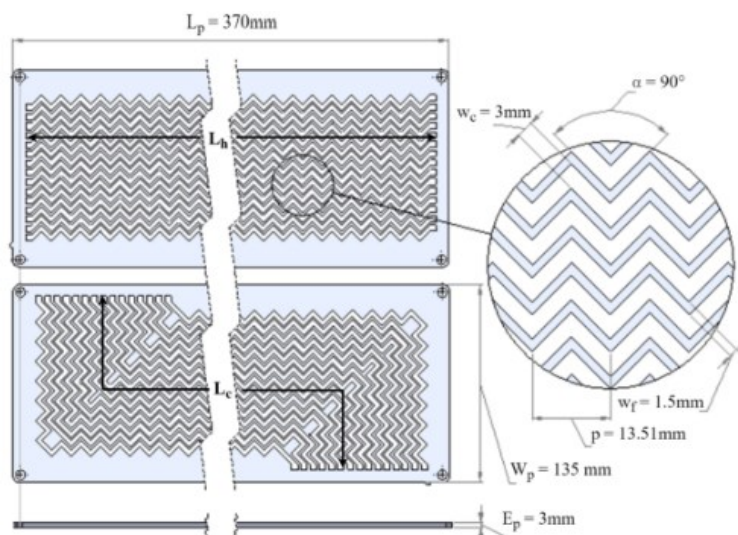
Figura 8 - Estrutura esquemática do DBHE



Fonte: Adaptado de Alvarez (2021).

Algumas medidas relevantes podem ser observadas na Figura 9, juntamente com o design dos canais nas placas. Os fluidos de trabalho utilizados foram água-água e água-ar. A bancada experimental é exibida na Figura 10.

Figura 9 - Geometria das placas



Fonte: Alvarez (2021).

Figura 10 - Bancada experimental

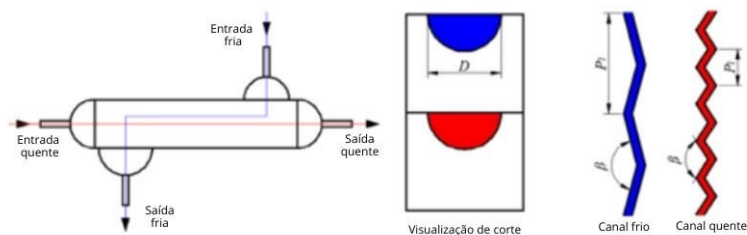


Fonte: Adaptado de Alvarez et al. (2021).

Cheng et al. (2020) realizaram um estudo sobre um PCHE operando com $s\text{CO}_2$ (dióxido de carbono supercrítico) em um ramal e água no outro. O objetivo foi investigar o $s\text{CO}_2$ para aplicação no ciclo Brayton. A faixa de Reynolds era entre 1084 e 1947 para água e a temperatura entre 293 e 300 K, para o $s\text{-CO}_2$ Reynolds variava entre 31157 e 52806 e a temperatura entre 364 e 384 K. Foram observadas quedas de pressão de até 88 kPa.

Em ambos os ramais, a configuração dos canais foi zig-zag, porém com ângulos diferentes, conforme demonstrado na Figura 11. A seção transversal dos canais era semicircular e alguns parâmetros importantes são apresentados na Tabela 4.

Figura 11 - Configuração e geometria dos canais



Fonte: Adaptado de Cheng et al. (2020).

Tabela 4 - Parâmetros geométricos Cheng et al (2020)

Parâmetro	Ramal quente	Ramal frio
Diâmetro hidráulico do canal, mm	1,5	1,6
Angulação do canal, °	115	150
Comprimento do canal, mm	9	24,6
Número de placas	24	24
Número de canais por placa	20	24
Dimensões da placa, mm x mm x mm	486 x 101 x 2	186 x 101 x 2

Fonte: Adaptado de Cheng et al. (2020)

2.4. DINÂMICA DOS FLUIDOS COMPUTACIONAL

A presente pesquisa utiliza dinâmica dos fluidos computacionais como uma das ferramentas de estudo. CFD é um simulador de fluxo fluido, transferência de calor, e outros processos relacionados. Esse método resolve equações de dinâmica dos fluidos dentro de uma região de interesse a partir de condições de contorno pré estabelecidas (TU et al., 2023).

A dinâmica dos fluidos computacional emprega o princípio simples de dividir um sistema em pequenas células ou grades e aplicar as equações governantes nesses elementos discretizados para encontrar soluções numéricas para distribuição de pressão, gradiente de temperaturas, parâmetros de escoamento em menor tempo e custo quando comparados a trabalhos experimentais (ASLAM BHUTTA et al., 2012).

2.4.1. Discretização das equações governantes

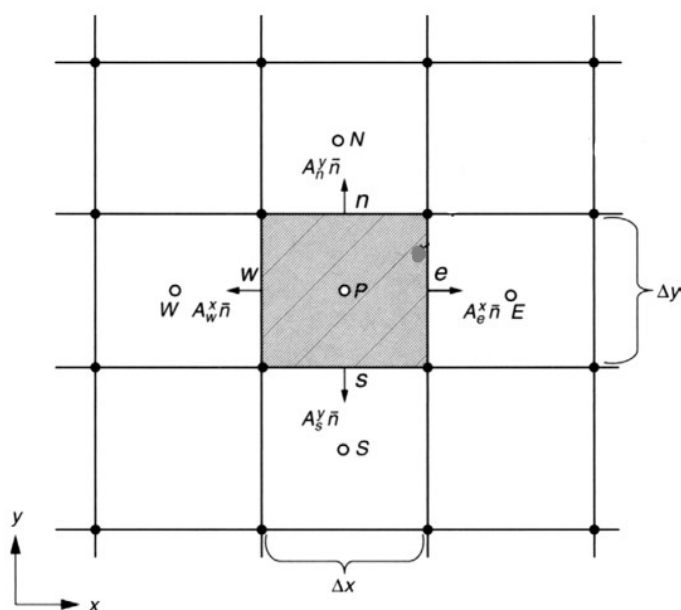
As simulações CFD são baseadas essencialmente nas equações da dinâmica dos fluidos. Entre elas a conservação da massa, momento e energia comumente conhecidas como equação de conservação. Essas são equações diferenciais parciais e que, exceto para alguns casos simplificados, não tem soluções analíticas. CFD é o processo de converter essas equações em equações algébricas que podem ser resolvidas aproximadamente por processos iterativos (JAMSHED, 2015).

Existem duas abordagens principais e mais utilizadas para a discretização em CFD, sendo elas o método dos volumes finitos (FVM) e das diferenças finitas (FDM). De acordo com Jamshed (2015), FVM é amplamente utilizado em CFD devido às suas

várias vantagens sobre FDM, como por exemplo poder ser utilizado em qualquer tipo de malha ou sua aplicação em casos com descontinuidade no fluxo.

No método dos volumes finitos, a região a ser estudado é subdividida em regiões menores, chamados volumes de controle, para cada região uma equação algébrica é obtida, e portanto, surgem várias equações que são resolvidas usando métodos numéricos. Resultando assim um valor aproximado dos parâmetros que regem o fenômeno em vários pontos do domínio, ou uma representação aproximada do domínio completo. Os valores nas fronteiras dos volumes são calculados por interpolação entre os volumes de contato (TU et al., 2023). Podemos observar na Figura 12 um exemplo de volume de controle.

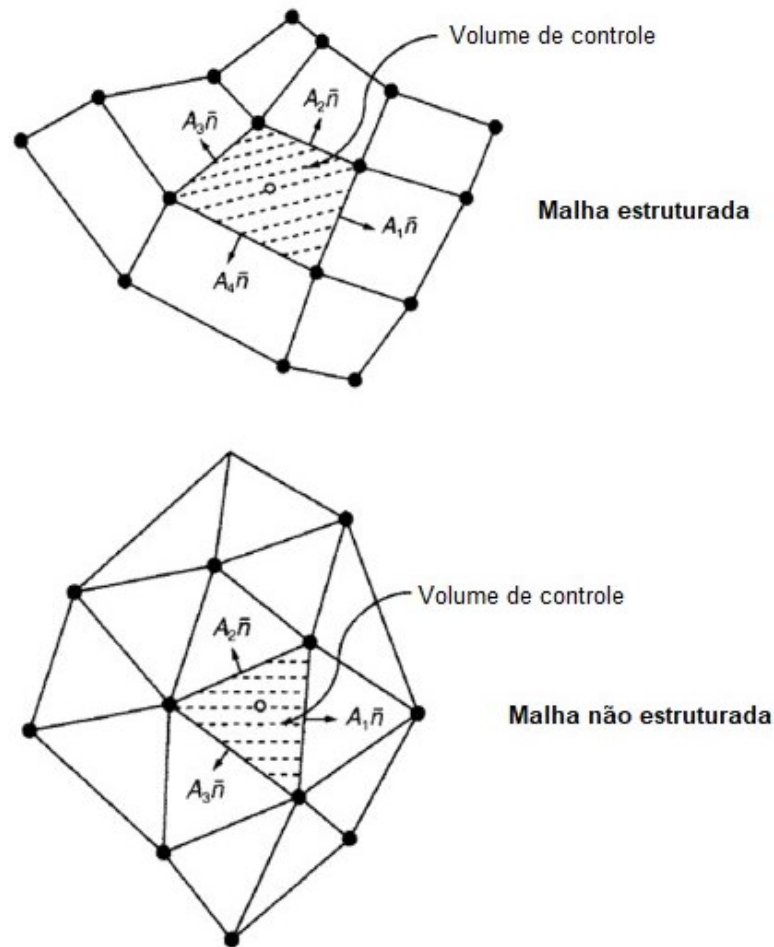
Figura 12 - Exemplo de volume de controle



Fonte: Jamshed (2015).

A partir do teorema da divergência de Gauss podemos constatar que os fluxos de uma quantidade conservada (como massa, momento ou energia) através da superfície de um volume de controle podem ser diretamente relacionados às fontes e somas dessas quantidades dentro do volume de controle. Levando em conta que as malhas de FVM podem ser estruturas e não estruturadas (como pode ser observado na Figura 13). O vetor \vec{n} representa o vetor normal à superfície, pode ser qualquer parâmetro como velocidade, temperatura ou pressão (TU et al., 2023). A derivada de primeira ordem na direção x pode então ser tomada como na Equação (1).

Figura 13 - Malhas estruturadas e não estruturadas



Fonte: Adaptado de Jamshed (2015).

$$\frac{\partial \phi}{\partial x} = \frac{1}{\Delta V} \int_V \frac{\partial \phi}{\partial x} dV = \frac{1}{\Delta V} \int_A \phi dA^x = \frac{1}{\Delta V} \sum_{i=1}^N \phi_i A_i^x \quad (1)$$

onde ϕ_i é a variável e N é o número de fronteiras. De forma similar podemos obter a derivada de primeira ordem na direção y , como podemos observar na Equação (2).

$$\frac{\partial \phi}{\partial y} = \frac{1}{\Delta V} \int_V \frac{\partial \phi}{\partial y} dV = \frac{1}{\Delta V} \int_A \phi dA^y = \frac{1}{\Delta V} \sum_{i=1}^N \phi_i A_i^y \quad (2)$$

Em uma malha estruturada, as áreas projetadas A_n^x e A_s^x , assim como A_w^y e A_e^y , são 0. Portanto, ao considerar um volume de controle como da Figura 12 podemos presumir que devido à uniformidade da malha, as velocidades nas fronteiras podem

ser consideradas a média entre as velocidades no centro dos volumes de controle. Logo ao aplicar as Equações (1) e (2) no volume, podemos chegar na Equação (3) após certa manipulação algébrica (TU et al., 2023).

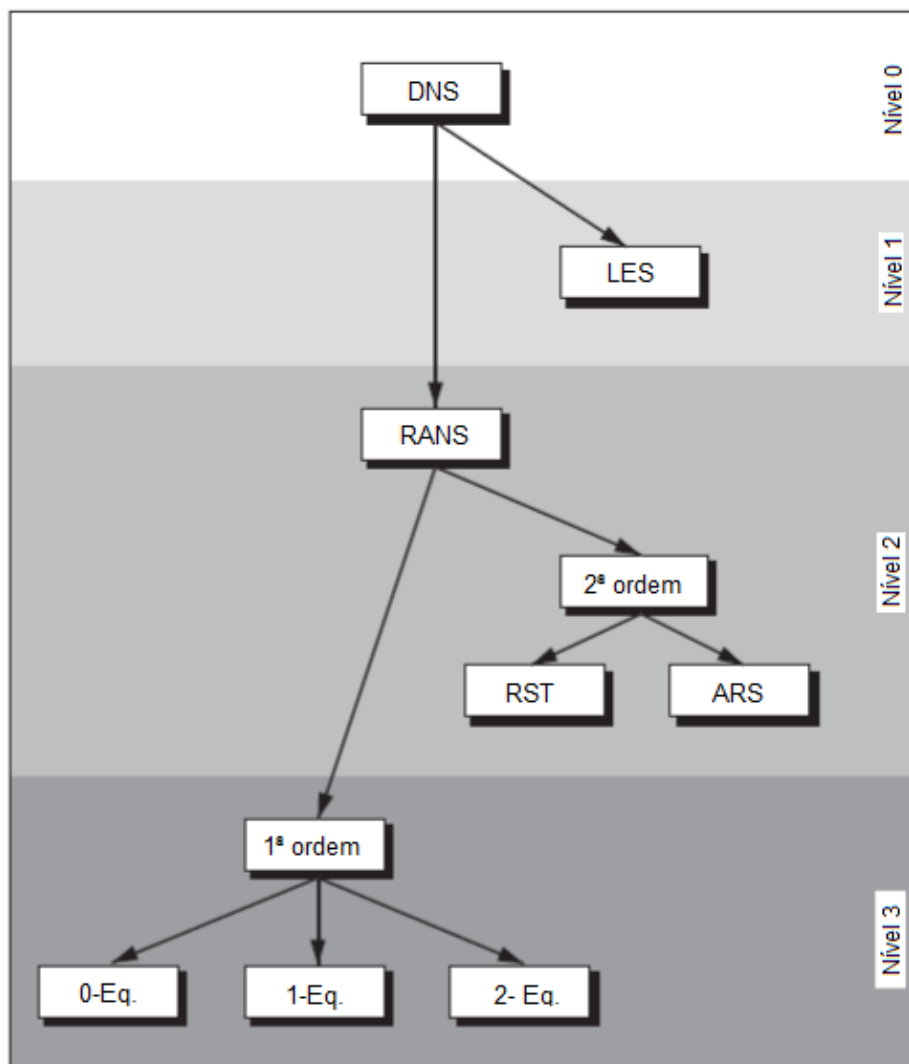
$$\left(\frac{u_E - u_W}{2\Delta x}\right) + \left(\frac{v_N - v_S}{2\Delta y}\right) = 0 \quad (3)$$

A formulação acima tem $2\Delta x$ e $2\Delta y$ no denominador, indicando uma precisão de segunda ordem do sistema. Que significa que o erro de truncamento, ou seja, a diferença da função numérica e exata, diminui quadraticamente com a redução do tamanho da malha (TU et al., 2023).

2.4.2. Modelo de turbulência

Existem dois estados qualitativamente diferentes de escoamento para fluidos viscosos, sendo eles, laminar e turbulento. Nas equações de Navier-Stokes fluidos turbulentos são um grande desafio. A turbulência ocorre quando as forças inerciais do fluidos se tornam relevantes ao serem comparadas com as forças viscosas, e esse fenômeno é caracterizado pelo número de Reynolds. Os regimes de turbulência podem ser tratados utilizando aproximações entre três modelos de turbulência, que contém quatro níveis de precisão para resolução (BLAZEK, 2015). Podemos observar na Figura 14 a classificação dos modelos.

Figura 14 - Classificação dos modelos



Autor: Adaptado de Blazek (2015).

As equações de Navier-Stokes na forma completa podem ser resolvidas numericamente sem recorrer a nenhum modelo de turbulência, esse método é conhecido como DNS (*Direct Numerical Solution*). Nesse método as escalas de turbulência são simuladas, logo, é necessário que a malha seja refinada o suficiente para captar toda a turbulência. Isso significa que para escoamentos com Reynolds elevado, a malha deve conter muitos elementos, acarretando em um grande uso de poder computacional. Por isso o DNS é mais utilizado em modelos de geometrias simples e baixo número de Reynolds (LIMA, 2013).

Já a metodologia LES (*Large Eddy Simulation*) é utilizada na representação de escoamentos turbulentos e transicionais. Este método separa as grandes e pequenas escalas presentes no escoamento, por meio de um processo de filtragem

de equações governantes. Devido a esse processo, tensores sub malha são criados na equação de Navier-Stokes filtrada, sendo eles incógnitas adicionais para solução do problema (FERREIRA, 2006). De acordo com Lima (2013), isso implica que o custo computacional do LES é inferior quando comparado ao DNS. Porém como esse método limita a simulação numérica das equações de Navier-Stokes a forma tridimensional e transiente, ainda é necessário um refino considerável da malha.

No método RANS (*Reynolds-Averaged Navier-Stokes*), as variáveis de fluxo são decompostas em uma parte média e uma parte flutuante. Essa decomposição é aplicada a todas as variáveis de fluxo, e as equações de Navier-Stokes são então resolvidas para as quantidades médias. Essa abordagem é conhecida como média de Reynolds (TU et al., 2023).

Seguindo a classificação da Figura 14, equações de Navier-Stokes com médias de Reynolds (RANS) de 2ª ordem estão no nível 2 e são divididas em dois tipos: modelos de Transporte de Tensões de Reynolds (RST) e modelos Algébricos de Tensões de Reynolds (ARS). No nível 3, estão os modelos RANS de 1ª ordem, que são separados em três categorias: modelos de 0, 1 ou 2 equações. Os modelos classificados neste último nível são baseados na hipótese da viscosidade turbulenta de Boussinesq. O RANS assume um escoamento completamente turbulento e utiliza sempre a média das flutuações (BATISTA, 2023).

Os modelos de zero equações (algébricos) utilizam uma equação algébrica no cálculo da viscosidade turbulenta, como exemplificado pelos modelos Cebeci-Smith, Baldwin-Lomax e Johnson-King. Nos modelos de uma equação, a viscosidade turbulenta é expressa como um produto de uma escala de velocidade por uma escala de comprimento da turbulência, onde a energia cinética turbulenta, usada para definir a escala de velocidade, é obtida através de uma equação de transporte, e a escala de comprimento turbulenta é calculada através de uma expressão algébrica, com exemplos como Baldwin-Barth, Spalart-Allmaras e Rahman-Siikonen. Já nos modelos de duas equações, as escalas de velocidade e de comprimento são obtidas através da solução de duas equações de transporte, cada uma para um escalar turbulento, como visto nos modelos k - ϵ , RNG k - ϵ , Realizable k - ϵ , k - ω e SST k - ω (LIMA, 2013)

O presente trabalho irá empregar o modelo turbulento k - ω padrão, onde o k resolve a equação para a energia cinética turbulenta e o ω para a taxa de dissipação específica da energia cinética turbulenta. O modelo k - ω padrão é particularmente adequado para escoamentos com gradientes adversos de pressão e separação de

camada limite, pois o termo de difusão cruzada presente na equação ω torna o modelo menos sensível a esses efeitos. Uma vantagem adicional do modelo $k-\omega$ é que as condições de contorno de parede podem ser aplicadas de forma mais precisa, pois ω não é zero na parede, como é o caso de ϵ . Além disso, o modelo $k-\omega$ oferece boa estabilidade e convergência, facilitando a obtenção de resultados precisos em uma variedade de aplicações de engenharia (TU et al., 2023).

2.5. REVISÃO DA LITERATURA (CFD)

Trocadores de calor desempenham um papel significativo na operação de muitos sistemas, como usinas de energia, indústrias de processamento e unidades de recuperação de calor. Sua necessidade tem impulsionado trabalhos voltados para projetos eficientes e confiáveis, visando a sua melhor participação no desempenho geral do sistema. O método da diferença de temperatura média logarítmica (LMTD - *Log Mean Temperature Difference*) e o método do número de unidades de transferência de calor (NTU - *number of heat transfer units*) têm sido usados para o projeto de trocadores de calor (KUMAR et al., 2006).

Esses métodos apresentam algumas limitações associadas, como sua natureza iterativa e a necessidade de um protótipo para implementar o projeto. Devido a essas razões, esses métodos são demorados e caros, especialmente para modelos em larga escala. No entanto, o acesso econômico a microprocessadores poderosos abriu caminho para o desenvolvimento da Dinâmica dos Fluidos Computacional (CFD) durante a fase de projeto (ASLAM BHUTTA et al., 2012).

Kim et al. (2009) estudaram a má distribuição em um trocador casco tubo numericamente, aplicando o modelo de turbulência $k-\epsilon$, o acoplamento pressão velocidade SIMPLEC e o código FLUENT 6.0, com o objetivo de investigar diferentes coletores e a posição ideal para o bocal de entrada, apresentando boa concordância com os resultados experimentais, o autor não apresentou resultados quantitativos.

Jun e Puri (2005) fizeram um modelo 3D de incrustação para pasteurização de leite usando trocadores de calor de placas, desenvolveram então uma abordagem CDF no software FLUENT 6.0 e uma malha com cerca de 830000 células. Os valores previstos pelo modelo numérico estavam de acordo com os dados experimentais, com erros de previsão de 1% ou 0,01g.

