

UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA ESCOLA POLITECNICA E INSTITUTO DE MATEMÁTICA PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MECATRÔNICA

Patrick Souza Lima

IDENTIFICAÇÃO DE PADRÕES DE ESCOAMENTOS MULTIFÁSICOS EM SISTEMAS CORE ANNULAR FLOW BASEADOS EM FLUIDODINÂMICA COMPUTACIONAL UTILIZANDO AGRUPAMENTOS FUZZY

SALVADOR 2023

PATRICK SOUZA LIMA

IDENTIFICAÇÃO DE PADRÕES DE ESCOAMENTOS MULTIFÁSICOS EM SISTEMAS CORE ANNULAR FLOW BASEADOS EM FLUIDODINÂMICA COMPUTACIONAL UTILIZANDO AGRUPAMENTOS FUZZY

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Mecatrônica da Universidade Federal da Bahia para obtenção do título de Mestre em Mecatrônica. Orientador: Prof. Dr. Leizer Schnitman e Prof. Dr. Leonardo Silva de Souza.

SALVADOR 2023

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Bernadete Sinay Neves, Escola Politécnica – UFBA.

L732 Lima, Patrick Souza.

Identificação de padrões de escoamentos multifásicos em sistemas core annular flow baseados em fluidodinâmica computacional utilizando agrupamentos fuzzy / Patrick Souza Lima. – Salvador, 2023. 111f.: il. color.

Orientadores: Prof. Dr. Leizer Schnitman. Prof. Dr. Leonardo Silva de Souza.

Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Mecatrônica, Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, 2023.

Escoamento multifásico. 2. Dinâmica de fluidos computacional.
Agrupamento fuzzy. 1. Schnitman, Leizer. II. Souza, Leonardo Silva de.
III. Universidade Federal da Bahia. IV. Título.

CDD: 665.5

TERMO DE APROVAÇÃO

Patrick Souza Lima

IDENTIFICAÇÃO DE PADRÕES DE ESCOAMENTOS MULTIFÁSICOS EM SISTEMAS CORE ANNULAR FLOW BASEADOS EM FLUIDODINÂMICA COMPUTACIONAL UTILIZANDO AGRUPAMENTOS FUZZY

Esta Dissertação de Mestrado foi julgada adequada à obtenção do título de Mestre em Mecatrónica e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-graduação em Mecatrónica da Universidade Federal da Bahia.

Salvador, 14/03/2024

m

PrProf. Dr. Leizer Schnitman (UFBA) Documento assinado digitalmente LEONARDO SILVA DE SOUZA Data: 18/03/2024 21:05:37-0300 Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. Leonardo Silva de Souza (UFBA)

Luzia Aparecida Tofaneli

Prof. Dra. Luzia Aparecida Tofaneli (SENAI Cimatec)

Weldin Erters

Prof. Dr. Valdir Estevam (UNICAMP)

Tellow B. R. Nozierra

Prof. Ør. Idelfonso Bessa dos Reis Nogueira (NTNU)

RESUMO

O petróleo, que é composto por uma variedade de componentes químicos, exibe características físico-químicas distintas, o que requer a aplicação de técnicas específicas para assegurar um fluxo adequado e evitar problemas operacionais. Dentre essas técnicas, o *Core Annular Flow* (CAF) se destaca, pois reduz as tensões de cisalhamento ao introduzir perifericamente um fluido de baixa viscosidade. No entanto, a injeção de fluidos imiscíveis pode resultar em diversos padrões de escoamento multifásico, o que tem sido um desafio para a indústria, que busca identificar o padrão de escoamento presente no sistema.Para abordar essa questão, foi desenvolvida uma metodologia que combina *Computacional Fluid Dynamics* (CFD) e inteligência artificial com agrupamentos *fuzzy*. Essa abordagem permitiu identificar de forma eficaz os diferentes padrões de escoamento. As simulações realizadas foram comparadas com dados experimentais já existentes na literatura, demonstrando a validade da metodologia proposta. Além disso, a aplicação do agrupamento *fuzzy* possibilitou a detecção de regiões de escoamento multifásico, o que amplia o entendimento desses fenômenos na indústria.

Palavras-chaves: *Core annular flow*, dinâmica de fluidos computacional, agrupamento fuzzy.