Wang et al (2008) realizaram um estudo numérico sobre a queda de pressão e transferência de calor em um trocador de calor casco e tubo usando o software FLUENT e o acoplamento pressão-velocidade SIMPLE, concluindo que o código superestima a taxa de transferência de calor em 8,4% e a queda de pressão em 3,6% em comparação com correlações tradicionais. Desenvolveram também um trocador de calor de múltiplas passagens com defletores helicoidais contínuos. Que quando comparado numericamente ao trocador convencional com defletores segmentados, apresentava uma queda de pressão 13% menor e uma taxa de transferência de calor 6% maior.

Fernandes et al (2005) realizaram simulações do processamento de iogurte em um trocador de calor de placas com o software CFD POLYFLOW. Foi empregado um modelo Herschel-Bulkley para a viscosidade, além de um termo do tipo Arrhenius para a dependência da temperatura, a fim de modelar o comportamento termorológico do iogurte. Ao comparar o estudo com a correlação de Afonso et al (2003) e considerando o efeito da temperatura na viscosidade o estudo apresentou um desvio de 3,6%, já se o efeito fosse desconsiderado o estudo apresentava um desvio de 8,9%.

Knudsen e Furbo (2004) aplicaram CFD em trocadores para otimização de projeto, discutindo o efeito das posições de entrada do manto no comportamento térmico de um trocador de calor de manto vertical usado em sistemas solares de água quente doméstica. Assumindo a simetria do plano médio, concluiu que é mais eficiente que a entrada se localize na parte superior para temperaturas de entrada maiores que a máxima no manto e na parte inferior para temperaturas de entradas menores.

2.5.1. CFD aplicado a PCHE

Os desempenhos de transferência de calor e queda de pressão são fatores críticos para o projeto de um trocador de calor. Em experimentos, é difícil medir e obter parâmetros de fluxo local em micro canais de PCHEs. Portanto, a análise de dinâmica de fluidos computacional (CFD) pode ser uma abordagem útil para obter informações sobre o fluxo local em canais de PCHEs (KIM et al., 2016).

Kim et al. (2016) utilizaram CFD para auxiliar o projeto de trocadores de calor de circuito impresso utilizando ciclo Brayton de CO₂ supercrítico, foram aplicadas análises CFD para explorar correlações existentes além de suas faixas de Reynolds

testadas. Para coeficiente de transferência de calor, foram encontradas combinações de correlações para Ishizuka e Hesselgreaves permitindo a extensão da faixa de Reynolds. Já para fatores de atrito, nenhuma correlação existente foi encontrada para capturar diferentes dependências angulares em uma ampla faixa de Reynolds.

Marchionni et al. (2019) modelaram numericamente um PCHE de canais retos aplicado a sistemas de energia com sCO₂. Os processos de transferência de calor do PCHE foram modelados em uma (software GT-SUITE) e três dimensões (software FLUENT 17.0). Os resultados mostraram que as previsões das duas abordagens estão de acordo, ou seja, a modelagem 1D pode ser utilizada com menor custo computacional para análise de PCHEs. As simulações dinâmicas em condições operacionais transientes mostraram que a expansão térmica do fluido causada pela rápida redução da densidade e pelo aumento da pressão no sistema pode ser uma preocupação, exigindo um gerenciamento cuidadoso do processo de inicialização para evitar mudanças repentinas na temperatura e nas tensões térmicas.

Khan et al. (2015) abordaram as características termo-hidráulicas e o desempenho de um trocador de calor de circuito impresso baseado em canais ondulados em 3D. O estudo investigou numericamente o efeito do número de Reynolds e do ângulo de curvatura no desempenho do trocador de calor, demonstrando um aumento no fluxo de calor local e melhor desempenho do canal ondulado em comparação com um canal plano. Os resultados mostraram que o fluxo de calor em partes específicas do canal ondulado é significativamente maior do que em outras partes, devido à mudança na direção do fluxo e à separação local do fluxo. O estudo propôs correlações para fator de atrito e número de Nusselt para Reynolds entre 350 e 2100 em canais ondulados com ângulos de 5°, 10° e 15°.

Aye et al. (2024) investigaram os efeitos dos ângulos de curvatura do canal em zig-zag no desempenho termo-hidráulico de trocadores de calor de circuito impresso. Utilizando CFD, os pesquisadores analisaram diferentes configurações para otimizar os resultados de transferência de calor e queda de pressão. Foram avaliados vários ângulos de curvatura, como 0°, 3°, 6°, 9°, até 30°, com o objetivo de determinar seu impacto na eficiência dos trocadores de calor. A comparação entre os resultados das simulações CFD e dados experimentais mostrou boa concordância, com uma validação do canal em zig-zag apresentando um erro médio de cerca de 7% em relação aos dados de experimentos.

Wang e Sun (2022) estudaram um gerador de vapor de circuito impresso para aplicações em reatores de alta temperatura resfriados a gás, foram conduzidas análises numéricas em 3D utilizando o software STAR CCM+. Esta análise teve como objetivos verificar o design em 1D e fornecer um campo de temperatura sólida para análises futuras de estresse térmico usando o método dos elementos finitos. O modelo incluiu canais quentes e frios, bem como o domínio de metal, com condições periódicas e simétricas aplicadas em diferentes planos.

Arora et al. (2023) estudaram o desempenho de um PCHE com canais aerofólio por meio de análises experimentais e numéricas, o estudo experimental foi aplicado com Reynolds entre 2000 e 25000. O modelo numérico foi validado dentro da faixa experimental, com erro médio relativo de aproximadamente 5%, então a faixa de abordagem do Reynolds foi expandida numericamente entre 100 a 100000, resultando em diferentes correlações para fatores de atritos que abrangem diferentes níveis de turbulência.

2.6. APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

Aprendizagem de máquina (ML - *Machine Learning*) é o estudo de algoritmos de computador que tem o objetivo de fornecer ao sistema a habilidade de aprender automaticamente e se aprimorar com experiência. Geralmente tratado como um sub-campo da inteligência artificial, o ML permite ao sistema tomar decisões sem suporte externo. Essas decisões são tomadas ao encontrar padrões ocultos em amostras de dados (SAH, 2020).

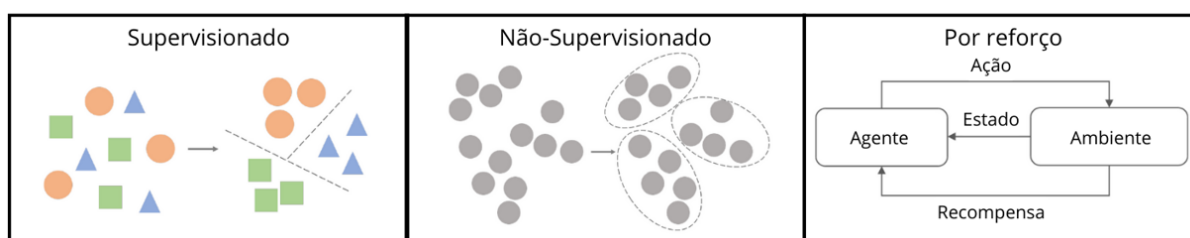
De acordo com Sah (2020), baseado nas estratégias de aprendizado, nos tipos de dados de saída e entrada, e no tipo de problema a ser resolvido, existem algumas categorias principais de ML, sendo elas aprendizado supervisionado, não supervisionado e por reforço.

O aprendizado supervisionado é muito comum em problemas de classificação, pois seu objetivo é quase sempre que o computador aprenda a relação entre dados de entrada e saída (AYODELE, 2010). A necessidade de um grande banco de dados rotulado torna essa abordagem custosa para tarefas onde os dados são escassos. Seu treinamento depende de uma base onde existam saídas conhecidas para correlacionar com distintas entradas, é necessário que essa base englobe todas as variáveis de interesse do problema.

A aprendizagem não supervisionada, por outro lado, é aplicada quando os dados só estão disponíveis na forma de entradas, não havendo uma saída correspondente. Esses algoritmos modelam os padrões intrínsecos nos dados para aprender mais sobre suas características.

Já o aprendizado por reforço é utilizado quando a tarefa depende de uma sequência de decisões que levam a um resultado. No processo, o agente recebe recompensas ou penalidades para cada ação efetuada. Baseando o aprendizado em potencializar os resultados ao máximo. Na Figura 15 podemos observar o funcionamento de cada um dos métodos.

Figura 15 - Funcionamento dos métodos primários



Fonte: Adaptado de Sah (2020).

A abordagem de maior importância para o desenvolvimento deste trabalho, é a de aprendizagem profunda aplicada à aprendizagem supervisionada. A aprendizagem profunda é uma técnica que consiste em implementar múltiplas camadas de redes neurais, essas aprendem as associações implícitas nos dados ao correlacionar as saídas com as entradas (SAH, 2020).

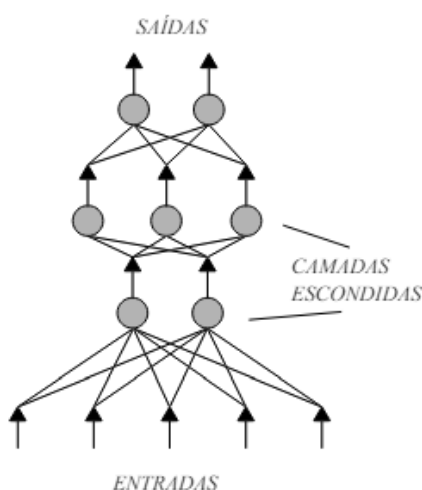
2.6.1. Algoritmos de redes neurais artificiais

A capacidade dos humanos de aprender e se adaptar a diferentes ambientes permitiu que a espécie se espalhasse por todos os continentes. Essa habilidade tem sido estudada desde o início da medicina. Com o surgimento dos primeiros computadores eletrônicos, a busca por técnicas que pudessem replicar essa habilidade de forma artificial começou. Os primeiros algoritmos, como as Redes Neurais Artificiais, surgiram nesse contexto por meio de modelos matemáticos e computacionais (CARVALHO et al., 2011).

O algoritmo de aprendizagem e a arquitetura são os componentes básicos de uma rede neural artificial (ANN - *Artificial Neural Network*). A ideia de que a rede é treinada por exemplos de treino leva naturalmente a essa divisão. Os exemplos devem estar disponíveis para manter a compreensão do problema em questão (RAUBER, 2005).

O algoritmo de aprendizagem memoriza o conhecimento dentro dos pesos, que são parâmetros adaptáveis da rede, e generaliza esses dados. Sobre os neurônios que compõem a rede, o processamento de um único neurônio geralmente consiste em uma combinação linear de entradas e pesos, seguida por uma função de ativação (RAUBER, 2005), como pode ser visto na Figura 16.

Figura 16 - Topologia de rede neural artificial



Fonte: Rauber (2005).

O processamento consiste de uma combinação linear de entradas. Onde cada entrada de valor x é associado um peso (p) que pondera a importância da entrada (I), isso em um número n de conexões. Essa entrada é calculada pela soma dos valores, como pode ser observado na Equação (4).

$$I = \sum_{k=1}^n x_k \cdot p_k \quad (4)$$

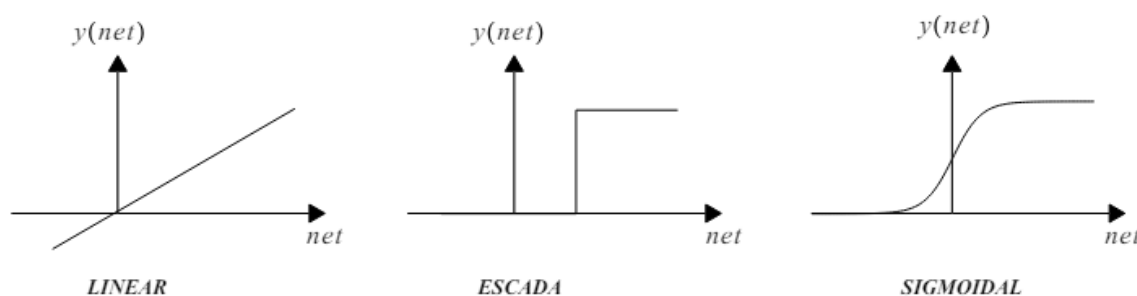
A entrada I , é então transferida para a estrutura subsequente, onde a entrada é somada a um valor de viés (v). Uma função chamada função de ativação (f_a) recebe

esse valor, então processa os dados e envia a saída (O), como podemos observar na Equação (5). A função do viés é determinar sua tendência intrínseca para ser ativado ou não, um viés grande e positivo torna o neurônio mais propenso a ser ativado, enquanto um viés grande e negativo torna o neurônio menos propenso a ser ativado (ROJAS, 1996).

$$O = f_a(I + v) \quad (5)$$

Existem vários tipos de funções de ativação, que devem ser escolhidas de acordo com o problema a ser resolvido (MCCULLOCH; PITTS, 1943). Entre elas, a função linear é a mais simples, outras mais complexas como a não-linear e sigmoideal se distinguem por serem diferenciáveis. Na Figura 17 podemos observar essas funções.

Figura 17 - Funções de ativação

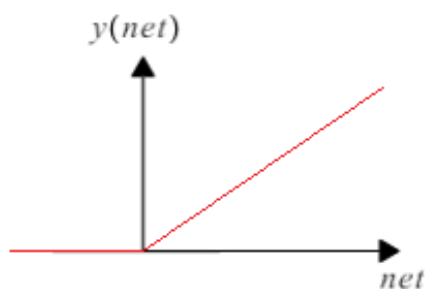


Fonte: Rauber (2005).

Entre as funções de ativação se pode salientar a função de unidade linear retificada (ReLU) que proporciona as propriedades não lineares necessárias na aprendizagem profunda (BAI, 2022).

Ela funciona limitando os valores negativos a 0, $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$, ou seja, ela gera 0 para qualquer valor menor ou igual a 0, e uma função linear para qualquer x maior que 0. Como podemos observar na Figura 18.

Figura 18 - Função ReLU



Fonte: Autor.

2.6.1.1. Processo de aprendizagem

Uma das propriedades de maior importância para uma rede neural é a habilidade de aprender por intermédio de exemplos e realizar interferência sobre o que aprendeu, assim melhorando seu desempenho com a aprendizagem. Esse processo iterativo acontece com os ajustes aplicados a seus pesos e níveis de viés (HAYKIN, 2001).

Para avaliar a assertividade da ANN é utilizada a função de custo, que mede a diferença entre a saída prevista pela rede e a de referência. Logo, o objetivo do treinamento é minimizar essa função, indicando assim que a rede está mais próxima da correta representação do padrão entre as entradas e saídas (MONTAVON; ORR; MÜLLER, 2012).

O algoritmo de backpropagation é uma das principais técnicas de treinamento para redes neurais. Ele permite que os pesos da rede sejam ajustados propagando o erro calculado na saída de volta nas camadas anteriores, de forma a minimizar a função de custo aprimorando o desempenho da rede (NIELSEN, 2015).

O treinamento é realizado em épocas, onde cada época envolve uma passagem completa pelo conjunto de treinamento. Também podemos mencionar o conceito de lote, que é a maneira em que os dados são divididos, o tamanho do lote determina quantas amostras de treinamento são usadas para calcular o gradiente antes de atualizar os pesos. Escolher um tamanho de lote adequado ajuda a evitar que a rede decore o conjunto, impedido de generalizar, que é conhecido como overfitting (NIELSEN, 2015).

2.6.1.2. Previsão de dados

Algoritmos preditivos são projetados para analisar dados históricos e identificar padrões, permitindo assim fazer previsões de eventos futuros ou valores desconhecidos. Ao aplicar métodos estatísticos e técnicas de aprendizado de máquina, algoritmos de previsão tem o potencial de fornecer informações valiosas e melhorar a tomada de decisões em vários setores (BAKAR; TAHIR, 2009).

Após o treinamento, a rede neural está apta a realizar previsões para novas entradas. Se baseando nos padrões aprendidos no treinamento, a rede neural pode estimar valor para novas situações. Essa generalização é muito útil em cenários onde prever valores com base em dados são necessários, como previsão de séries temporais, de preços de ativos financeiros, de demanda de produtos ou até mesmo de fenômenos físicos (SILVA et al., 2020).

Os algoritmos de redes neurais para regressão, incluindo redes neurais feedforward, redes neurais convolucionais e redes neurais recorrentes, são aplicados em várias áreas devido à sua capacidade de identificar padrões complexos nos dados e fornecer previsões precisas e flexíveis. Essas redes são particularmente eficazes em tarefas que envolvem grandes volumes de dados e variáveis interdependentes. Além disso, a flexibilidade dessas redes permite a adaptação a diferentes tipos de problemas, tornando-as ferramentas valiosas na modelagem preditiva e na análise de dados complexos (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

2.7. REVISÃO DA LITERATURA (ML)

De maneira geral, trocadores de calor são estudados tanto de maneira analítica quanto experimental, usando as leis da termodinâmica clássica. Análises teóricas de trocadores de calor envolvem hipóteses e equações complexas, análises experimentais por outro lado são mais caras devido aos investimentos iniciais e as instalações experimentais. Para superar essas dificuldades, modelos de ANN têm sido desenvolvidos para simulação, otimização e previsão de comportamento de sistemas termo hidráulicos (MOHANRAJ; JAYARAJ; MURALEEDHARAN, 2015).

Tian et al. (2014) utilizaram ANN para prever o comportamento de um condensador de fluxo paralelo. Mostraram então que o modelo era capaz de prever com precisão tanto a queda de pressão quanto a capacidade de transferência de calor

independente do fluido de trabalho. Pontuando também que usar aprendizagem de máquina pode ser mais simples e rápido que usar os limitados dados experimentais existentes na literatura para o caso.

Tambouratzis e Pàzsit (2010) aplicaram uma rede neural ligada a identificação mudança de fase utilizando imagens de radiografia em canais de refrigeração de reatores de água. Constataram assim que o modelo demonstra precisa operação em pré processamento de imagem e identificação do regime em tempo real, se mostrando sempre melhores ou iguais aos outros métodos utilizados para análises semelhantes.

Vasičkaninová et al. (2011) utilizaram redes neurais para controle preditivo de um trocador de calor tubular, provando que o modelo assegura menos oscilação nas respostas com menor tempo de estabilização quando comparados com clássicos controladores PID, levando então a um menor uso de água quente no processo.

Nasr e Khalaj (2010) utilizaram um banco de dados experimental aplicado a uma ANN para caracterizar o comportamento termo hidráulico de um escoamento turbulento em tubos corrugados. O erro relativo médio foi de 2,9% para coeficiente de troca térmica e de 0,36% para fator de atrito, mostrando ser superior aos modelos matemáticos propostos para o caso.

2.7.1. Rede neural artificial aplicada a PCHE

Atualmente, técnicas de aprendizagem de máquina tem se popularizado em análises termodinâmicas de fluidos, isso graças a sua capacidade de evitar simulações complexas e modelagem de turbulências que demandam alto custo computacional. Nessas condições onde a obtenção de correlações é de grande dificuldade ou até mesmo impossíveis devido a grande necessidade de recursos computacionais, ML tem se destacado em ao realizar previsões complexas com mínimo custo computacional e baixos erros relativos (SAEED et al., 2021).

Kwon et al. (2018) exploraram o uso aprendizagem de máquina como substituição para correlações de transferência de calor, mostrando como um algoritmo simples de ML consegue obter um coeficiente de determinação (R^2) maior do que qualquer correlação matemática conseguiu até os dias atuais.

Behman et al. (2021) aplicaram quatro diferentes algoritmos de aprendizagem de máquina para prever as características térmicas de um condensador evaporativo. Concluindo que SVM (*Support Vector Machine*) era a mais eficiente quando se

tratavam de pequenos bancos de dados quando comparados com os outros algoritmos.

Uguz e Ipek (2022) utilizaram os modelos ANN, MLR (*Multiple Linear Refression*) e SVM para prever o desempenho de CHEs. Onde as redes neurais artificiais se desempenharam melhor quando comparadas às outras duas que obtiveram semelhantes resultados.

Jiang et al. (2023) estudaram a otimização de PCHEs de canais aerofólio, combinando simulações CFD, MF e algoritmos de otimização. Concluindo que a rede neural artificial pode prever o número de Nusselt com erros de 4% a 6% e o fator de atrito com erros entre -5% e 5%.

Wen et al. (2024) realizaram um estudo numérico e de ML para canais ondulados com sCO₂, mostraram também que o uso de ANN apresenta maior habilidade de generalização na previsão em novas condições. Também indicaram que a adição de parâmetros geométricos para análises de ML podem ser de grande valor na otimização de trocadores.

Li et al. (2023) analisaram o desempenho termo-hidráulico de PCHEs com metano supercrítico e canais retos. Com o emprego de quatro algoritmos, concluíram que a rede neural artificial atingiu melhores valores ao prever ambos os dados de saída, com uma porcentagem de erro médio absoluto (MAPE) de 0,252% para coeficiente de troca térmica e 1,749% para queda de pressão.

Jin et al. (2022) estudaram a aplicação de um algoritmo multi genético para otimizar os parâmetros geométricos em trocadores de calor zig-zag com raio de curvatura no vértice. Explorando diferentes geometrias, determinou que o ângulo de curvatura dos canais influenciam significativamente suas capacidades de troca de calor e sua queda de pressão.