ABSTRACT

Oil, composed of a variety of chemical components, exhibits distinct physiochemical characteristics, necessitating the application of specific techniques to ensure proper flow and prevent operational issues. Among these techniques, Core Annular Flow (CAF) stands out as it reduces shear stresses by introducing a low-viscosity fluid peripherally. However, the injection of immiscible fluids can lead to various multiphase flow patterns, posing a challenge for the industry in identifying the current flow pattern within the system. To address this issue, a methodology combining Computational Fluid Dynamics (CFD) and artificial intelligence with fuzzy clustering was developed. This approach effectively allowed for the identification of different flow patterns. The simulations conducted were compared to existing experimental data in the literature, confirming the validity of the proposed methodology. Furthermore, the application of fuzzy clustering enabled the detection of transition regions, providing a more detailed and continuous characterization of multiphase flow patterns, thereby enhancing the understanding of these phenomena in the industry.

Keywords: Core annular flow, computational fluid dynamics, fuzzy clustering.

SUMÁRIO	
SUMÁRIO	7
AGRADECIMENTOS	9
LISTA DE FIGURAS	10
LISTA DE TABELAS	14
LISTA DE SÍMBOLOS	15
1. INTRODUÇÃO	15
1.1.ENGENHARIA, A ARTE DO POSSÍVEL	16
1.2. FLUIDODINÂMICA COMPUTACIONAL	17
1.3. INTERFACES CFD E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	20
1.4. ESCOAMENTO MULTIFÁSICO	21
1.5. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA	24
1.6. OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS	27
2. ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS	28
2.1 ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS EM CFD	28
2.2 ASPECTOS TEÓRICOS COMPLEMENTARES EM CFD	30
2.3 ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS EM SÉRIES TEMPORAIS	33
2.4 ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS, IA	35
3.TÉCNICAS DE RECONHECIMENTO DE ESCOAMENTOS MULTIFÁSICO	S 41
4. METODOLOGIA PROPOSTA	46
5. APLICAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS ALCANÇADOS	50
5.1. ETAPA I – DEFINIÇÃO DA COMPOSIÇÃO FÍSICO-QUÍMICA DOS	
COMPONENTES E DOS MODELOS FENOMENOLÓGICOS	50
5.2. ETAPA I - CARACTERIZAÇÃO FÍSICA DO SISTEMA	50
5.3. ETAPA I - MALHA DO SISTEMA	51
5.3.1 DISCRETIZAÇÃO ESPACIAL	52
5.3.1.1. ESTUDO DE CASO 1	52
5.3.1.2. ESTUDO DE CASO 2	54
5.3.1.3. ESTUDO DE CASO 3	56

5.3.1.4. ESTUDO DE CASO 4	57
5.3.2. CONCLUSÃO DOS ESTUDOS ESPACIAIS	59
5.3.3 DISCRETIZAÇÃO TEMPORAL	60
5.4. ETAPA II – SIMULAÇÕES DOS PADRÕES MULTIFÁSICOS	61
5.4.1 ETAPA II – DESENVOLVIMENTO DA BASE DE DADOS	62
5.5. ETAPA III – RECONHECIMENTO DOS SINAIS	64
5.5.1 ETAPA III – TRATAMENTO DO SINAL, APLICAÇÃO SSA	67
5.5.2 ETAPA III –APLICAÇÃO DO AGRUPAMENTO	70
5.6. ETAPA III – APLICAÇÃO DO PCA	78
5.7 ETAPA III – APLICAÇÃO DO MÉTODO DO COTOVELO	91
5.8 ETAPA III – VALIDAÇÃO DOS AGRUPAMENTOS	91
5.8.1 ETAPA III – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO	92
6. CONCLUSÕES GERAIS	98
7. TRABALHOS FUTUROS	100
7.1. INCLUSÃO DE INCERTEZAS NA AQUISIÇÃO DE DADOS E OS SEUS	3
IMPACTOS NA METODOLOGIA PROPOSTA	100
7.2. APLICAÇÃO DA METODOLOGIA PARA SISTEMAS LÍQUIDO–GÁS	101
7.3. POSIBILIDADE DE APLICAÇÃO DE TECNICAS DE CONTROLE	102
7.4. OTIMIZAÇÃO DA MALHA DE SIMULAÇÃO	103
7.5. TESTES DE SENSIBILIDADE COM MODELOS DIFERENTES	104
7.6. VALIDAÇÃO NUMÉRICA COM OPERAÇÕES REAIS	104
7.7. ANÁLISE DE VARIÁVEIS ESTATÍSTICAS	104
7.8 ESTUDO SOBRE AMOSTRAGEM E QUANTIDADE DE DADOS	104
7.9 AVALIAÇÃO DO NÚMERO DE CLUSTERS	105
8. REFERÊNCIAS	106