Saeed et al. (2024) discutiram o uso de ML em trocadores PCHE zig-zag e retos utilizando sCO₂ em diferentes condições. Visando a otimização hidráulica treinaram o algoritmo com cinco parâmetros de entrada (Pr , Re , ρ , μ , k) para obter número de Nusselt e fator de atrito como dados de saída. Concluíram assim que o modelo de ML conseguiu prever a queda de pressão com fluido em condições supercríticas com 90% de precisão, além de reduzir drasticamente o tempo e recurso computacional sem comprometer a qualidade da solução.

O presente trabalho se diferencia do anterior, pois envolve além dos parâmetros de fluido, parâmetros geométricos do trocador como entradas para rede

neural artificial, abrangendo um maior número de estruturas, mas um menor número de fluidos de trabalho.

Este estudo visa preencher a lacuna existente na literatura ao aplicar fatores geométricos no treinamento de redes neurais artificiais para prever o fator de atrito de trocadores de calor compactos de canais zig-zag. Ao incorporar variáveis geométricas mais complexas, espera-se melhorar a precisão das previsões e a eficiência das otimizações em condições operacionais diversas.

3. MODELO TEÓRICO

Para a construção do presente trabalho foram conduzidos estudos numéricos e analíticos com o objetivo de desenvolver um modelo teórico robusto para PCHEs. Neste capítulo será apresentado o método para cálculo de queda de pressão em PCHEs, as correlações de fator de atrito e uma série de fatores experimentais fornecidos na literatura.

Posteriormente serão implementadas simulações de dinâmica dos fluidos computacional (CFD) junto de sua contextualização, método de aplicação e resultados, com o objetivo de apresentar seu processo e viabilidade para essa aplicação.

Os resultados obtidos a partir dos estudos analíticos e das simulações numéricas serão comparados, destacando a precisão e as limitações de cada abordagem. A integração dessas metodologias resulta no modelo teórico que oferece uma base para previsões de queda de pressão em diferentes condições de operação.

3.1. MODELO ANALÍTICO

No estudo de trocadores de calor a estimativa de queda de pressão é imprescindível para analisar a viabilidade do mesmo. O objetivo do desenvolvimento de um modelo matemático é que possa ser utilizado para obter os parâmetros hidráulicos de PCHE com maior precisão. A validação desse modelo será feita com a comparação com resultados experimentais presentes na literatura.

3.1.1. Queda de pressão

No projeto de um trocador de calor existe grande foco em desenvolver um design térmico que supra as necessidades especificadas. Porém os efeitos de atrito são tão importantes quanto, já que eles ditam a perda de carga sofrida pelo sistema, o poder de bombeamento para sustentar o escoamento (KAKAÇ; LIU; PRAMUANJAROENKIJ, 2002).

Número de Reynolds (Re), é um número adimensional que dita o regime em que o escoamento se encontra. A relação é obtida pela razão entre as forças inerciais e as forças viscosas do fluido, e pode ser obtida para dutos a partir da Equação (6).

$$Re = \frac{\rho u D}{\mu} \quad (6)$$

onde u é a velocidade média de escoamento, D é o comprimento característico da geometria, μ é a viscosidade dinâmica do fluido e ρ a densidade do fluido (CENGEL; CIMBALA, 2013). Com base no número de Reynolds classificamos o escoamento como laminar, transição ou turbulento.

Com frequência temos interesse na queda de pressão em um escoamento interno, para determiná-lo utilizamos o fator de atrito de Darcy (f_d) ou o fator de atrito de Fanning (f_f), dois parâmetros adimensionais definidos pelas Equações (7) e (8), respectivamente.

$$f_d = \frac{-(dp/dx)2D}{\rho u^2} \quad (7)$$

$$f_f = \frac{2\tau_s}{\rho u^2} \quad (8)$$

onde τ_s é a tensão de cisalhamento na parede, dp é um diferencial de pressão e dx é um diferencial de comprimento. O fator de atrito de Darcy e de Fanning podem ser relacionados como na Equação (9) (INCROPERA; DEWITT, 1999).

$$f_f = \frac{f_d}{4} \quad (9)$$

Apesar da transição de regimes de escoamento depender de vários fatores como rugosidade superficial, vibrações na tubulação e flutuações no escoamento, é comumente empregado que escoamento em minicanais com $Re < 1800$ são laminares, Re entre 1800 e 4000 escoamento em transição e $Re > 4000$ já são considerados turbulentos, porém, para um escoamento ser considerado completamente turbulento seu Re deve ser superior a 10000 (MOURA, 2022).

No regime laminar o fator de atrito de Fanning para dutos é linear e não depende da rugosidade do tubo, ele pode ser descrito em função de Reynolds como mostra a Equação (10) (CENGEL; CIMBALA, 2013).

$$f_f = \frac{16}{Re} \quad (10)$$

De acordo com Martins e Knesebeck (2015) o escoamento em transição é uma zona complexa, onde não se tem grande entendimento dos fenômenos presentes. Já que seu comportamento acompanha o laminar em alguns casos e o turbulento em outros.

Já o escoamento turbulento é complexo e repleto de flutuações, por isso, sua teoria permanece maioritariamente não desenvolvida. Assim, correlações empíricas e semi-empíricas são desenvolvidas para diversas situações (CENGEL; CIMBALA, 2013).

Em um escoamento turbulento totalmente desenvolvido, o fator de atrito depende da rugosidade ε e do número de Reynolds. A partir de dados disponíveis na literatura Colebrook combinou as informações de escoamento em transição e turbulento, tanto para tubos lisos quanto para tubos rugosos, obtendo a Equação (11), conhecida como equação de Colebrook (CENGEL; CIMBALA, 2013).

$$\frac{1}{\sqrt{f_d}} = -2 \log \left(\frac{\varepsilon/D}{3,7} + \frac{2,51}{Re\sqrt{f_d}} \right) \quad (11)$$

Apenas esta equação será apresentada como fator de atrito de Darcy, todas as outras irá usar o fator de atrito de Fanning.

3.1.2. Queda de pressão em PCHEs

A queda de pressão em um PCHE, consiste em várias contribuições, que somadas apresentam a perda de carga total do trocador (KAYS; LONDON, 1984), são elas:

- a) Queda de pressão devido ao atrito no núcleo (ΔP_a);
- b) Queda de pressão devido a mudança de temperatura (ΔP_b);
- c) Queda de pressão devido a contração na entrada do núcleo (ΔP_c);
- d) Queda de pressão devido aos difusores e bocais (ΔP_d);
- e) Queda de pressão devido a tubulação de entrada e saída (ΔP_e);
- f) Queda de pressão devido à encaixes e flanges (ΔP_f);

g) Aumento de pressão devido a expansão na saída do núcleo (ΔP_g);

A queda de pressão devido ao atrito, de acordo com Shah e Sekulic (2003), pode ser medida a partir da Equação (12), em que G é a velocidade mássica no núcleo e está apresentada na Equação (13) e $1/\rho_m$ pode ser escrito como na Equação (14).

$$\Delta P_a = \frac{2G^2 f_f L}{D_h \rho_m} \quad (12)$$

$$G = \frac{\dot{m}}{A_l} \quad (13)$$

$$\frac{1}{\rho_m} = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\rho_e} + \frac{1}{\rho_s} \right) \quad (14)$$

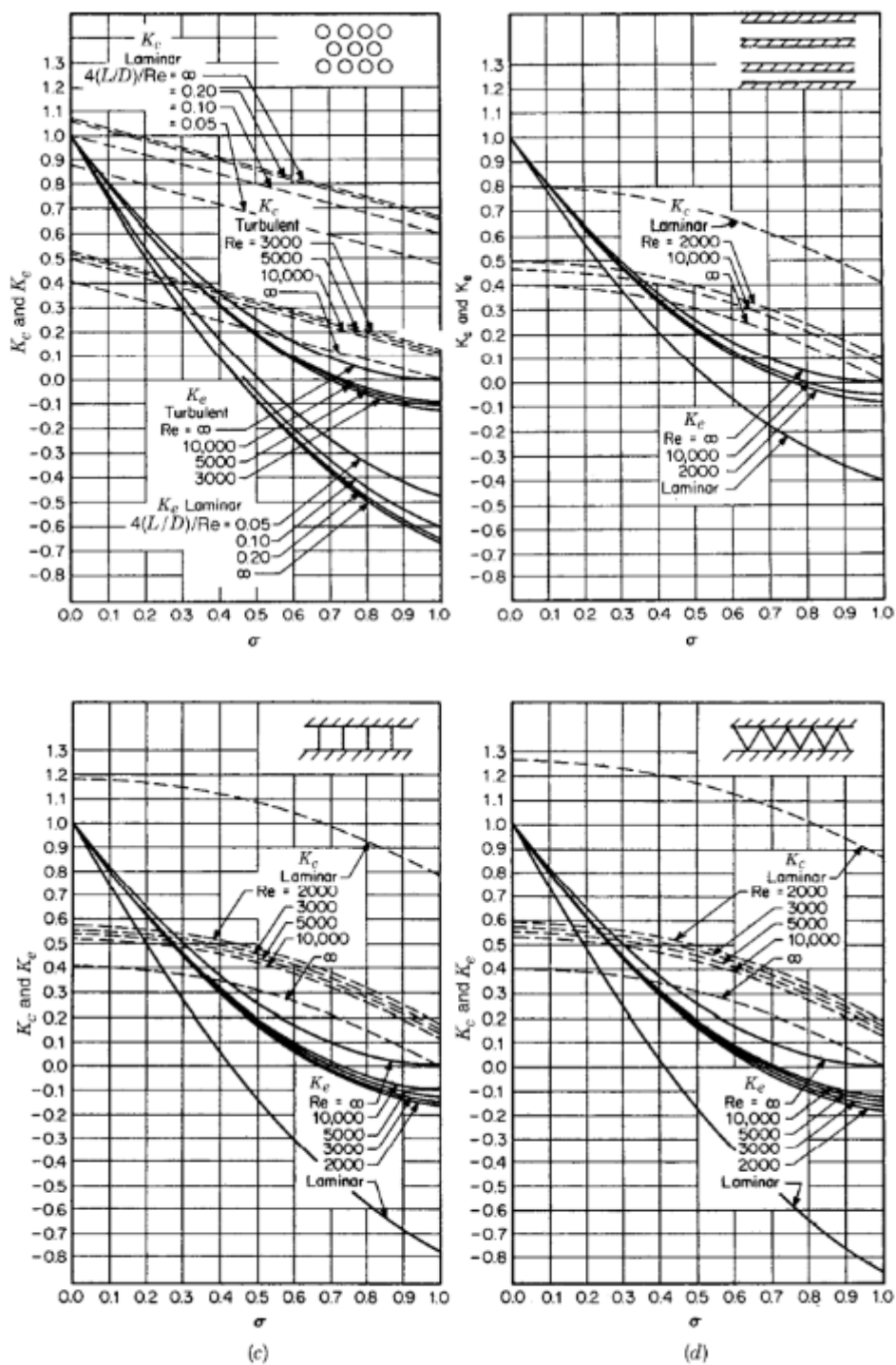
Na Equação (12) L é o comprimento do canal e D_h é o diâmetro hidráulico. Já na Equação (13) \dot{m} é a vazão mássica e A_l é a área livre de escoamento. A Equação (14) apresenta os subíndices e e s que indicam respectivamente a posição de entrada e de saída. A queda de pressão devido variação do momento pode ser descrita pela Equação (15)

$$\Delta P_b = \frac{G}{\rho_e} \left(\frac{\rho_e}{\rho_s} - 1 \right) \quad (15)$$

A Equação (16) mostra a queda de pressão devido a contração de entrada no núcleo. Nela σ é a porosidade e K_c é o coeficiente de contração (que depende da seção transversal do canal), podemos encontrar o coeficiente K_c pela Figura 19.

$$\Delta P_c = \frac{G^2}{2\rho_e} (1 - \sigma^2 + K_c) \quad (16)$$

Figura 19 - Coeficientes de expansão e contração para múltiplos dutos (a), múltiplos tubos planos (b), múltiplos tubos quadrado (c) e múltiplos tubos triangulares (d)



Fonte: Shah e Sekulic (2003).

Shah e Sekulic (2003) também mostraram a fórmula para calcular a variação da pressão devido à expansão na saída - Equação (17). O coeficiente K_e também pode ser encontrado na Figura 19.

$$\Delta P_g = -\frac{G^2}{2\rho_s} (1 - \sigma^2 + K_e) \quad (17)$$

Por se tratar de uma tubulação com seção transversal constante, a queda de pressão devido a tubulação de entrada e saída pode ser encontrada pela Equação (18) (CENGEL; CIMBALA, 2013).

$$\Delta P_e = 2f_f \frac{L\rho u^2}{D_h} \quad (18)$$

Mylavarapu (2011) mostrou que a queda de pressão devido aos difusores e aos bocais pode ser estabelecida pela Equação (19) para $Re > 10000$. A Equação (20) mostra o diâmetro hidráulico usado para o difusor.

$$\Delta P_d = \frac{\rho w_0^2}{2} \left[\left(c_0 + c_1 \frac{b_1}{a_1} \right) \left(\frac{F_0}{F_1} \right)^2 + 0,3e^{-Re \cdot 10^{-5}} \right] \quad (19)$$

$$D_h = \frac{\left(\frac{2a_1b_1}{a_1 + b_1} \right) + D_0}{2} \quad (20)$$

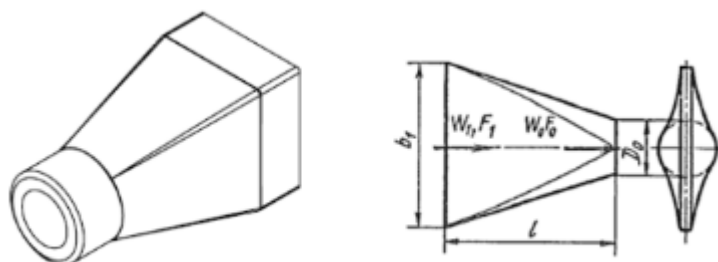
onde F_1 e F_2 são as áreas da seção transversal nos finais (um retangular outro circular), w_1 e w_0 são a velocidade do fluido nas seções retangular e circular respectivamente, $a_1=1,385$ e $b_1=1,282$ são coeficientes para difusores de entrada trapezoidal. D_0 é o diâmetro da seção circular e c_1 é dado pela Tabela 5, já pode ser obtido por $c_0=f_d(l/D_h)$. A Figura 20 exemplifica a geometria trabalhada.

Tabela 5 - c_1 em função de l/D_0

$\frac{l}{D}$	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0	4.0	5.0
c_1	0.002	0.002	0.002	0.002	0.0015	0.0010	0

Fonte: Mylavarapu (2011).

Figura 20 - Geometria do difusor



Fonte: Mylavarapu (2011).

A queda de pressão devido aos encaixes e flanges são estimados dependendo dos encaixes utilizados (MYLAVARAPU, 2011)

A queda de pressão total do trocador de calor é obtida a partir da soma de todas as quedas parciais, como pode ser observado na Equação (21).

$$\Delta P_{tot} = \Delta P_a + \Delta P_b + \Delta P_c + \Delta P_d + \Delta P_e + \Delta P_f + \Delta P_g \quad (21)$$

3.1.3. Fatores de atrito

Para obter a queda de pressão total do PCHE é necessário o conhecimento fator de atrito de Fanning do núcleo, com esse foram empregadas correlações disponíveis na literatura, cada correlação depende da geometria do canal e do número de Reynolds.

3.1.3.1. Canais retos

Existe na literatura uma grande variedade de correlações para canais retos lisos obtidas de dados experimentais e numéricos para PCHEs e suas variações. Esses experimentos geram diferentes correlações que visam descrever o

comportamento de trocadores em diferentes situações de trabalho (FANG; XU; ZHOU, 2011).

Dentre as correlações aplicadas neste trabalho estão as Equações (10) e (11) já apresentadas, que descrevem o comportamento de dutos lisos e rugosos em estado laminar e turbulento, fornecendo uma abordagem inicial ao modelo.

A correlação de Filonenko foi publicada em 1954 para tubos retos lisos de seção circular, ela abrange Re entre 3000 a 5000000, e é apresentada na Equação (22) (INCROPERA; DEWITT, 1999). Outra correlação muito utilizada é a Equação de Blasius (23) que foi proposta para água em tubulações menores que 80 mm, com Re entre 4000 e 100000 (CARDOSO; FRIZZONE; REZENDE, 2008).

$$f_f = \frac{1}{4}(1,82 \log Re - 1,64)^{-2} \quad (22)$$

$$f_f = 0,0791 Re^{-0,25} \quad (23)$$

Berbish et al. (2011) investigaram experimentalmente um tubo com seção transversal semicircular, o fluido trabalhado foi ar. O fator de atrito foi determinado medindo a pressão estática entre dois diferentes pontos do tubo. O experimento tem validade para $8242 < Re < 57794$. A correlação pode ser observada na Equação (24).

$$f_f = 0,478Re^{-0,26} \quad (24)$$

Seo et al. (2015) produziram uma correlação a partir do estudo de um PCHE de seção transversal semicircular, usando água líquida como fluido ele englobou Re de 100 a 850. Testando em escoamento paralelo e contra corrente, obteve a Equação (25).

$$f_f = 1,3383Re^{-0,5003} \quad (25)$$

Zhao et al. (2017) analisaram numericamente um PCHE trabalhando com nitrogênio supercrítico (S-Ni), a partir do método dos mínimos quadrados obteve a

correlação apresentada na Equação (26), validada para Reynolds entre 20000 e 40000.

$$f_f = 33,24Re^{-0,8304} + 0,0002596 \quad (26)$$

Kim et al. (2009) estudaram numericamente o desempenho termohidráulicas de um PCHE trabalhando com hélio, a faixa de Reynolds aplicável da correlação é entre 350 e 1200, a correlação pode ser observada na Equação (27).

$$f_f = \frac{16,51}{Re} + 0,01627 \quad (27)$$

Meshram et al. (2016) analisaram termicamente e hidraulicamente um PCHE que utiliza dióxido de carbono supercrítico (S-CO₂). Estudando canais de 2 mm de diâmetro, obtiveram quatro correlações (28)-(31), cada uma funcionando para uma faixa de temperatura diferente, a primeira para 500 K < T < 630 K, a segunda 600 K < T < 730 K, a terceira 400 K < T < 500 K e a última 500 K < T < 600 K.

$$f_f = 0,8386Re^{-0,5985} + 0,00295 \quad (28)$$

$$f_f = 0,8385Re^{-0,5978} + 0,00295331 \quad (29)$$

$$f_f = 0,8657Re^{-0,5755} + 0,00405 \quad (30)$$

$$f_f = 0,8796Re^{-0,5705} + 0,00353 \quad (31)$$

Os autores também estabeleceram correlações para quando o diâmetro do canal fosse alterado, válido entre 1,2 mm < D < 2,6 mm. A Equação (32) é aplicável a temperaturas de 500 K a 630 K, já a Equação (33) se aplica a uma faixa de temperatura de 400 K a 500 K. A faixa de aplicação de Re é de 5000 a 26000 para ambas.

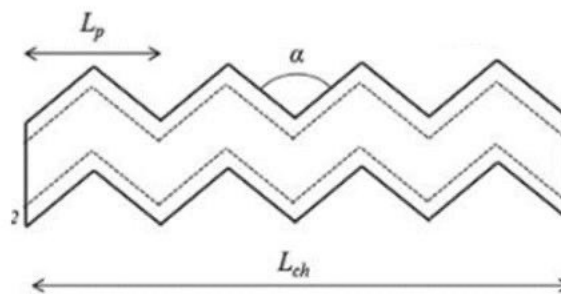
$$f_f = 0,06648Re^{-0,254} \left(\frac{D}{2}\right)^{-0,0411} \quad (32)$$

$$f_f = 0,07590Re^{-0,241} \left(\frac{D}{2}\right)^{-0,089} \quad (33)$$

3.1.3.2. Canais zig-zag

As correlações para canais com geometria zig-zag, além de serem função do número de Reynolds, são função do ângulo, como mostra a Figura 21.

Figura 21 - Ângulo canal zig-zag



Fonte: Meshram et al. (2016).

Meshram et al. (2016) também conduziram experimentos para canais zig-zag com S-CO₂, as correlações são válidas para $\alpha = 110^\circ$ e $L_p = 10$ mm. A Equação (34) abrange uma faixa de temperatura entre 470 K e 630 K, a Equação (35) de 580 K a 730 K, a Equação (36) de 400 K a 520 K e a Equação (37) de 500 K a 640 K. A correlação apresenta pode ser usada para $5000 < Re < 32000$.

$$f_f = 0,867Re^{-0,522} + 0,04 \quad (34)$$

$$f_f = 0,819Re^{-0,671} + 0,044 \quad (35)$$

$$f_f = 0,869Re^{-0,512} + 0,041 \quad (36)$$

$$f_f = 0,804Re^{-0,711} + 0,045 \quad (37)$$

Outra correlação foi produzida por Meshram et al. (2016), essas permitem o uso de ângulos de 110° a 120° e L_p de 8 mm a 10 mm. A Equação (38) é válida para temperaturas de 470 K a 630 K e a Equação (39) para temperaturas entre 400 K e 520 K. A faixa de aplicação dessa correlação para Reynolds é a mesma da anterior.

$$f_f = 0,0375 \left(\frac{L_p}{12}\right)^{-0,9639} \left(\frac{\alpha}{116}\right)^{-2,409} \quad (38)$$

$$f_f = 0,0395 \left(\frac{L_p}{12}\right)^{-0,9479} \left(\frac{\alpha}{116}\right)^{-2,239} \quad (39)$$

Kim et al. (2016) simularam um PCHE com S-CO₂ para aplicação no ciclo Brayton. No ramal frio $\alpha = 100^\circ$, $L_p = 3,62$ mm e seu uso recomendado é para $200 < Re < 55000$. Já no ramal quente $\alpha = 110^\circ$, $L_p = 4,5$ mm e o número de Reynolds deve estar entre 2000 e 58000. As correlações elaboradas são descritas nas Equações (40) e (41) respectivamente.

$$f_f = (0,2515 \pm 0,0097)Re^{-0,2031 \pm 0,0041} \quad (40)$$

$$f_f = (0,2881 \pm 0,0212)Re^{-0,1322 \pm 0,0079} \quad (41)$$

Baik et al. (2017) produziram duas correlações a partir de estudos numéricos e dados experimentais, uma para água e outra para sCO₂, a primeira é mostrada na Equação (42) e é apropriada para Re entre 50 e 200, a Equação (43) foi criada para S-CO₂ e se adequa aplicada a Reynolds entre 15000 e 85000. Ambas as equações foram produzidas para $\alpha = 115^\circ$.

$$f = 6,9982Re^{-0,766} \quad (42)$$

$$f_f = 0,0748Re^{-0,19} \quad (43)$$

Nikitin et al. (2006) investigaram experimentalmente S-CO₂ em dois ramais de um mesmo PCHE, a partir deste experimento propuseram correlações, a primeira para o ramal quente com $\alpha = 115^\circ$ que deve ser usada para Re entre 2800 e 5800, ela pode ser escrita no como na Equação (44) O ramal frio tem $\alpha = 100^\circ$ e a faixa de Re é de 6200 a 12100, e é escrita no formato da Equação (45).

$$f_f = (0,04495 \pm 0,00038) - (1,402 \cdot 10^{-6} \pm 0,087 \cdot 10^{-6})Re \quad (44)$$

$$f_f = (0,09318 \pm 0,00090) - (1,505 \cdot 10^{-6} \pm 0,099 \cdot 10^{-6})Re \quad (45)$$

Chen et al. (2016) realizaram um experimento com hélio em alta temperatura para Re de até 3558 em um PCHE zig-zag de seção transversal semicircular. Com $\alpha = 150^\circ$, propôs duas correlações para cobrir toda faixa de Reynolds estudada, a primeira Equação (46) é apropriada para Reynolds de 1400 a 2200. A Equação (47) é adequada para a faixa de $2200 < Re < 3558$.

$$f_f = \frac{17,639}{Re^{0,8861 \pm 0,0017}} \quad (46)$$

$$f_f = 0,019044 \pm 0,001692 \quad (47)$$

Kim e No (2013) realizaram experimentos e análises numéricas em um PCHE trabalhando com He-CO₂. Juntando correlações de trocadores He-Água, He-He e Mistura-Água, propôs uma única correlação (48) para canais zig-zag com $\alpha = 150^\circ$ para Reynolds entre $0 < Re < 3000$.

$$f_f = \frac{15,78}{Re} + 0,0557Re^{-0,18} \quad (48)$$

Ngo et al. (2007) estudaram um MCHE zig-zag de $\alpha = 78^\circ$. Primeiramente simulou o desempenho do trocador com sCO₂, em seguida executou um experimento para confirmar o resultado obtido e propor a correlação de fator de atrito (49) e Nu. Sua correlação é válida para Reynolds entre 3500 e 22000.

$$f_f = (0,1924 \pm 0,0299)Re^{-0,091 \pm 0,0016} \quad (49)$$

A Tabela 6 apresentada a seguir apresenta as principais para o fator de atrito, especificando a faixa de operação e a geometria do caminho para aplicação.

Tabela 6 - Correlações fator de atrito de Fanning

Tipo de canal	Seção Transversal	Autor	Correlação	Intervalo	Fluido de trabalho
Reto	Circular	Filonenko	(22)	$3000 < Re < 5000000$	Qualquer
Reto	Circular	Blasius	(23)	$4000 < Re < 100000$	Água
Reto	Semicircular	Berbish et al. (2011)	(24)	$8242 < Re < 57794$	Ar
Reto	Semicircular	Seo et al. (2015)	(25)	$100 < Re < 850$	Água
Reto	Semicircular	Zhao et al. (2017)	(26)	$20000 < Re < 40000$	S-Ni
Reto	Semicircular	Kim et al. (2009)	(27)	$350 < Re < 1200$	He
Reto	Semicircular	Meshram et al (2016)	(32)	$500 \text{ K} < T < 630 \text{ K}$ $1,2 \text{ mm} < D < 2,6 \text{ mm}$	S-CO ₂
			(33)	$400 \text{ K} < T < 500 \text{ K}$ $1,2 \text{ mm} < D < 2,6 \text{ mm}$	
Reto	Semicircular	Meshram et al. (2016)	(28)	$500 \text{ K} < T < 630 \text{ K}$	S-CO ₂
			(29)	$600 \text{ K} < T < 730 \text{ K}$	
			(30)	$400 \text{ K} < T < 500 \text{ K}$	
			(31)	$500 \text{ K} < T < 600 \text{ K}$	

Zig-zag	Semicircular	Meshram et al. (2016)	(34)	$\alpha = 110^\circ$ $470 \text{ K} < T < 630 \text{ K}$	S-CO ₂
			(35)	$580 \text{ K} < T < 730 \text{ K}$	
			(36)	$400 \text{ K} < T < 520 \text{ K}$	
			(37)	$500 \text{ K} < T < 640 \text{ K}$	
Zig-zag	Semicircular	Meshram et al. (2016)	(38)	$110^\circ < \alpha < 120^\circ$ $470 \text{ K} < T < 630 \text{ K}$	S-CO ₂
			(39)	$400 \text{ K} < T < 520 \text{ K}$	
Zig-zag	Semicircular	Kim et al. (2016)	(40)	$\alpha = 100^\circ$ $200 < Re < 55000$	S-CO ₂
			(41)	$\alpha = 110^\circ$ $2000 < Re < 58000$	
Zig-zag	Semicircular	Baik et al. (2017)	(42)	$\alpha = 115^\circ$ $50 < Re < 200$	Água
			(43)	$15000 < Re < 85000$	S-CO ₂
Zig-zag	Semicircular	Nikitin et al. (2006)	(44)	$\alpha = 115^\circ$ $2800 < Re < 5800$	S-CO ₂
			(45)	$\alpha = 100^\circ$ $6200 < Re < 12100$	

Zig-zag	Semicircular	Chen et al. (2016)	(46)	$\alpha = 150^\circ$ $1400 < Re < 2200$	He
			(47)	$2200 < Re < 3558$	
Zig-zag	Semicircular	Kim e No (2013)	(48)	$\alpha = 150^\circ$ $0 < Re < 3000$	Qualquer
Zig-zag	Semicircular	Ngo et al. (2007)	(49)	$\alpha = 78^\circ$ $3500 < Re < 22000$	S-CO ₂

Fonte: Autor

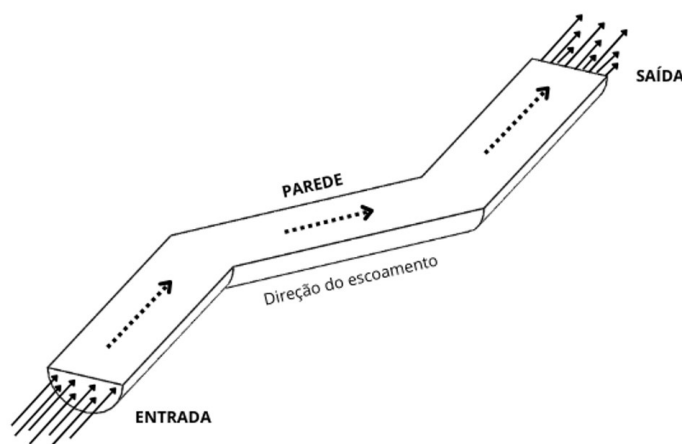
3.2. MODELO NUMÉRICO PARA QUEDA DE PRESSÃO

A natureza complexa do comportamento de muitos escoamentos de fluido implica diretamente em quais condições de contorno devem ser prescritas para o problema. Definir as condições corretas que imitam a física real é parte crucial na formulação de qualquer problema numérico.

Apesar da possibilidade de utilizar um domínio com fronteiras abertas para cálculos CFD, sua aplicação ainda é debatida na literatura. Porém, como o caso a ser tratado é de escoamento interno é indispensável que estabeleçamos uma região de entrada e uma região de saída, assim como as paredes do domínio (TU et al., 2023).

Ao aplicar o domínio para o caso estudado, devemos levar em conta que o canal deve haver suficiente tamanho para o completo desenvolvimento do fluido. Podemos observar um exemplo de recorte de um dos domínios utilizados no presente estudo na Figura 22.

Figura 22 - Recorte do domínio zig-zag

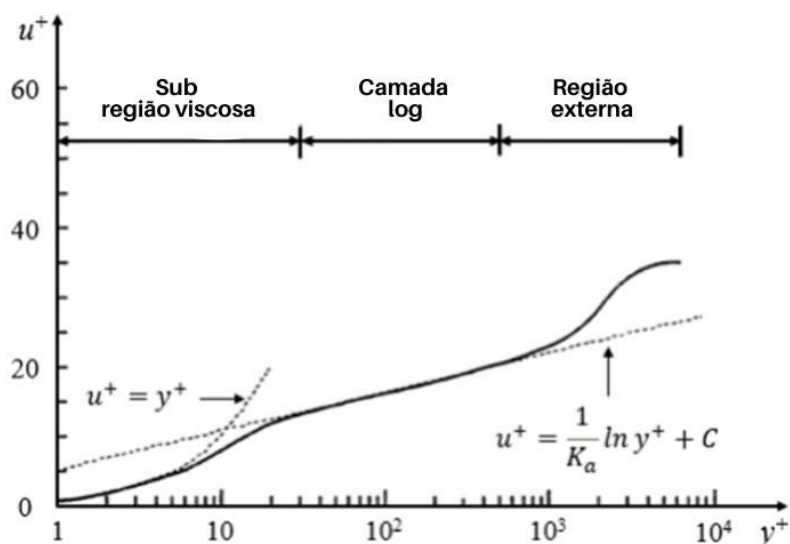


Fonte: Autor.

Escoamentos turbulentos são significativamente afetados pela presença de paredes, principalmente pela condição de não deslizamento que afeta o campo de velocidade média no fluido. A região próxima a parede pode ser fragmentada então em três camadas: A sub região viscosa, onde o fluxo é quase lâminas e a viscosidade desempenha um papel dominante no momento; a região externa ou turbulenta onde a turbulência afeta predominantemente; e uma região intermediária ou camada log, onde os efeitos da viscosidade molecular e da turbulência são igualmente importantes

(WILCOX, 1998). Podemos observar o perfil de velocidade em uma região de fronteira turbulenta na Figura 23.

Figura 23 - Perfil de velocidade em região próxima a parede



Autor: Adaptado de Wilcox (1996).

No desenvolvimento deste trabalho, utilizou-se o modelo padrão de duas equações K-omega. Para as regiões próximas à parede, foram aplicadas correlações específicas para essas áreas. A escolha do modelo K-omega em detrimento do K-epsilon se deve à sua menor instabilidade e menor sensibilidade a grandes gradientes de velocidade. Como estamos lidando com dutos em formato zig-zag, onde a colisão com a parede é inevitável, o modelo K-omega se mostra mais adequado (MENTER, 1992).

O modelo K-omega é o mais empregado para problemas como este na literatura, como podemos observar nos trabalhos de Kim et al. (2016), Arora et al. (2023), Aye et al. (2024), Yang et al. (2019), Wang e Sun (2023), entre outros já citados no presente trabalho.

No geral os códigos CFD permitem a prescrição da velocidade ou fluxo de massa. Ao definir valores de pressão fixos, as fontes e os sumidouros de massa colocados nos limites garantem a massa de fluxo correto em vez da pressão para garantir o balanço de massa correto no domínio (TU et al., 2023).

Para o presente trabalho o fluxo de massa foi prescrito na região de entrada, aplicando um velocity inlet para o mesmo. A saída foi tratada como um pressure outlet,

com a pressão fixada em zero. A temperatura, densidade e viscosidade foram tratadas como constantes durante todo o problema.

3.2.1. Implementação

Para o procedimento numérico foi analisado apenas um canal tridimensional como representação total do PCHE, visto que esse tipo de análise poupa recurso computacional e traz uma estimativa para comparação com as correlações da literatura.

Foram analisadas quatro situações para teste: 1) canal reto seção transversal circular, 2) canal reto seção transversal semicircular, 3) canal zig-zag seção transversal semicircular com $\alpha = 15^\circ$ e 4) canal zig-zag seção transversal semicircular com $\alpha = 32^\circ$. Todos os cálculos foram realizados utilizando o código CFD FLUENT, comercializado pela Ansys. Para garantir o total desenvolvimento do escoamento em canais retos, foi considerado um microcanal com 400 mm de comprimento.

As equações governantes foram resolvidas usando o esquema Upwind de primeira ordem para a discretização. O acoplamento pressão-velocidade foi realizado usando Semi Implicit Method Pressure Linked Equation (método da equação ligado a pressão semi-implícito) ou SIMPLE.

No que diz respeito às propriedades termofísicas, estas foram obtidas a partir da ferramenta EES. Em todas as análises foi utilizada a condição de não deslizamento nas paredes e água com fluido de trabalho, a temperatura foi considerada constante em todo canal.

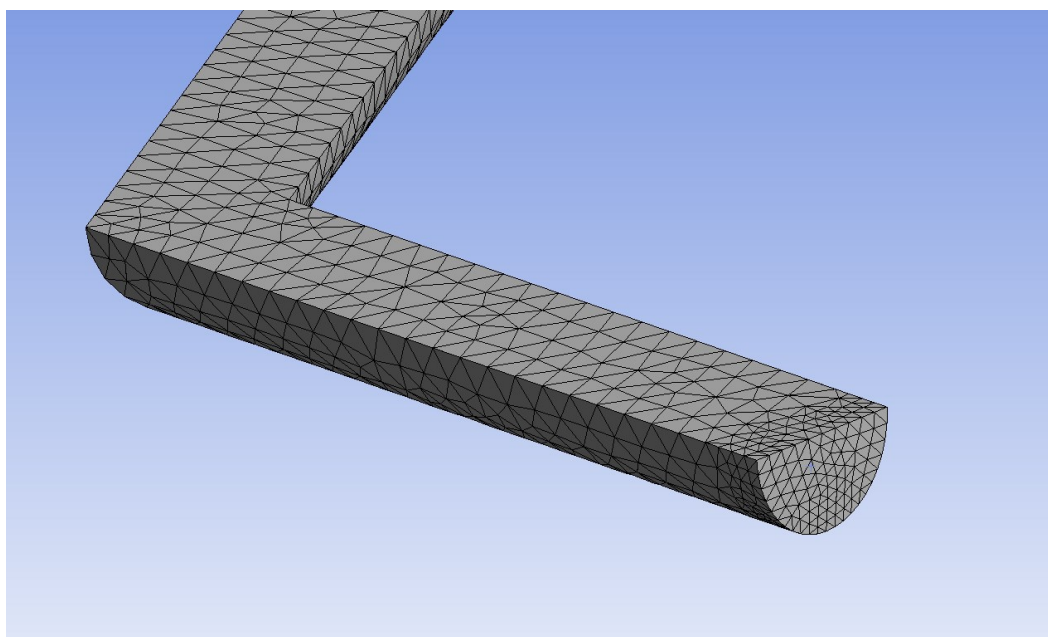
Quando laminar ($0 < Re < 1800$) o modelo Laminar foi aplicado. Quando completamente turbulento (Re acima de 10000) o modelo $k-\omega$ foi aplicado. Já se o escoamento se encontrasse em regime de transição ($1800 < Re < 10000$) ambos os modelos foram aplicados.

Em CFD resíduo é um dos métodos de convergência mais fundamentais, pois ele quantifica o erro na solução do sistema de equações. O resíduo mede o desequilíbrio local de uma variável conservada em cada volume de controle (AMSALLEM; ZHR; FARHAT, 2013). Os critérios de convergência do modelo foi um resíduo de 10^{-6} para todos os parâmetros menos k e ω no qual o resíduo foi de 10^{-4} .

A geração de malha consiste em decompor o volume total em elementos de volume menores aos quais o método de volume finito será aplicado para resolver o sistema de equações (BATISTA, 2023).

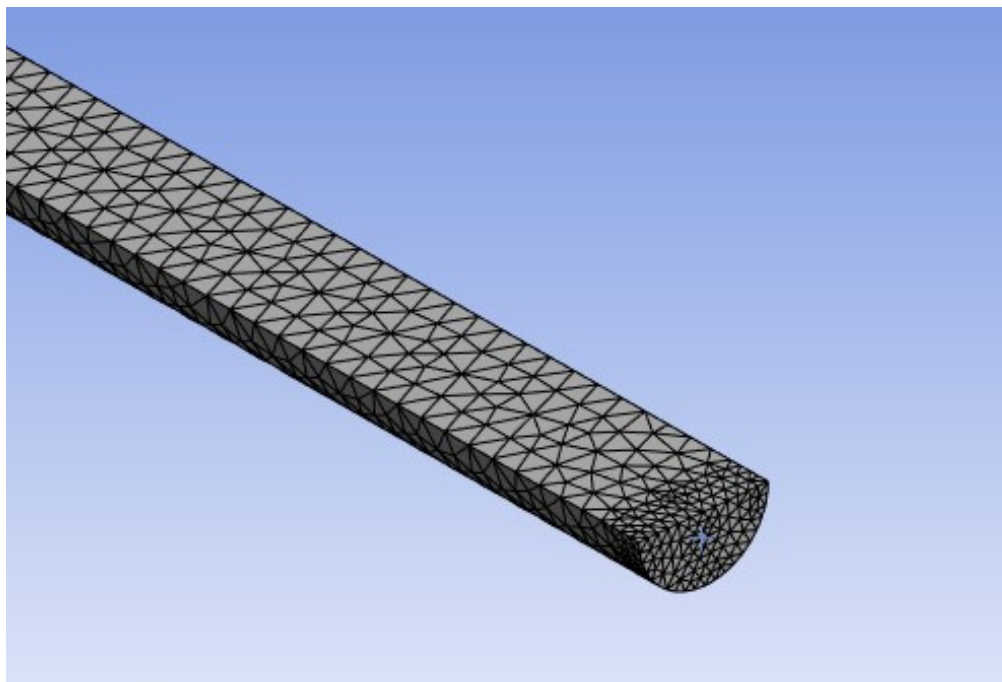
No presente trabalho essa etapa foi realizada com a ferramenta ANSYS Meshing. Como a geometria trabalhada consistia um microcanal com várias angulações, foram aplicados elementos tetraédricos visando maior adaptação ao modelo. Um refino especial na entrada e na saída da geometria também foi realizado visando maior precisão dos resultados nessa zona de interesse. A velocidade do fluido é prescrita na entrada. Podemos observar um exemplo da malha zig-zag na Figura 24 e um exemplo de malha reta na Figura 25. O estudo de independência de malha e número de elementos foram explicados no capítulo sobre metodologia do estudo numérico.

Figura 24 - Exemplo de malha zig-zag utilizada para testes



Fonte: Autor.

Figura 25 - Exemplo de malha reta utilizada para testes



Fonte: Autor.

4. METODOLOGIA

4.1. METODOLOGIA PARA O MODELO DA QUEDA DE PRESSÃO

A metodologia de validação do modelo numérico foi conduzida em duas etapas. Inicialmente, o modelo analítico descrito na Seção 2.3.1 foi aplicado aos experimentos disponíveis, permitindo a comparação entre as perdas de carga experimentais e teóricas. Subsequentemente, o modelo numérico foi ajustado para os mesmos experimentos, e os resultados numéricos foram comparados aos experimentais. Dessa forma, os erros totais dos dois modelos foram comparados e analisados

4.1.1. Metodologia comparação experimental e modelos

Com o objetivo de validar o modelo teórico de queda de pressão, e verificar as correlações que apresentam os melhores resultados, foram coletados os dados de experimentos em PCHEs já testados e publicados na literatura. São eles: Alvarez (2021), Cheng et al. (2020), Mylavarapu (2011) e Hulse (2020). Os estudos abordam canais retos e zig-zag, todos eles com seção transversal semicircular, além de diferentes fluidos de trabalho (água, ar, sCO₂ e hélio).

Na primeira comparação a seleção das correlações foi realizada priorizando as equações que melhor se adequavam aos parâmetros dos experimentos. Quando isso não era possível, foram escolhidas correlações próximas. Uma correlação de canais retos foi sempre utilizada como medida de referência na queda de pressão, independentemente do trocador utilizado.

Por motivos comparativos, as correlações foram aplicadas em todas as faixas de Reynolds independente de indicação. Foi desenvolvido um código em Python com auxílio da ferramenta Engineering Equation Solver (EES) para calcular os resultados teóricos dos estudos.