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, gostaria de expressar a mais profunda gratidão aos meus orientadores, Leizer Schnitman e Leonardo Souza. Vocês me guiaram por este intrincado labirinto da academia com paciência, rigor e sabedoria. Sua orientação iluminou o meu caminho, permitindo-me descobrir e explorar novos territórios intelectuais. À Leizer, por me desafiar constantemente a alcançar um patamar mais alto, e a Leonardo, por sempre acreditar na minha capacidade, mesmo nos momentos em que eu mesmo duvidava, o meu muito obrigado.

Não menos importante, sou eternamente grato ao professor Idelfonso Nogueira. Seu entusiasmo pelo conhecimento e paixão pela pesquisa não apenas me inspiraram, mas também incutiram em mim um amor pela ciência que jamais desvanecerá.

Devo um agradecimento especial aos meus queridos amigos, Carine Rebello, Erbet Almeida Costa, Lipe Carmel e Vitor Neves. O apoio incondicional e a camaradagem que vocês proporcionaram ao longo desta jornada foram inestimáveis. Vocês foram verdadeiros faróis, iluminando os dias mais difíceis com risos e encorajamento.

A minha família merece uma gratidão incondicional. À minha mãe, Mariluce Lima, que sempre me ensinou a correr atrás dos meus sonhos, e ao meu pai, José Roberto, cujo exemplo de resiliência e força nunca deixou de me inspirar, agradeço de coração. A minha irmã, Layla Lima, sua fé em minha capacidade foi um pilar de sustentação durante todo o processo. Obrigado por acreditar em mim, mesmo quando a jornada se tornava árdua.

Ao final desta jornada, reflito sobre o papel intrínseco da ciência em nossas vidas e me dou conta de sua beleza indescritível. Como Isaac Newton uma vez afirmou, "Se vi mais longe foi por estar de pé sobre ombros de gigantes". Esse é o coração da ciência - a construção de conhecimento, geração após geração, sempre expandindo nossa compreensão do universo. Estamos em uma jornada contínua, sempre aprimorando, sempre questionando. É um processo coletivo, onde cada um contribui com seu pequeno pedaço para o mosaico do conhecimento humano.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Tipos de acoplamentos de fases	22
Figura 2 – Padrões de escoamento multifásicos, água e óleo, vertical e fluxo ascende	nte
	23
Figura 3 – Padrões de escoamento multifásicos, água e óleo, vertical e fluxo	
descendente	. 23
Figura 4 – Padrões de escoamento multifásicos, água e óleo de baixa densidade,	
horizontal	24
Figura 5 – Cabeçote de injeção água e óleo	. 26
Figura 6 – Representação de interface com a grandeza αq	29
Figura 7 – Modelos de turbulência	31
Figura 8 – Exemplo de uma série temporal no domínio do tempo e no domínio da	
frequência	33
Figura 9 – Comportamento estacionário de uma série temporal	34
Figura 10 – Decomposição de um sinal usando a função "trenddecomp"	35
Figura 11 – Aplicação de K-means em duas dimensões	36
Figura 12 – Representação de um sistema booleano	37
Figura 13 – Representação de um sistema <i>fuzzy</i>	37
Figura 14 – Representação de uma matriz de PCA	39
Figura 15 – Coeficiente de variabilidade por variável do PCA	39
Figura 16 – Primeira etapa, coleta de dados e definição dos modelos físicos e	
fenomênicos	46
Figura 17 – Segunda etapa, simulação e desenvolvimento de base de dados de padrõe	es
de escoamento	47
Figura 18 – Terceira etapa, tratamento da base de dados e aplicação de técnicas para	a
classificação de padrões de escoamento	48
Figura 19 - Dimensão do comprimento e saída do sistema	51
Figura 20 – Dimensão das entradas de água e óleo do sistema	51
Figura 21 - Estudo de caso 1, média da densidade temporal por número de elementos	s 53
Figura 22 -Estudo de caso 1, aproximação da derivada numérica por número de	
elementos	54
Figura 23 - Estudo de caso 2, média da densidade temporal por número de elementos	s 55
Figura 24 -Estudo de caso 2, aproximação da derivada numérica por número de	
elementos	55