Os cálculos foram realizados a partir dos dados fornecidos nos estudos. Como cada experimento apresenta uma situação diferente, os termos usados para análise da queda de pressão total muda caso a caso, como exemplo, o estudo de Hulse (2020) mostra que os medidores de pressão foram posicionados de forma que a queda de pressão referente a tubulação e bocais pré trocador não fosse contabilizada. Para

resolver este problema, todos os cálculos desconsideram as parcelas não relacionadas à queda de pressão por atrito no núcleo. Isso é apropriado, pois o foco subsequente será o cálculo do fator de atrito do núcleo.

Para o experimento numérico, as geometrias experimentais foram adaptadas com o software SolidWorks 2016, o experimento de Cheng et al. (2020) foi descartado pela difícil modelagem numérica do fluido sCO₂. O domínio computacional, condições de contorno, softwares e modelos aplicados foram os mesmos aplicados no capítulo de modelo numérico para queda de pressão.

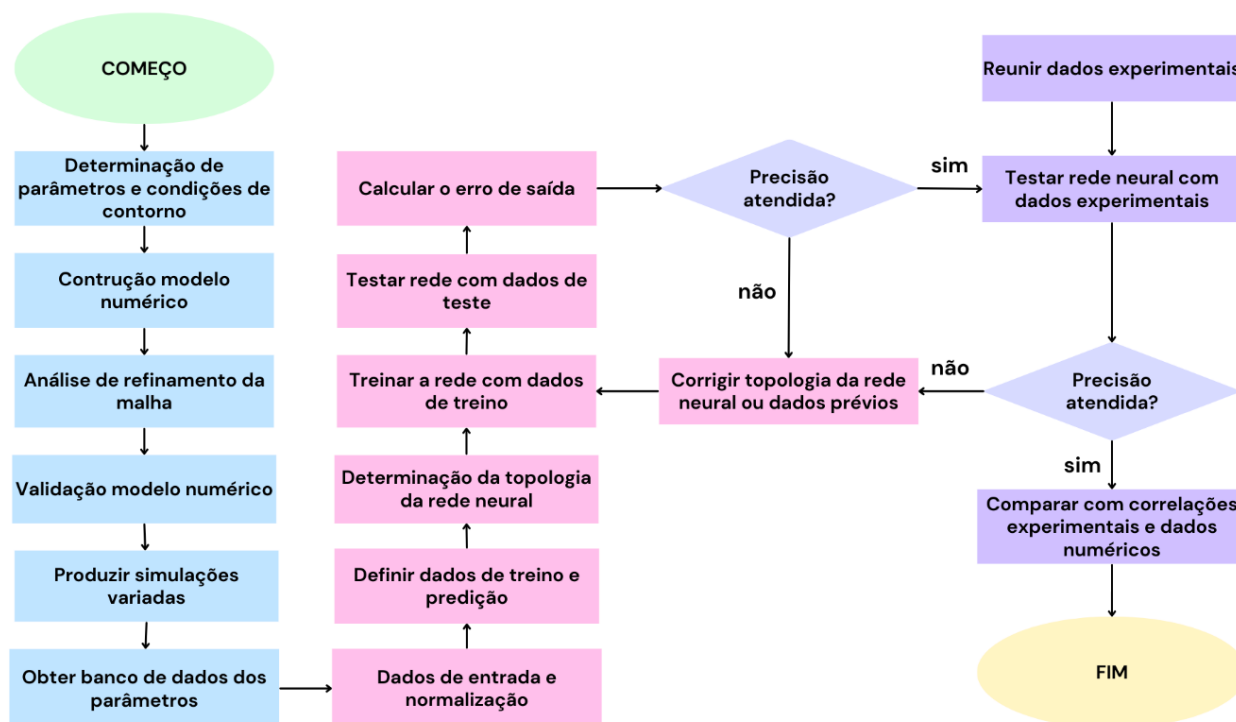
O modelo foi posteriormente simulado com as mesmas condições do experimento em uma série de números de Reynolds disponibilizados. Os resultados provenientes deste estudo foram então comparados diretamente com o teórico, tendo como objetivo a validação do modelo numérico para obtenção da perda de carga em PCHEs.

4.2. METODOLOGIA PARA REDE NEURAL

O objetivo desta seção é detalhar o processo metodológico utilizado para desenvolver uma rede neural capaz de prever a queda de pressão em PCHEs de canais zig-zag. A metodologia adotada engloba desde a realização de simulações numéricas para a geração de um banco de dados até a construção, treinamento e validação da rede neural. Um fluxograma dos processos que envolvem a metodologia pode ser observado na Figura 26, onde o azul representa o processo de simulação, o rosa a criação e o treinamento do banco de dados e o roxo o teste e a validação do mesmo.

Os parâmetros que foram considerados na simulação, para alimentar a rede neural, foram: ângulo do canal, passo, diâmetro, fluido e vazão, tendo como objetivo ter como dado de saída o fator de atrito.

Figura 26 - Fluxograma metodológico



Fonte: Autor.

De maneira mais detalhada a metodologia apresentada neste trabalho apresenta os seguintes passos:

- 1) Desenvolvimentos do modelo numérico para o microcanal zig-zag, com diferentes geometrias, diâmetros hidráulicos e passos e fluidos;
- 2) Realizar análise de refinamento de malha para os modelos;
- 3) Efetuar simulações com todas as geometrias e variações com diferentes fluidos de trabalho e número de Reynolds, assim obtendo o banco de dados;
- 4) Organizar banco de dados e definir dados de validação e treino;
- 5) Implementar uma rede neural, realizando os devidos ajustes caso necessário;
- 6) Avaliar desempenho da rede com dados de validação numéricos e experimentais;
- 7) Identificar possíveis causas de discrepância entre dados de saída da rede neural e experimentais;
- 8) Estudar a viabilidade de utilização do modelo para predição de queda de pressão em trocadores de calor zig-zag.

Uma descrição mais detalhada de cada uma das etapas será realizada nas próximas subseções deste capítulo.

4.1. CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES NUMÉRICAS

O presente estudo analisa um alta variedade de configurações de escoamento, com diferentes ângulos, diâmetros de canal, passos, fluidos e número de Reynolds. O quadro a seguir apresenta os valores adotados no estudo:

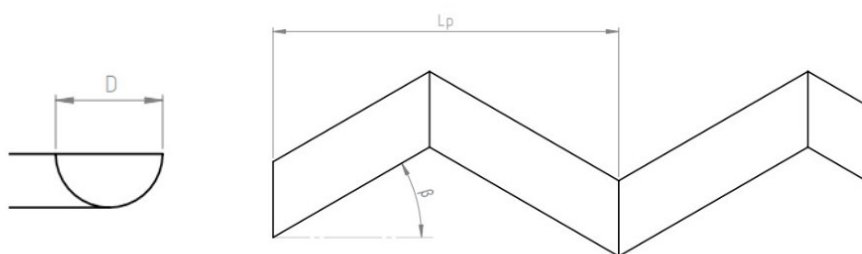
Quadro 1 - Parâmetros de escoamento

Ângulo - β	Diâmetro Hidráulico - D (mm)	Passo - L_p (mm)	Número de Reynolds - Re	Fluidos	Comprimento total do canal (mm)
0° - 10° - 20° - 30° - 40° - 50°	1 - 2 - 3	5 - 15 - 25	50 a 30000	Água - Ar	400 a 405

Fonte: Autor.

Com exceção do ângulo (β) de 0° que não tem passo a ser alterado e assim foi testado apenas com variação de diâmetros (D): 1 mm, 2 mm e 3 mm. Todas as outras angulações foram testadas com os passos (L_p) de 5 mm, 15 mm e 25 mm, e todas as combinações entre passos e angulações foram testadas com os diâmetros citados anteriormente. Gerando assim 48 diferentes geometrias. A Figura 27 mostra a correspondência de cada parâmetro na geometria.

Figura 27 - Parâmetros geométricos

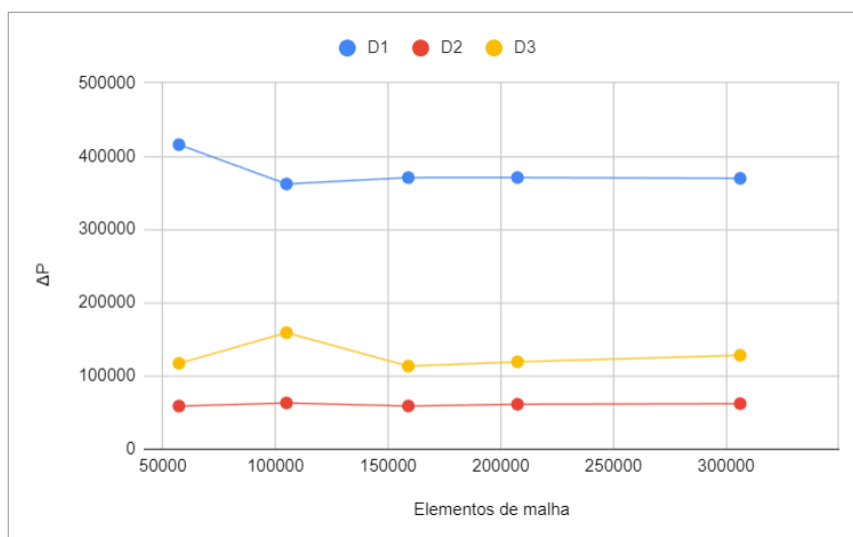


Fonte: Autor.

Cada geometria foi simulada com água líquida e ar com 85 diferentes Reynolds variando de 50 a 30000, sendo 24 deles no regime laminar e 61 em regime turbulento ou de transição. Em regime laminar

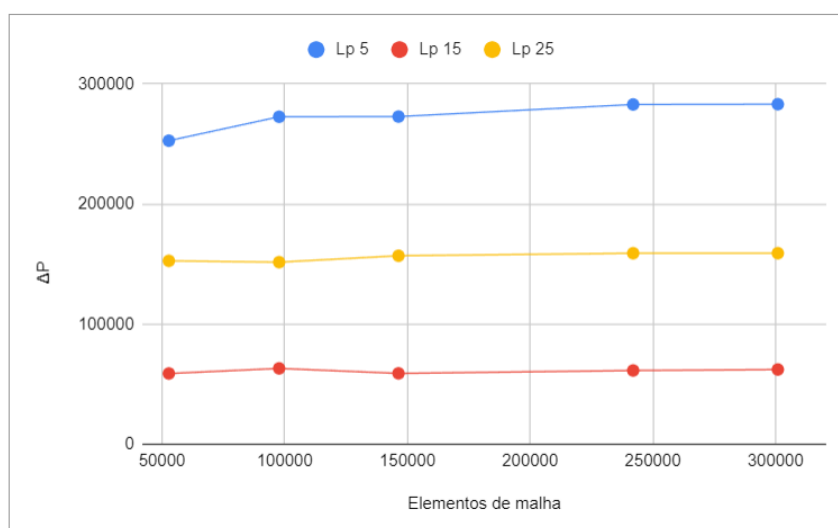
Para o teste de independência de malha foram selecionadas um subconjunto representativo de 9 canais, abrangendo todos os diâmetros, todos os passos e 3 ângulos (10°, 30° e 50°). A partir disso foram executadas 5 simulações com diferentes densidades de malha. Essas simulações podem ser observadas nos gráficos apresentados nas Figuras 28, 29 e 30.

Figura 28 - Estudo de independência de malha (D)



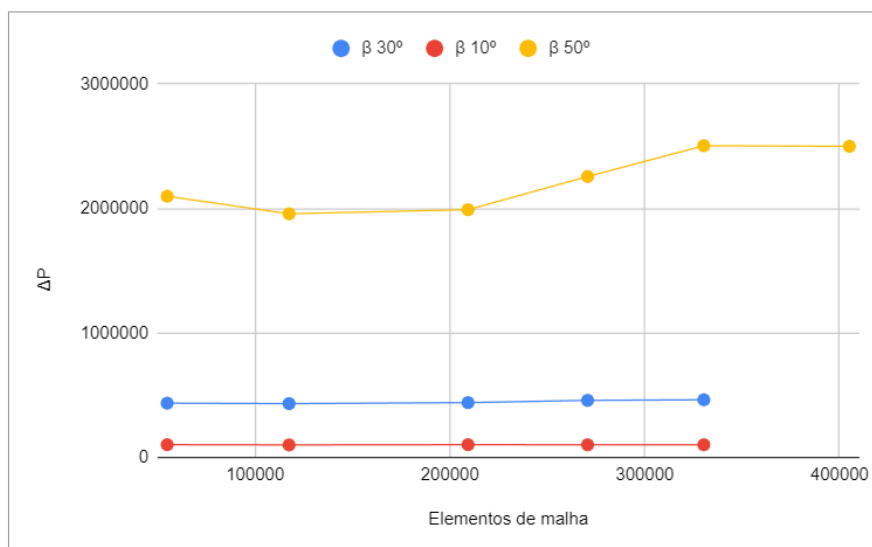
Fonte: Autor.

Figura 29 - Estudo de independência de malha (Lp)



Fonte: Autor.

Figura 30 - Estudo de independência de malha (Beta)



Fonte: Autor.

Com base nas Figuras 28 e 29 podemos perceber uma estabilização na malha para todas as geometrias em cerca de 200000 a 250000 elementos, assim usaremos 250000 que nos assegura uma convergência correta poupando recurso computacional. O mesmo número de elementos é válido para angulações de até 30°, ver Figura 30. Entretanto, a angulação de 50° necessitou de mais elementos para estabilização, sendo assim para os ângulos 40° e 50° usaremos uma malha com 350000 elementos.

O domínio computacional, condições de contorno, softwares e modelos aplicados foram os mesmos aplicados no capítulo de modelo numérico para queda de pressão. Esses foram parametrizados e então aplicados a todas as geometrias, resultando em um banco de dados numérico com cerca de 8000 pontos.

4.2. ORGANIZAÇÃO DO BANCO DE DADOS

Com o banco de dados numéricos, foram obtidos: fluido de trabalho, Re , D , β , L_p , L_t e ΔP (comprimento total do microcanal), para maior generalização do estudo devemos tratar esses dados para que a rede neural abranja o maior número de casos. Assim, os dados que foram utilizados no banco de dados de treinamento são: fluido de trabalho, Re , β , L_p/D e f_f . O número de Reynolds pode ser obtido pela Equação (6), o f_f pode ser isolado na Equação (12) e L_p/D é a razão simples do passo pelo diâmetro,

para canais retos o passo foi considerado como comprimento total do canal. Um fragmento do banco de dados pode ser observado no Quadro 2.

Quadro 2 - Fragmento do banco de dados

Re	Water	Air	Lp/D	B	Ff
2100	1	0	400	0	0.011188314868
7000	1	0	200	0	0.007876886548
2700	1	0	133.33	0	0.010663346198
2000	0	1	400	0	0.006838748036
28000	0	1	133.33	0	0.005737540320

Fonte: Autor.

A princípio a rede neural será submetida a todos os dados obtidos, se detectado problemas de *overfitting* o número de dados pode ser ajustado para melhor adaptação. Lembrando que *overfitting* acontece quando a rede decora os dados, não sendo capaz de generalizar.

4.3. IMPLEMENTAÇÃO DA REDE NEURAL ARTIFICIAL

Para a implementação da ANN foi utilizado a linguagem de programação Python, essa linguagem fornece bibliotecas eficazes no desenvolvimento de modelos ML, tal como a biblioteca de código aberto TensorFlow, utilizada neste trabalho, que se destaca pela simplicidade e aplicabilidade em uma ampla variedade de tarefas. Para leitura e manipulação dos dados foram utilizadas as bibliotecas Pandas e Scikit-learn.

A rede neural foi construída com a arquitetura de redes Multilayer Perceptrons (MLP), caracterizada por possuir uma camada de entrada que recebe os dados, uma camada de saída que apresenta a previsão com base nas entradas e camadas ocultas que devem ser duas ou mais, cada camada possui um número arbitrário de neurônios. Foram construídos 4 modelos de arquitetura que podem ser visualizados no Quadro 3, os modelos serão posteriormente comparados e selecionados. A determinação das arquiteturas se basearam nos estudos de Saeed et al. (2024), Jin et al. (2022) e Saeed et al. (2021). A função de ativação ReLU foi selecionada para os modelos, devido a suas propriedades não lineares, que descrevem melhor a fluidodinâmica do escoamento. A função de custo selecionada foi o erro médio absoluto, pois diferente do erro médio absoluto, facilita na comparação de pequenos valores.

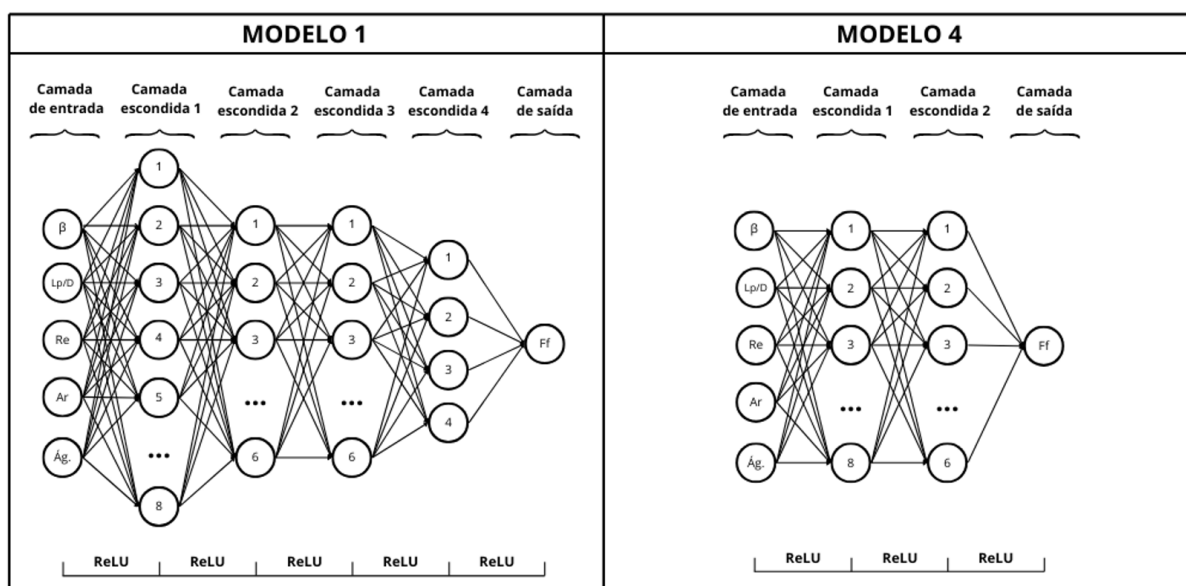
Quadro 3 - Modelos de arquitetura

	Camada 1	Camada 2	Camada 3	Camada 4
Modelo 1	8	6	6	4
Modelo 2	6	4	3	--
Modelo 3	4	4	3	--
Modelo 4	8	6	--	--

Fonte: Autor

Para mais clara compreensão do modelo de arquitetura, o modelo 1 e 4, estão demonstrados na figura a seguir.

Figura 31 - Exemplo de arquiteturas



Fonte: Autor.

O conjunto de dados foi dividido em validação e treinamento, sendo 85% para treinamento e 15% para validação (SAEED et al., 2021). Essa amostragem garante a aprendizagem generalizada do modelo, assegurando o desempenho quando aplicada em novos dados. Para o ciclo de aprendizado foram definidas 1000 épocas (valor arbitrário que pode ser alterado dependendo da convergência) e um tamanho de lote de 1 (padrão do modelo). Como já explicado anteriormente lote é a maneira que os dados são divididos e época é a passagem completa pelo conjunto de treinamento.

Para garantir a repetibilidade dos dados foi estabelecida a *seed* (semente) 42. A *seed* é um valor inicial fornecido ao gerador de números aleatórios que controla a inicialização dos pesos das conexões na rede neural, bem como a amostragem de dados durante o treinamento. Sem uma *seed* definida, diferentes execuções do

mesmo modelo com os mesmos dados podem produzir resultados variáveis devido à natureza aleatória dos algoritmos de aprendizado de máquina. Portanto, ao defini-la podemos garantir que os experimentos sejam replicáveis, permitindo que outros pesquisadores verifiquem os resultados e que ajustes nos hiperparâmetros ou na arquitetura da rede possam ser comparados de maneira justa e precisa (BURKOV, 2020).

4.4. VALIDAÇÃO E TESTES

Assim como para treinamento, foi utilizado o critério de erro médio absoluto para os dados de validação. O primeiro conjunto de validação previamente dividido (80% dos dados) foi utilizado para comparar a capacidade da rede em prever dados numéricos, também analisando o overfitting ao comparar o desempenho em treinamento e na validação.

Um segundo conjunto de validação (20% dos dados) também foi testado, esse apresentou dados provenientes de simulações numéricas de ângulos intermediários, não presentes no treinamento da inteligência artificial, com o objetivo de validar a rede na previsão de qualquer ângulo.

Também foi utilizado um banco de dados experimentais formulado a partir dos estudos de Alvarez (2021) e Hulse (2020). Os estudos de Mylaravapu (2011) e Cheng et al. (2020) não foram utilizados por usarem fluidos de trabalho que não foram estudados. O banco de dados forneceu as entradas para a rede neural, e então a saída fornecida pela rede neural foi comparada com a saída esperada.

Com esses procedimentos, será possível avaliar de maneira abrangente a precisão da rede neural desenvolvida, garantindo que ela seja capaz de fornecer previsões confiáveis para diversos cenários, geometrias e condições operacionais.

5. RESULTADOS

5.1. COMPARAÇÃO DO MODELO NUMÉRICO E TEÓRICO

A partir dos dois modelos apresentados no capítulo de modelo teórico, será desenvolvido nessa seção a comparação entre os dados analíticos e experimentais, seguidos da comparação entre o modelo teórico e numérico e suas justificativas.

5.1.1. Comparação experimental e analítico

Os resultados apresentados por Hulse (2020) mostraram 72 testes para o mesmo trocador de calor de canais retos, como as vazões se mantinham as mesmas de nove em nove experimentos, a queda de pressão apresentou uma variação mínima no ramal frio de mesma vazão, independente de outros parâmetros.

Logo, foram selecionadas 8 vazões que representam todo o conjunto de experimentos, em kg/s, são elas: 0,6095; 1,0384; 1,4733; 1,8719; 2,1132; 2,2586; 2,4633 e 2,5631. Que equivalem a Re de 482, 821, 1165, 1480, 1671, 1786, 1948 e 2027.

As correlações que foram aplicadas para comparação foram a Equação (10), para escoamento laminar completamente desenvolvido, Seo et al. (2015) Equação (25), Filonenko Equação (22), Blasius Equação (23) e Berbish et al. (2011) Equação (24), que apesar de ser uma correlação feita para ar, será aplicada para comparação. Os pontos de dados foram separados por faixa de Reynolds. Abaixo é possível observar o erro médio para as correlações estudadas.

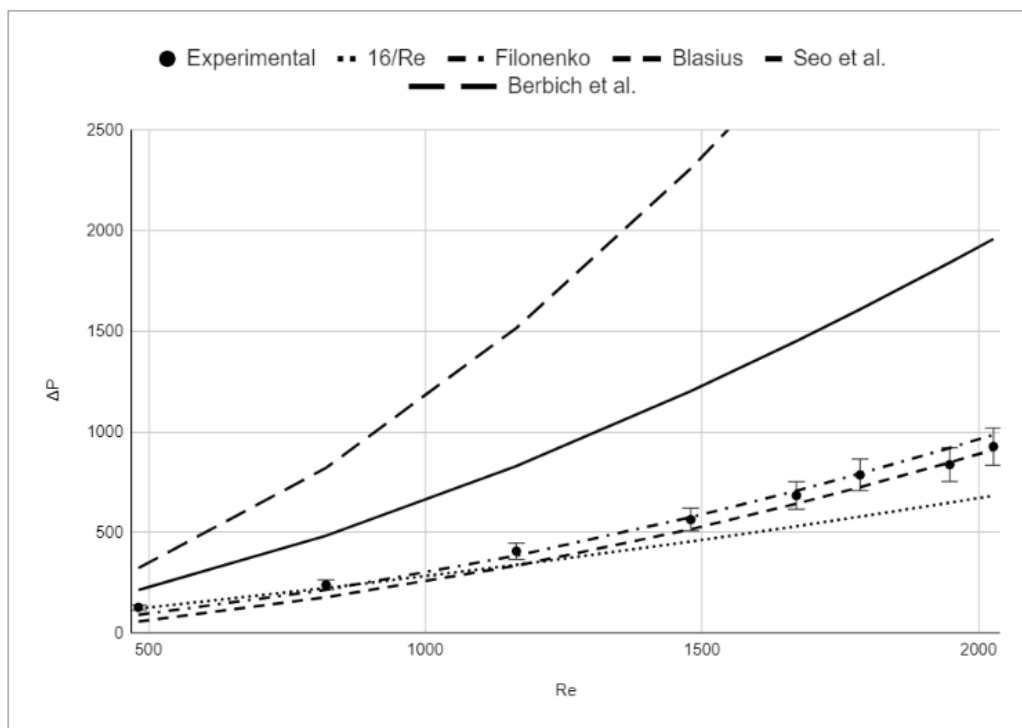
Tabela 7 - Erro médio por faixa de Re de cada correlação para o estudo de Hulse (2020)

	Erro médio (por faixa de Re)		
	400-1200	1201 - 1700	1701 - 2100
16/Re	-9,36%	-22,68%	-24,45%
Filonenko	-14,91%	2,13%	8,09%
Blasius	-32,74%	-7,42%	-0,21%
Seo et al.	90,93%	109,99%	115,59%
Berbich et al.	222,30%	311,54%	339,14%

Fonte: Autor.

Na Figura 32 podemos observar um gráfico com as correlações aplicadas. Para comparação, o gráfico apresenta barras de erro com valor de 10% para mais e para menos.

Figura 32 - Gráfico comparativo para o estudo de Hulse (2020)

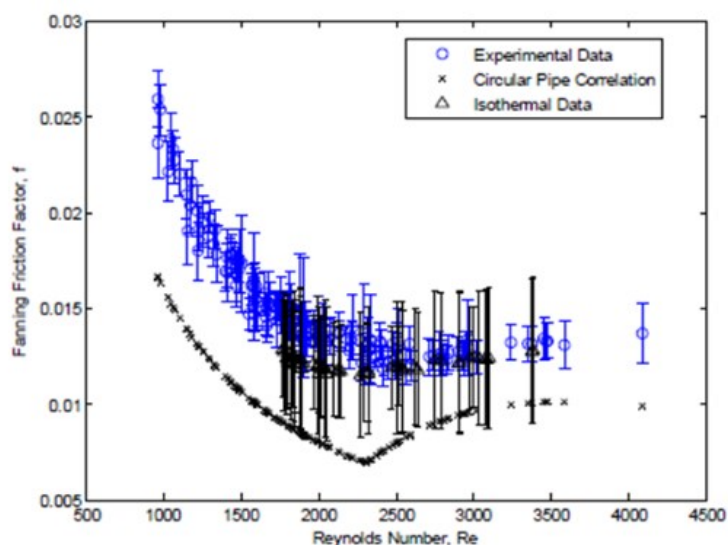


Fonte: Autor.

Observamos que nesse experimento a correlação que melhor descreve faixas mais baixas de Reynolds é a Equação (10), feita para situações de regime laminar e escoamento completamente desenvolvido. Faixas medianas foram bem descritas pela equação de Filonenko e a equação de Blasius apresentou melhora com o aumento do Reynolds, tal informação é coesa, pois essa correlação foi criada para uma maior faixa de Reynolds. As equações de Berbish et al. (2011) e Seo et al. (2015) não apresentaram bom resultado, apresentando erros maiores que 100%. Para Berbish et al. (2011) uma hipótese para o erro elevado é a mudança no fluido de trabalho e a faixa de Re muito inferior à indicada. O alto erro na correlação de Seo et al. (2015) é inesperado, pois ela foi estipulada para canais retos, semicirculares com fluido de trabalho água, assim como o experimento de Hulse (2020), e tem faixa indicada de Re compatível com a primeira faixa estudada.

O estudo de Mylaravapu (2011), de canais retos, não apresentou os resultados finais de queda de pressão, ao invés disso mostrou um gráfico de fator de atrito de Fanning por Reynolds, que pode ser observado na Figura 33. A partir do gráfico foram retirados uma amostragem de 11 fatores de atritos, esses foram separados em 5 faixas de Reynolds.

Figura 33 - Fator de atrito por Reynolds (Mylavarapu)



Fonte: Mylaravapu (2011).

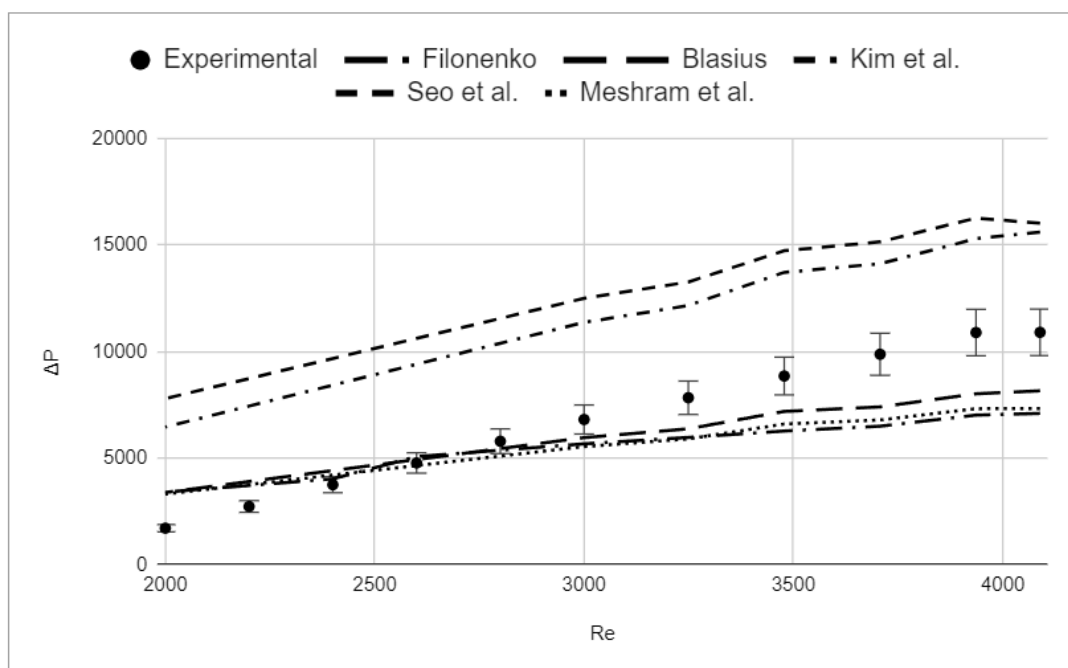
Para análise desse experimento as correlações utilizadas foram as de Filonenko Equação (22), Blasius Equação (23), Kim et al. (2009) Equação (27), Meshram et al. (2016) Equação (28) e Seo et al. (2015) Equação (25). A Tabela 8 mostra o erro relativo das correlações em cada Re aplicado e a Figura 34 apresenta graficamente essas equações comparando com os pontos experimentais.

Tabela 8 - Erros relativos correlações em cada Re para Mylaravapu

Re	Filonenko	Blasius	Kim et al.	Seo et al.	Meshram et al.
3601-4100	-34,87%	-25,51%	42,20%	49,87%	-32,25%
3201-3600	-29,02%	-20,78%	51,06%	63,05%	-27,10%
2801-3200	-15,92%	-12,35%	67,13%	84,09%	-18,44%
2401-2800	2,10%	5,04%	100,27%	126,56%	-0,82%
2000-2400	47,43%	52,79%	191,27%	244,03%	47,76%

Fonte: Autor.

Figura 34 - Gráfico comparativo correlações e experimental Mylavarapu



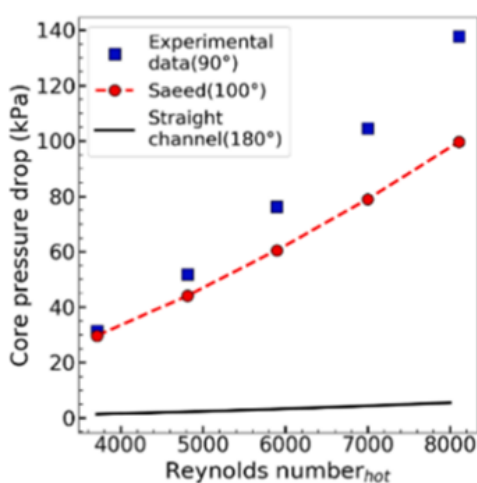
Fonte: Autor.

Na Figura 34 a barra de erro indica um erro de 10% para mais e para menos, como comparação. Podemos observar que a equação que melhor se adaptou ao estudo ao longo de todos os Re selecionados foi a Blasius Equação (23). A equação de Filonenko Equação (22) não apresentou bons resultados como no estudo de Hulse, a não ser para as menores faixas de Reynolds. As correlações de Kim et al. (2009) e Seo et al. (2015) superestimaram o experimento em mais de 50% para todas as faixas. E a equação de Meshram et al. (2016) também apresentou boa adaptação em faixas intermediárias de Reynolds.

Alvarez (2021) conduziu dois testes em um Trocador de calor soldado por difusão com canais zig-zag, o primeiro utilizando água-água e o segundo água-ar. Para o estudo com água-água, a queda de pressão é apresentada na Figura 35. Utilizando a ferramenta WebPlotDigitalizer, foram extraídos os números de Reynolds, sendo eles 3917, 5005, 6093, 7181 e 8262, e a queda de pressão para cada caso. As correlações aplicadas foram as de Nikitin et al. (2006) Equação (45), Ngo et al. (2007) Equação (49) e a equação de Saeed et al. (2020) também aplicada por Alvarez em seu trabalho, desenvolvidas para canais em zig-zag, e a de Filonenko et al. Equação (22), desenvolvida para canais retos.

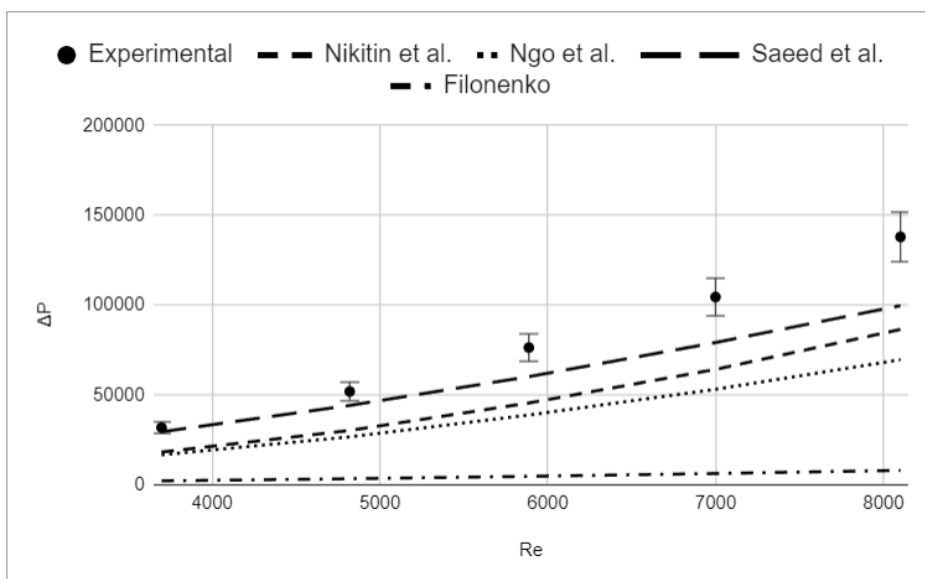
Apesar das duas primeiras equações terem sido desenvolvidas para dióxido de carbono supercrítico ($s\text{CO}_2$), elas são adequadas para o intervalo de Reynolds estudado por Alvarez (2021). Essas equações foram utilizadas devido à ausência de correlações específicas para água como fluido de trabalho em ângulos de zig-zag semelhantes. A equação de Filonenko et al. foi usada para comparação com canais retos. Os resultados são mostrados no gráfico da Figura 36 e o erro relativo está apresentado na Tabela 9.

Figura 35 - Resultados de queda de pressão (água-água)



Fonte: Alvarez et al. (2021, p. 81).

Figura 36 - Gráfico comparativo correlações e experimental Alvarez (2021) água-água



Fonte: Autor.

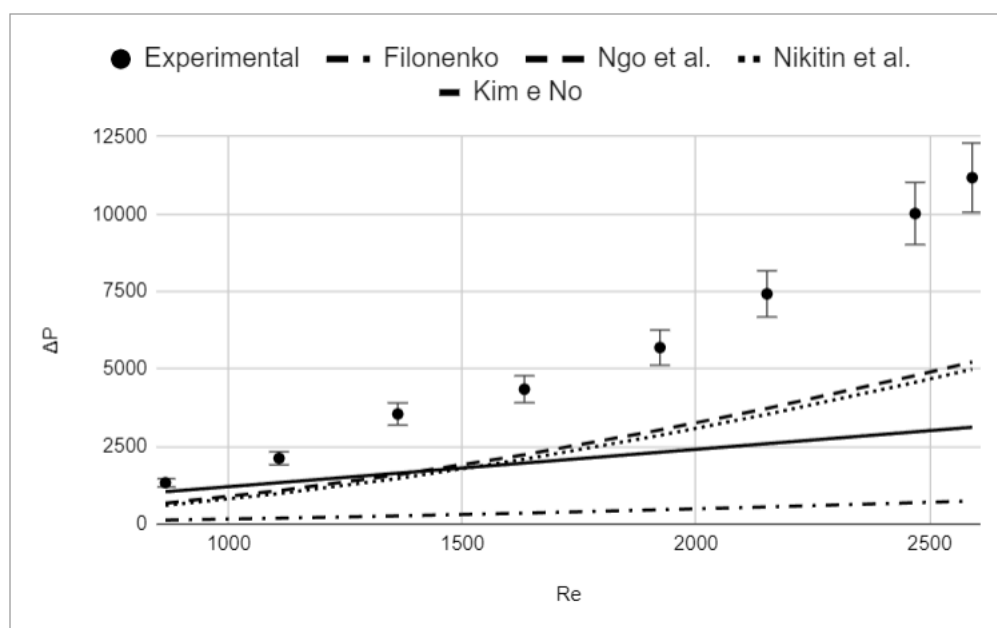
Tabela 9 - Erros relativos correlações em cada Re para Alvarez (2021) água-água

Re	Experimental	Nikitin et al.	Ngo et al.	Filonenko	Saeed et al.
3917	31818	-42,74%	-47,54%	-93,14%	-7,32%
5005	51914	-41,77%	-48,64%	-93,58%	-14,93%
6093	76364	-40,39%	-49,16%	-93,85%	-21,19%
7181	104498	-38,54%	-49,14%	-94,01%	-24,26%
8269	137990	-37,33%	-49,57%	-94,19%	-27,73%

Fonte: Autor.

Para o estudo com ar-água, as correlações utilizadas foram as de Filonenko Equação (22), Ngo et al. (2007) Equação (49), Nikitin et al. (2006) Equação (45) e Kim e No (2013) Equação (48). A Tabela 10 e o gráfico na Figura 37, apresentados abaixo, mostram os resultados do experimento com água-ar.

Figura 37 - Gráfico comparativo correlações e experimental Alvarez (2021) água-ar



Fonte: Autor.

Tabela 10 - Erros relativos correlações em cada Re para Alvarez (2021) água-ar

Re	Experimental	Filonenko	Ngo et al.	Nikitin et al.	Kim e No
865	1332	-90,47%	-49,47%	-54,65%	-21,77%
1108	2121	-91,14%	-49,27%	-53,70%	-37,06%
1362	3550	-92,62%	-55,30%	-58,65%	-53,77%
1833	4351	-91,91%	-48,61%	-51,94%	-54,77%
1923	5693	-91,92%	-46,71%	-49,73%	-59,30%
2152	7426	-92,58%	-49,77%	-52,36%	-65,08%
2469	10019	-93,14%	-52,18%	-54,38%	-70,31%
2591	11175	-93,36%	-52,22%	-55,28%	-72,05%

Fonte: Autor.

Pode-se observar que ambos os gráficos apresentam uma barra de erro de $\pm 10\%$ para comparação. No estudo água-água, a correlação de Nikitin et al. obteve a melhor adaptação, com erros relativos inferiores a 45%. Como observado, os trocadores zig-zag apresentaram erros maiores em comparação aos canais retos. Isso pode ser atribuído à complexidade da previsão de PCHes zig-zag de alta angulação (no caso do estudo 45°), onde cada alteração de parâmetro impacta significativamente o resultado final.

No segundo estudo, com números de Reynolds mais baixos, as correlações também não apresentaram bons resultados. Quando se trata de geometria zig-zag, a maioria dos estudos e correlações são aplicáveis à sCO_2 , que, por ser um fluido supercrítico, não se compara bem a outros fluidos. Isso dificulta a generalização das equações para outros casos, mesmo que semelhantes em outros parâmetros.

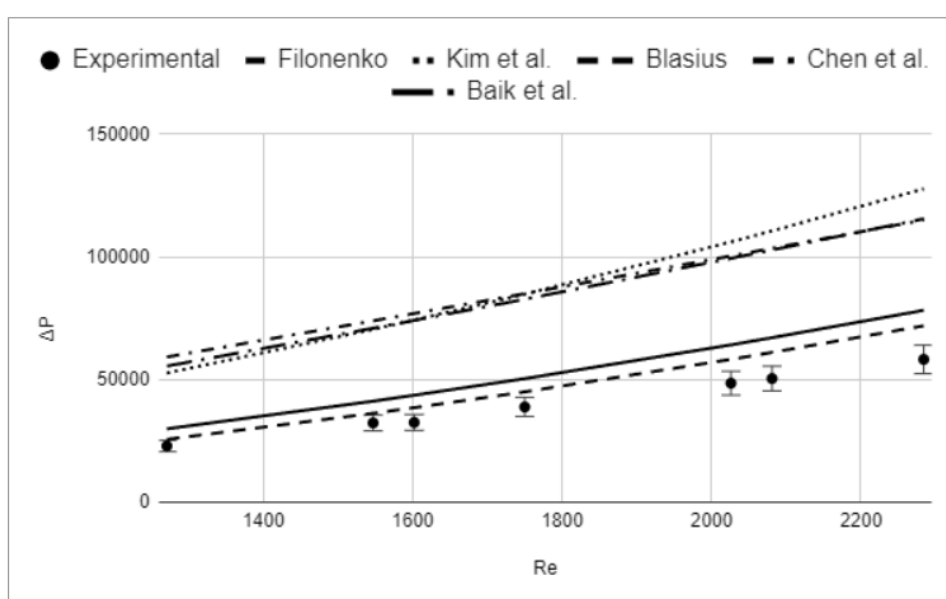
No estudo de Cheng et al. (2020), foram utilizadas as seguintes vazões do ramal de água: 0,69; 0,84; 0,87; 0,95; 1,10; 1,13 e 1,24. Essas vazões correspondem a números de Reynolds de 1271, 1547, 1602, 1750, 2026, 2081 e 2284, respectivamente. As correlações aplicadas a esse experimento foram as de Filonenko Equação (22), Blasius Equação (23), Kim e No (2013) Equação (48), Chen et al. (2016) Equação (46) e Baik et al. (2017) Equação (42). As duas primeiras correlações são para canais retos, enquanto as três últimas foram desenvolvidas para canais em zig-zag. A Tabela 11 mostra o erro de cada correlação em cada faixa de Reynolds. Já a Figura 38 representa graficamente as correlações aplicadas no experimento.

Tabela 11 - Erros relativos às correlações em cada Re para Cheng et al. (2020)

Re	Experimental	Filonenko	Kim et al.	Blasius	Chen et al.	Baik et al.
1271	22900	30,52%	129,86%	11,85%	158,44%	142,21%
1547	32300	27,44%	118,07%	12,11%	128,86%	119,55%
1602	32500	34,14%	128,44%	18,51%	136,67%	127,98%
1750	38800	29,79%	118,53%	15,90%	119,03%	113,19%
2026	48500	32,22%	118,74%	20,03%	106,95%	104,94%
2081	50400	33,03%	199,38%	21,11%	105,34%	103,98%
2284	58200	34,38%	119,49%	23,52%	97,65%	98,40%

Fonte: Autor.

Figura 38 - Gráfico comparativo correlações e experimental Cheng et al. (2020)



Fonte: Autor.

A partir dos resultados podemos observar que as correlações para canais reto tiveram melhor efeito que as zig-zag, o fato do experimento ser feito em um PCHE de pequena angulação pode ter influenciado nesses resultados. E apesar da correlação de Chen et al. (2016) ser desenvolvida para mesma angulação, ela não foi produzida para o mesmo fluido de trabalho, o que também pode ter interferido nos resultados.

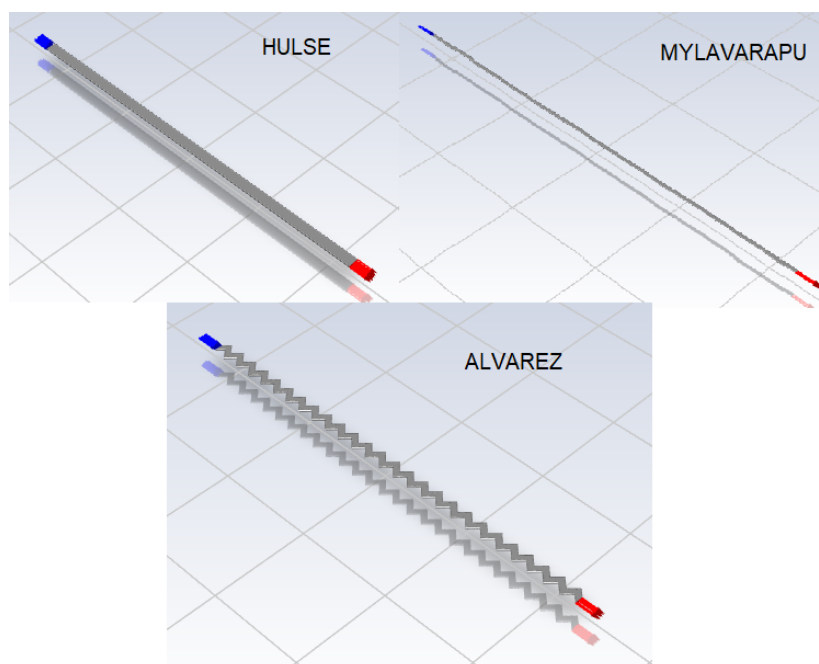
Como pode ser observado, o uso das correlações de fator de atrito, disponíveis na literatura para prever a queda de pressão, para os canais em zig-zag não teve bons resultados. Isto está relacionado com a variação do ângulo, do passo do canal e do fluido de trabalho. A maioria das correlações propostas não levam em consideração outros estudos, apenas os resultados do próprio trabalho.

Visando melhorar os resultados, foi empregado o uso de simulações numéricas para prever o comportamento do canal em zig-zag.

5.1.2. Comparação experimental e numérico

Para validação do modelo numérico, primeiramente ocorreu a adaptação dos experimentos ao modelo numérico - ver Figura 39. Os modelos baseados no experimento foram então simulados na mesma faixa de Reynolds do experimento.

Figura 39 - Adaptação computacional dos experimentos



Fonte: Autor.

O experimento de Hulse (2020) foi aplicado no modelo Laminar, e os resultados podem ser observados no Quadro 4.

Quadro 4 - Comparação numérico e experimental (Hulse)

Re	Experimental (Pa)	Numérico (Pa)	Erro (%)
482	128	156	+21,88%
821	240	304	+26,67%
1165	407	489	+20,15%
1480	564	674	+19,50%
1671	684	801	+17,11%
1786	786	945	+20,23%
1948	837	998	+19,24%

Fonte: Autor.

Já o experimento de Mylaravapu (2011) de canais retos, por ocorrer em regime turbulento, foi aplicado no modelo de turbulência K-omega. Os resultados são apresentados do Quadro 5.

Quadro 5 - Comparação numérico e experimental (Mylavarapu)

Re	Experimental (Pa)	Numérico (Pa)	Erro (%)
4089	10904	9324	-14,49%
3589	9267	8172	-11,82%
3478	8854	7658	-13,51%
3353	8486	7439	-12,34%
3249	7834	6983	-10,86%
2563	4689	4123	-12,07%
2123	2345	1998	-14,80%

Fonte: Autor.

Para o estudo de Alvarez (2021) dois testes foram realizados, no teste água-ar, parte das simulações foram realizadas com modelo laminar ($Re < 2000$) e parte com modelo K-omega ($Re > 2000$). Para testes água-água, todas as simulações foram aplicadas no modelo K-omega. Os Quadros 6 e 7 apresentando os resultados da comparação.

Quadro 6 - Comparação numérico e experimental (Alvarez, água-ar)

Re	Experimental (Pa)	Numérico (Pa)	Erro (%)
865	1332	949	-28,75%
1108	2121	1622	-23,53%
1362	3550	2693	-24,14%
1633	4351	3384	-22,22%
1923	5693	4183	-26,52%
2152	7426	8561	+15,28%
2469	10019	11842	+18,20%
2591	11175	13080	+17,05%

Fonte: Autor.

Quadro 7 - Comparação numérico e experimental (Alvarez, água-água)

Re	Experimental (Pa)	Numérico (Pa)	Erro (%)
3917	31818	37932	19,22%
5005	51914	58320	12,34%
6093	76364	89271	16,90%
7181	104498	117292	12,24%
8269	137990	157419	14,08%

Fonte: Autor.

Como podemos observar nos resultados, o modelo numérico apresenta bons resultados, com erros menores ou semelhantes ao modelo analítico. Logo, a simplificação de um canal se mostra uma alternativa viável para obtenção de uma estimativa da queda de pressão por atrito no núcleo no projeto de PCHEs.

Com o objetivo de melhorar os resultados, foi empregado o uso de simulação numérica e de rede neural artificial para prever o comportamento da queda de pressão do fluido em um canal zig-zag. O estudo de Cheng et al. (2020) não foi aplicado pela grande variação das propriedades em dependência da temperatura, dificultando a aplicação em simulações de apenas um canal.

5.2. RESULTADOS REDE NEURAL ARTIFICIAL

Para a aplicação da rede neural, foi gerado um banco de dados com 8000 registros utilizando o modelo numérico apresentado, variando-se angulação, passo,

diâmetro e fluido de trabalho. Deste banco de dados, 85% foi utilizado para treinamento e 15% para validação, sendo denominado banco de dados numéricos 1.

Este capítulo apresenta uma análise detalhada dos resultados obtidos a partir de três conjuntos de dados distintos. Primeiro, o banco de dados numérico 1, que consiste nos dados de validação utilizados durante o treinamento da rede neural. Em seguida, o banco de dados numérico 2, criado com valores intermediários e extrapolativos que a rede neural não havia usado antes, contendo 1000 pontos de dados. Por último, o banco de dados experimental, composto por dados obtidos através de experimentos reais (trabalhos de Hulse 2020 e Alvarez 2021). Esta estrutura permite avaliar o desempenho da rede neural em diferentes contextos, examinando sua capacidade de generalização e precisão de maneira geral.

5.2.1. Banco de dados numérico 1 e 2

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos a partir do banco de dados numérico 1, que consiste nos dados de validação utilizados durante o treinamento da rede neural. A maior parte dos ajustes de parâmetros e hiperparâmetros foi realizada com base neste conjunto de dados, pois esse é o conjunto inicial da rede neural.

Durante o treinamento da rede neural artificial, foram testados quatro modelos diferentes de arquitetura da rede. Esses modelos apresentaram os seguintes resultados (para os bancos de dados iniciais) em termos de erro mínimo, erro máximo e erro percentual médio absoluto (MAPE – *Mean Absolute Percentage Error*), o MAPE foi utilizado pela intuitividade na interpretação e pela sensibilidade a erros relativos conforme mostrado no quadro abaixo. Lembrando que os parâmetros usados para cada modelo foi apresentado na metodologia.

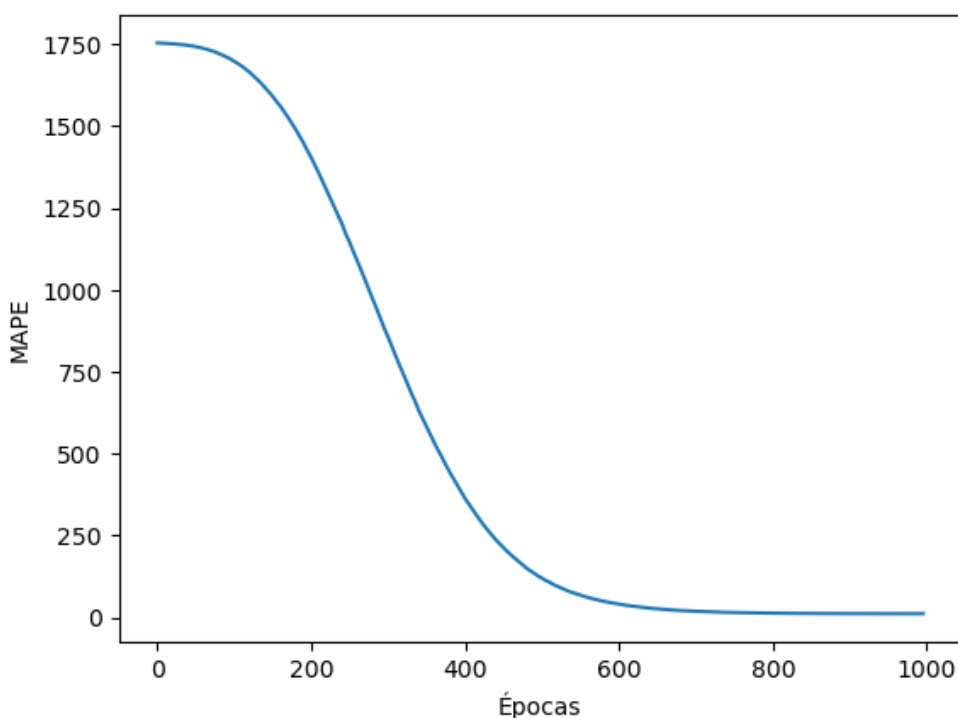
Quadro 8 - Erros e MAPE para Banco 1

	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
ERRO MÁXIMO	29,0%	37,9%	31,6%	25,1%
ERRO MÍNIMO	-12,7%	-4,3%	-6,8%	-11,5%
MAPE	15,4%	13,4%	11,4%	13,2%

Fonte: Autor.

A arquitetura que mostrou melhor adaptação foi a 3, apresentando o menor MAPE, apesar disso seus erros máximos e mínimos não foram os mais próximos de 0. O gráfico da Figura 40 ilustra o MAPE em função do número de épocas para o modelo 3, demonstrando que o erro se manteve constante a partir de aproximadamente 700 épocas. Assim, essa quantidade de épocas é a mais relevante para seu treinamento.

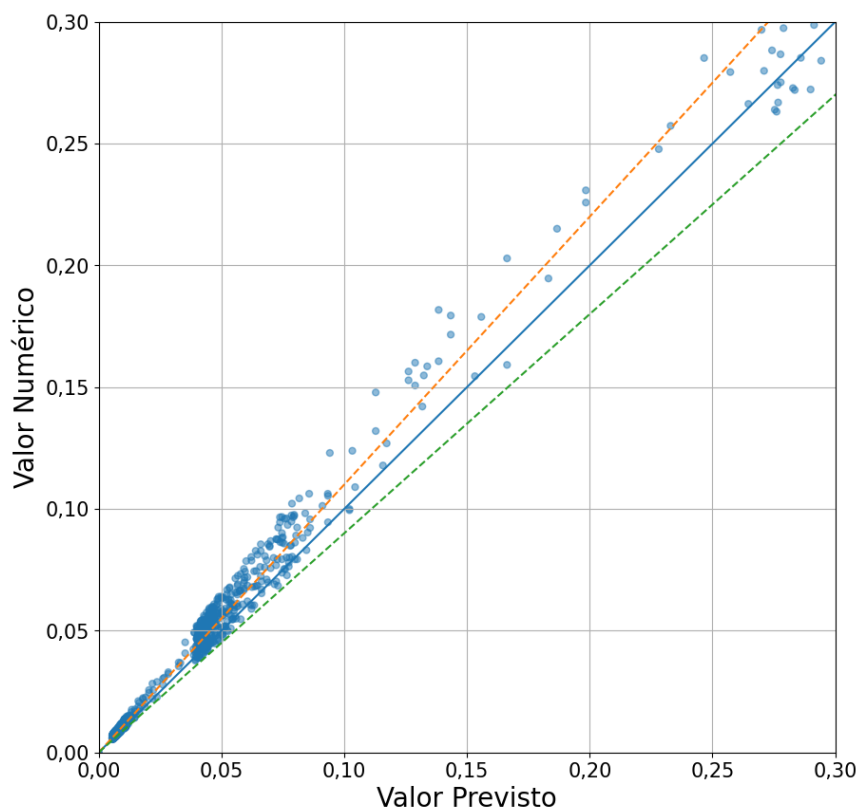
Figura 40 - MAPE em função das épocas (Banco 1)



Fonte: Autor.

Na Figura 41 também é possível observar um gráfico comparando o fator de atrito previsto com o real (resultado da simulação numérica). As linhas pontilhadas no gráfico indicam um erro de 15%.

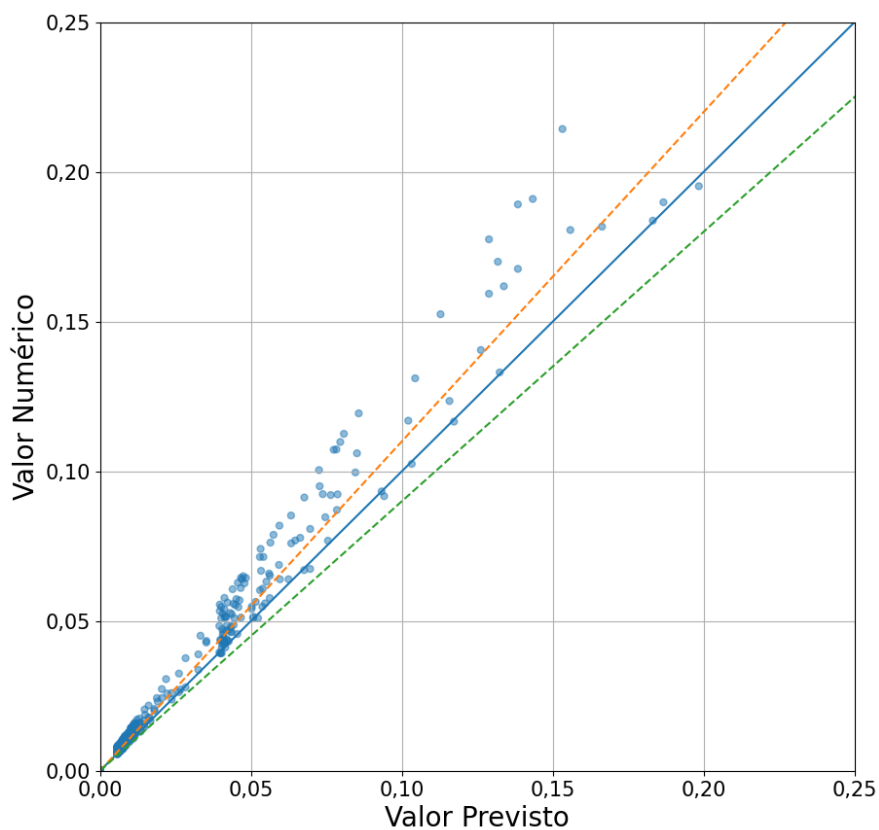
Figura 41 - Fator de atrito previsto x real (resultado da simulação numérica- Banco 1)



Fonte: Autor.

Em seguida, empregando o modelo 3, foi utilizado um segundo banco de dados com dados intermediários e extrapolações para testar a rede neural em situações fora do conjunto de treinamento original. Exemplos incluem Re acima de 30000, diâmetros entre 1 e 2 mm, ângulos médios entre os testados (5° , 15° , 25° , 35° e 45°), e diferentes passos (10 mm e 20 mm). Para esse banco de dados, o modelo 3 gerou o gráfico de valores reais contra previstos mostrado na Figura 42.

Figura 42 - Fator de atrito previsto x real (Banco 2)



Fonte: Autor.

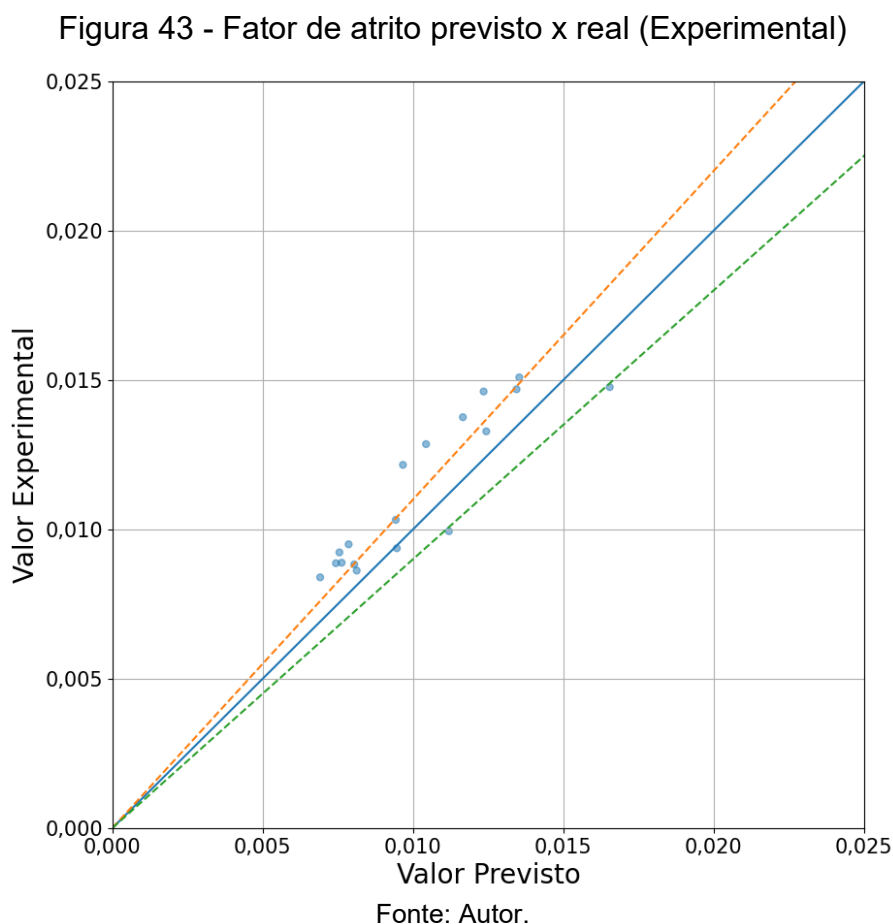
Para esse caso, o MAPE foi de 18,5%, com erro máximo de 33,8% e erro mínimo de -4,4%. Apesar do aumento no MAPE, a rede neural ainda demonstrou boa capacidade de previsão, adaptando-se bem mesmo a casos nunca antes previstos. Vale ressaltar que os maiores erros foram para números de Reynolds maiores que 30000, faixa que não foi utilizada para treinar a rede neural. Como sugestão para trabalhos futuros, está o estudo de maiores números de Reynolds para treinar a rede.

5.2.3. Banco de dados experimental

O último banco de dados utilizado na rede neural foi composto por dados experimentais disponíveis na literatura, sendo este teste fundamental para analisar a aplicabilidade prática do estudo em projetos reais de trocadores de calor de circuito impresso.

Para os experimentos que apresentaram queda de pressão total, foi estimado a queda de pressão por atrito no interior do canal com base no modelo teórico apresentado. Para os casos que já forneciam fator de atrito, este foi utilizado.

No total, foram utilizados 7 pontos do trabalho de Hulse (2020) e 13 pontos dos experimentos de Alvarez (2021). O estudo de Cheng et al. (2020) e Mylavarapu (2011) não foram aplicáveis devido ao uso de fluidos que não estavam presentes no conjunto de treinamento da rede neural (gás hélio e sCO₂, respectivamente). A Figura 43 mostra o fator de atrito real versus o previsto.



A aplicação dos estudos experimentais na rede neural resultou em um erro máximo de 39,3%, um erro mínimo de -13,8%, e um MAPE de 19,3%. Apesar de um MAPE maior do que nos casos anteriores, a rede neural ainda demonstrou maior precisão na previsão em comparação com correlações simples, e seus resultados foram similares aos do estudo numérico, com um erro mínimo menor do que o apresentado pelo modelo CFD. Mostrando, que esta metodologia, e a rede neural desenvolvido, é uma alternativa viável para prever o fator de atrito de canais de trocadores pche com caminhos em zig-zag, para diferentes ângulos, passo, números de Reynolds e fluidos de trabalhos. Como trabalhos futuros, sugere-se desenvolver

uma correlação para o fator de atrito, com base nos resultados encontrados pelo treinamento da rede neural.

6. CONCLUSÃO

Neste estudo, foram calculadas as quedas de pressão de 48 geometrias de canais em zig-zag, cada uma com diferentes parâmetros geométricos, utilizando simulações no software ANSYS FLUENT. Os dados gerados serviram para treinar uma rede neural artificial, cuja aplicação foi avaliada em comparação com resultados numéricos e experimentais. As seguintes conclusões foram obtidas a partir do estudo:

- O fator de atrito de canais de PCHE podem ser previstos com precisão e rapidez utilizando o modelo de rede neural artificial proposto. O erro de previsão do fator de atrito variou entre MAPE de 14,7%, variando de 39% a -13% quando levado em conta os três bancos de dados de teste;
- Ao avaliar o modelo, apenas na previsão dos dados numéricos, a rede neural demonstrou boa precisão e maior rapidez no cálculo. Para esse modelo o MAPE foi de 11,4%, com erro mínimo de -6,8% e máximo de 31,6%. O modelo de rede neural desenvolvido elimina a necessidade de geração de malha e tempo de processamento que é necessário no uso de simulações CFD quando se estima o fator de atrito de um canal.
- Embora o modelo atual tenha sido treinado apenas com dados de geometrias limitadas (diâmetros hidráulicos entre 1 e 3 mm, angulações entre 0° e 50°, passos entre 5 e 25 mm, e números de Reynolds (Re) entre 50 e 30000), a adimensionalização desses fatores permitiu o modelo prever dados de geometrias intermediárias e que fizesse extrapolações, obtendo um MAPE de 18,5%, com erros variando entre 33,8% a -4,4%;
- O modelo se mostrou efetivo ao prever dados experimentais. Apesar dos erros serem superiores aos obtidos com os outros dois bancos de dados, ele ainda apresentou um desempenho melhor que o modelo teórico, com MAPE de 19,3% e erros que variaram entre 39,3% e -13,8%;
- O modelo apresentado é aplicável apenas à queda de pressão em canais retos e em zig-zag que utilizam água ou ar como fluidos de trabalho. Modelos independentes da geometria do canal e das condições de operação podem ser desenvolvidos, mas isso exigiria

uma grande quantidade de recursos computacionais e tempo para gerar um banco de dados abrangendo todas essas condições.

Como sugestão para trabalhos futuros, está a maior generalização das redes neurais aplicadas a PCHEs. Isso inclui estudar diferentes geometrias, fluidos de trabalho variados, seções transversais diversas e uma faixa mais ampla de números de Reynolds. Além disso, considerar outras parcelas da queda de pressão, além do atrito no núcleo, pode proporcionar uma visão mais abrangente e precisa no projeto desses trocadores de calor.

Outro ponto relevante é a exploração de diferentes arquiteturas de redes neurais. A implementação de redes neurais convolucionais, por exemplo, pode melhorar os resultados. Além disso, a aplicação de outros métodos de ML para comparar a adaptação aos casos específicos, ou até mesmo a utilização de métodos híbridos, pode ser extremamente benéfica para melhorar a performance e a precisão dos modelos.

Por fim, a coleta de uma maior quantidade de dados e a inclusão de saídas que envolvam fatores térmicos, como a previsão do número de Nusselt, aumentariam significativamente a aplicabilidade do método. Isso permitiria uma análise mais robusta e detalhada, ampliando o uso prático das redes neurais em diversos contextos e condições operacionais.

REFERÊNCIAS

ALVAREZ, R. C. Thermal and hydraulic analysis of a diffusion-bonded heat exchanger. 2021.

AFONSO, I. M. et al. Heat transfer and rheology of stirred yoghurt during cooling in plate heat exchangers. **Journal of Food Engineering**, v. 57, n. 2, p. 179–187, 2003.

ALVAREZ, R. C. Thermal and hydraulic analysis of a diffusion-bonded heat exchanger. 2021.

AMSALLEM, D.; Zahr, M. J.; FARHAT, C. **On the Accuracy and Convergence of Minimum-Residual-Based Nonlinear Reduced-Order Models in CFD**. 21st AIAA Computational Fluid Dynamics Conference. **Anais...** Em: 21ST AIAA COMPUTATIONAL FLUID DYNAMICS CONFERENCE. San Diego, CA: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 24 jun. 2013. Disponível em: <<https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2013-2447>>. Acesso em: 25 maio. 2024

ARORA, O. et al. Pressure drop and friction factor study for an airfoil-fin printed circuit heat exchanger using experimental and numerical techniques. **International Journal of Heat and Fluid Flow**, v. 101, p. 109137, 2023.

ASLAM BHUTTA, M. M. et al. CFD applications in various heat exchangers design: A review. **Applied Thermal Engineering**, v. 32, p. 1–12, 1 jan. 2012.

AYE, N. N. et al. Numerical Investigation of Zig-zag Bending-Angle Channel Effects on Thermal Hydraulic Performance of Printed Circuit Heat Exchanger. **Journal of Thermal Science**, v. 33, n. 1, p. 56–69, jan. 2024.

AYODELE, T. O. Types of machine learning algorithms. **New advances in machine learning**, v. 3, n. 19–48, p. 5–1, 2010.

BAI, Y. **RELU-function and derived function review**. SHS Web of Conferences. **Anais...**EDP Sciences, 2022. Disponível em: <https://www.shs-conferences.org/articles/shsconf/abs/2022/14/shsconf_stehf2022_02006/shsconf_stehf2022_02006.html>. Acesso em: 22 maio. 2024

BAIK, Y.-J. et al. Heat transfer performance of wavy-channeled PCHEs and the effects of waviness factors. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 114, p. 809–815, 2017.

BAKAR, N. M. A.; TAHIR, I. M. Applying multiple linear regression and neural network to predict bank performance. **International Business Research**, v. 2, n. 4, p. 176–183, 2009.

BATISTA, V. Numerical analysis on thermal hydraulic performance of a compact heat exchanger manufactured by additive manufacturing. 2023.

BEHNAM, P. et al. A comparative study of various machine learning methods for performance prediction of an evaporative condenser. **International Journal of Refrigeration**, v. 126, p. 280–290, 2021.

BERBISH, N. S. et al. Heat transfer and friction factor of turbulent flow through a horizontal semi-circular duct. **Heat and Mass Transfer**, v. 47, n. 4, p. 377–384, abr. 2011.

BLAZEK, J. **Computational fluid dynamics: principles and applications**. [s.l.] Butterworth-Heinemann, 2015.

BURKOV, A. **Machine learning engineering**. [s.l.] True Positive Incorporated Montreal, QC, Canada, 2020. v. 1

CARDOSO, G. G. G.; FRIZZONE, J. A.; REZENDE, R. Fator de atrito em tubos de polietileno de pequenos diâmetros. **Acta Scientiarum. Agronomy**, v. 30, p. 299–305, 2008.

CARVALHO, A. et al. Inteligência Artificial—uma abordagem de aprendizado de máquina. **Rio de Janeiro: LTC**, v. 2, p. 45, 2011.

CENGEL, Y.; CIMBALA, J. **Ebook: Fluid mechanics fundamentals and applications (si units)**. [s.l.] McGraw Hill, 2013.

CHEN, M. et al. Pressure drop and heat transfer characteristics of a high-temperature printed circuit heat exchanger. **Applied Thermal Engineering**, v. 108, p. 1409–1417, 2016.

CHENG, K. et al. Experimental investigation of thermal-hydraulic characteristics of a printed circuit heat exchanger used as a pre-cooler for the supercritical CO₂ Brayton cycle. **Applied Thermal Engineering**, v. 171, p. 115116, 2020.

Compact Heat Exchangers: A Training Package for Engineers. [s.l.] Energy Efficiency Best Practice Programme, 2001.

FANG, X.; XU, Y.; ZHOU, Z. New correlations of single-phase friction factor for turbulent pipe flow and evaluation of existing single-phase friction factor correlations. **Nuclear Engineering and Design**, v. 241, n. 3, p. 897–902, 2011.

FERNANDES, C. S. et al. Simulation of stirred yoghurt processing in plate heat exchangers. **Journal of Food Engineering**, v. 69, n. 3, p. 281–290, 2005.

FERREIRA, R. L. **Simulação de grandes escalas de escoamentos turbulentos usando modelagem dinâmica**. PhD Thesis—[s.l.] Tese (Mestrado), Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Ilha Solteira, 2006.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep learning**. [s.l.] MIT press, 2016.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. [s.l.] Bookman Editora, 2001.

HESSELGREAVES, J. E.; LAW, R.; REAY, D. **Compact heat exchangers: selection, design and operation**. [s.l.] Butterworth-Heinemann, 2016.

HUANG, C. et al. Review on the characteristics of flow and heat transfer in printed circuit heat exchangers. **Applied Thermal Engineering**, v. 153, p. 190–205, 2019.

HULSE, P. **Fabricação e Análise Estrutural, Morfológica e Termo Hidráulica de um Trocador de Calor Tipo Circuito Impresso.** [s.l: s.n.].

INCROPERA, F. P.; DEWITT, D. P. **Fundamentos de transferencia de calor.** [s.l.] Pearson Educación, 1999.

JAMSHED, S. **Using HPC for Computational Fluid Dynamics: A Guide to High Performance Computing for CFD Engineers.** [s.l.] Academic Press, 2015.

JIANG, T.; LI, M.-J.; YANG, J.-Q. Research on optimization of structural parameters for airfoil fin PCHE based on machine learning. **Applied Thermal Engineering**, v. 229, p. 120498, 5 jul. 2023.

JIN, F. et al. Optimization of zig-zag parameters in printed circuit heat exchanger for supercritical CO₂ Brayton cycle based on multi-objective genetic algorithm. **Energy Conversion and Management**, v. 270, p. 116243, 2022.

JUN, S.; PURI, V. M. **3D milk fouling model of plate heat exchangers using computational fluid dynamics.** 2005 ASAE Annual Meeting. **Anais...American Society of Agricultural and Biological Engineers**, 2005. Disponível em: <<https://elibrary.asabe.org/abstract.asp?aid=19600>>. Acesso em: 5 jun. 2024

KAKAÇ, S.; BERGLES, A. E.; MAYINGER, F. **Heat exchangers: thermal-hydraulic fundamentals and design. (No Title)**, 1981.

KAKAÇ, S.; LIU, H.; PRAMUANJAROENKIJ, A. **Heat exchangers: selection, rating, and thermal design.** [s.l.] CRC press, 2002.

KATZ, A. et al. Experimental investigation of pressure drop and heat transfer in high temperature supercritical CO₂ and helium in a printed-circuit heat exchanger. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 171, p. 121089, 2021.

KAYS, W. M.; LONDON, A. L. **Compact heat exchangers.** 1984.

KHAN, H. H. et al. Thermal-hydraulic characteristics and performance of 3D wavy channel based printed circuit heat exchanger. **Applied Thermal Engineering**, v. 87, p. 519–528, 2015.

KIM, I. H.; NO, H. C. Thermal–hydraulic physical models for a Printed Circuit Heat Exchanger covering He, He–CO₂ mixture, and water fluids using experimental data and CFD. **Experimental thermal and fluid science**, v. 48, p. 213–221, 2013.

KIM, M. I. et al. CFD modeling of shell-and-tube heat exchanger header for uniform distribution among tubes. **Korean Journal of Chemical Engineering**, v. 26, n. 2, p. 359–363, mar. 2009.

KIM, S. G. et al. CFD aided approach to design printed circuit heat exchangers for supercritical CO₂ Brayton cycle application. **Annals of Nuclear Energy**, v. 92, p. 175–185, 2016.

KNUDSEN, S.; FURBO, S. Thermal stratification in vertical mantle heat-exchangers with application to solar domestic hot-water systems. **Applied energy**, v. 78, n. 3, p. 257–272, 2004.

KUMAR, V. et al. Pressure drop and heat transfer study in tube-in-tube helical heat exchanger. **Chemical Engineering Science**, v. 61, n. 13, p. 4403–4416, 2006.

KWON, B.; EJAZ, F.; HWANG, L. K. Machine learning for heat transfer correlations. **International Communications in Heat and Mass Transfer**, v. 116, p. 104694, 2020.

LEE, S.-M.; KIM, K.-Y. Comparative study on performance of a zig-zag printed circuit heat exchanger with various channel shapes and configurations. **Heat and Mass Transfer**, v. 49, n. 7, p. 1021–1028, 1 jul. 2013.

LI, Q. et al. Compact heat exchangers: A review and future applications for a new generation of high temperature solar receivers. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 15, n. 9, p. 4855–4875, 2011.

LI, Q. et al. Study on thermal-hydraulic performance of printed circuit heat exchangers with supercritical methane based on machine learning methods. **Energy**, v. 282, p. 128711, 2023.

LIMA, R. C. F. Avaliação de modelos de turbulência na previsão do desempenho de ejetores. 2013.

LIU, S. et al. Experimental study on transitional flow in straight channels of printed circuit heat exchanger. **Applied Thermal Engineering**, v. 181, p. 115950, 2020.

MA, Y.; XIE, G.; HOOMAN, K. Review of printed circuit heat exchangers and its applications in solar thermal energy. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 155, p. 111933, 2022.

MARCHIONNI, M. et al. Numerical modelling and transient analysis of a printed circuit heat exchanger used as recuperator for supercritical CO₂ heat to power conversion systems. **Applied Thermal Engineering**, v. 161, p. 114190, 2019.

MARTINS, M. H.; KNESEBECK, A. **Estudo Da Transição Entre Escoamento LAMINAR E Turbulento Em Tubo Capilar**. Annals of the XI Brazilian Congress of Chemical Engineering in Scientific Initiation. **Anais...**2015. Disponível em: <<https://pdf.blucher.com.br/chemicalengineeringproceedings/cobeqic2015/358-33967-263698.pdf>>. Acesso em: 6 jun. 2024

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, n. 4, p. 115–133, dez. 1943.

MENTER, F. Improved two-equation k-omega turbulence models for aerodynamic flows. **NASA STI/Recon Technical Report N**, 1 jan. 1992.

MESHARAM, A. et al. Modeling and analysis of a printed circuit heat exchanger for supercritical CO₂ power cycle applications. **Applied Thermal Engineering**, v. 109, p. 861–870, 2016.

MOHANRAJ, M.; JAYARAJ, S.; MURALEEDHARAN, C. Applications of artificial neural networks for thermal analysis of heat exchangers—a review. **International Journal of Thermal Sciences**, v. 90, p. 150–172, 2015.

MONTAVON, G.; ORR, G.; MÜLLER, K.-R. **Neural networks: tricks of the trade**. [s.l.] springer, 2012. v. 7700

MOURA, M. R. Análise térmica de trocadores de calor de circuito impresso. 2022.

MYLAVARAPU, S. K. **Design, fabrication, performance testing, and modeling of diffusion bonded compact heat exchangers in a high-temperature helium test facility**. [s.l.] The Ohio State University, 2011.

NASR, M. R. J.; KHALAJ, A. H. Heat Transfer Coefficient and Friction Factor Prediction of Corrugated Tubes Combined With Twisted Tape Inserts Using Artificial Neural Network. **Heat Transfer Engineering**, v. 31, n. 1, p. 59–69, jan. 2010.

NGO, T. L. et al. Heat transfer and pressure drop correlations of microchannel heat exchangers with S-shaped and zig-zag fins for carbon dioxide cycles. **Experimental Thermal and Fluid Science**, v. 32, n. 2, p. 560–570, 2007.

NIELSEN, M. A. **Neural networks and deep learning**. [s.l.] Determination press San Francisco, CA, USA, 2015. v. 25

NIKITIN, K.; KATO, Y.; NGO, L. Printed circuit heat exchanger thermal–hydraulic performance in supercritical CO₂ experimental loop. **International Journal of refrigeration**, v. 29, n. 5, p. 807–814, 2006.

RAUBER, T. W. Redes neurais artificiais. **Universidade Federal do Espírito Santo**, v. 29, 2005.

ROJAS, R. **Neural Networks: A Systematic Introduction**. [s.l.] Springer Science & Business Media, 1996.

SAEED, M. et al. Numerical investigation of thermal and hydraulic characteristics of sCO₂-water printed circuit heat exchangers with zig-zag channels. **Energy conversion and management**, v. 224, p. 113375, 2020.

SAEED, M. et al. Machine learning-based efficient multi-layered precooler design approach for supercritical CO₂ cycle. **Energy Conversion and Management: X**, v. 11, p. 100104, 1 set. 2021.

SAEED, M. et al. A machine learning-based study of sCO₂ cycle precooler's design and performance with straight and zig-zag channels. **Applied Thermal Engineering**, v. 236, p. 121522, 2024.

SAH, S. Machine learning: a review of learning types. 2020.

SEO, J.-W. et al. Heat transfer and pressure drop characteristics in straight microchannel of printed circuit heat exchangers. **Entropy**, v. 17, n. 5, p. 3438–3457, 2015.

SHAH, R. K.; SEKULIC, D. P. **Fundamentals of heat exchanger design**. [s.l.] John Wiley & Sons, 2003.

SILVA, M. V. C. et al. Uso de redes neurais artificiais e modelos de regressão para estimar volume de espécies nativas em Portel, Pará-Brasil. **Revista Forestal Mesoamericana Kurú**, v. 17, n. 40, p. 2–10, 2020.

SOUTHALL, D.; DEWSON, S. J. Innovative compact heat exchangers. **Group**, v. 226, n. 212.6, p. 583–0, 2010.

TAMBOURATZIS, T.; PÀZSIT, I. A general regression artificial neural network for two-phase flow regime identification. **Annals of Nuclear Energy**, v. 37, n. 5, p. 672–680, 2010.

THULUKKANAM, K. **Heat Exchanger Design Handbook**. [s.l.] CRC Press, 2000.

TIAN, Z. et al. Performance prediction for a parallel flow condenser based on artificial neural network. **Applied thermal engineering**, v. 63, n. 1, p. 459–467, 2014.

TSUZUKI, N. et al. Advanced microchannel heat exchanger with S-shaped fins. **Journal of Nuclear Science and Technology**, v. 46, n. 5, p. 403–412, 2009.

TU, J. et al. **Computational Fluid Dynamics: A Practical Approach**. [s.l.] Elsevier, 2023.

UGUZ, S.; IPEK, O. Prediction of the parameters affecting the performance of compact heat exchangers with an innovative design using machine learning techniques. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 33, n. 5, p. 1393–1417, jun. 2022.

VASIČKANINOVÁ, A. et al. Neural network predictive control of a heat exchanger. **Applied Thermal Engineering**, v. 31, n. 13, p. 2094–2100, 2011.

WANG, C.; SUN, X. Design and CFD Analysis of Printed Circuit Steam Generator for High-temperature Gas-cooled Reactor Applications. **Proceedings of Advances in Thermal Hydraulics 2022**, p. 12–16, [s.d.].

WANG, Q. et al. **Numerical studies of a novel combined multiple shell-pass shell-and-tube heat exchanger with helical baffles**. Heat Transfer Summer Conference. **Anais...2008**. Disponível em: <<https://asmedigitalcollection.asme.org/HT/proceedings-abstract/HT2008/23/334741>>. Acesso em: 5 jun. 2024

WEN, Z.-X. et al. Numerical study and machine learning on local flow and heat transfer characteristics of supercritical carbon dioxide mixtures in a sinusoidal wavy channel PCHE. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 223, p. 125278, 2024.

WILCOX, D. C. **Turbulence modeling for CFD**. [s.l.] DCW industries La Canada, CA, 1998. v. 2

XIE, G. N.; SUNDÉN, B.; WANG, Q. W. Optimization of compact heat exchangers by a genetic algorithm. **Applied Thermal Engineering**, v. 28, n. 8–9, p. 895–906, 2008.

YANG, Y. et al. Investigation on the effects of narrowed channel cross-sections on the heat transfer performance of a wavy-channeled PCHE. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 135, p. 33–43, 2019.

ZHAO, Z. et al. Numerical investigation on heat transfer and flow characteristics of supercritical nitrogen in a straight channel of printed circuit heat exchanger. **Applied Thermal Engineering**, v. 126, p. 717–729, 2017.

ZOHURI, B. **Compact heat exchangers**. [s.l.] Springer Cham, Switzerland, 2017.