Figura 25 - Estudo de caso 3, média da densidade temporal por número de elementos	56
Figura 26 - Estudo de caso 3, aproximação da derivada numérica por número de	
elementos	57
Figura 27 - Estudo de caso 4, média da densidade temporal por número de elementos	58
Figura 28 - Estudo de caso 4, aproximação da derivada numérica por número de	
elementos	58
Figura 29 – Resumo dos estudos de caso 1, 2 e 3	59
Figura 30 – Superfície dos estudos de caso 1, 2 e 3	59
Figura 31 - Malha escolhida para a geração da base de dados	60
Figura 32 – Quadro da simulação com $\Delta t = 0.05$ segundos	61
Figura 33 – Quadro da simulação com $\Delta t = 0,01$ segundos	61
Figura 34 –Quadro da simulação com $\Delta t = 0,005$ segundos	61
Figura $35 - Frame$ da simulação com $\Delta t = 0,0025$ segundos	61
Figura 36 – Condições de contorno simuladas	62
Figura 37 – Esquema da matriz de condições de contorno	63
Figura 38 – Esquema da matriz de condições de saída I	63
Figura 39 – Esquema da matriz de condições de saída II	63
Figura 40 – Padrão de escoamento dispersão de óleo em água em um instante t	64
Figura 41 – Secção durante o escoamento dispersão de óleo em água em um instante	t
	64
Figura 42 – Variação da densidade no tempo do padrão dispersão de óleo em água	64
Figura 43 – Padrão de escoamento bolhas em um instante t	65
Figura 44 – Secção durante o escoamento bolhas em um instante <i>t</i>	65
Figura 45 – Variação da densidade no tempo do padrão de bolhas	65
Figura 46 – Padrão de escoamento golfadas em um instante t	65
Figura 47 – Secção durante o escoamento de golfadas em um instante t	65
Figura 48 – Variação da densidade no tempo do padrão golfada	65
Figura 49 – Padrão de escoamento estratificado em um instante <i>t</i>	66
Figura 50 – Secção durante o escoamento estratificado em um instante <i>t</i>	66
Figura 51 – Variação da densidade no tempo do padrão estratificado	66
Figura 52 – Padrão de escoamento anular em um instante <i>t</i>	66
Figura 53 – Secção durante o escoamento anular em um instante t	66
Figura 54 – Variação da densidade no tempo do padrão anular	66

Figura 55 – Aplicação da SSA no sinal do padrão de escoamento dispersão de óleo em
água 67
Figura 56 – Aplicação da SSA no sinal do padrão de bolhas67
Figura 57 – Aplicação da SSA no sinal do padrão de golfadas68
Figura 58 – Aplicação da SSA no sinal do padrão de escoamento estratificado 68
Figura 59 – Aplicação da SSA no sinal do padrão de escoamento anular
Figura 60 – Agrupamento utilizando Fuzzy C-means com 5 centros
Figura 61 – Agrupamento utilizando Fuzzy C-means com 6 centros
Figura 62 – Agrupamento utilizando Fuzzy C-means com 7 centros
Figura 63 – Superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy C-means com 5 centros 74
Figura 64 – Superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy C-means com 6 centros 74
Figura 65 – Superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy C-means com 7 centros 75
Figura 66 – Visão superior das superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy C-means
com 5 centros
Figura 67 – Visão superior das superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy C-means
com 6 centros
Figura 68 – Visão superior das superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy C-means
com 7 centros
Figura 69 – Comparação entre agrupamentos com 5 e 6
Figura 70 – Comparação entre agrupamentos com 6 e 7
Figura 71 – Comparação entre agrupamentos com 5 clusters com variáveis diferentes 79
Figura 72 – Comparação entre mapas com 5 clusters com variáveis diferentes
Figura 73 – Comparação entre agrupamentos com 6 clusters com variáveis diferentes 79
Figura 74 – Comparação entre mapas com 6 clusters com variáveis diferentes
Figura 75 – Comparação entre agrupamentos com 7 clusters com variáveis diferentes 80
Figura 76 – Comparação entre mapas com 7 clusters com variáveis diferentes
Figura 77 – Agrupamento com 6 Cluster em três dimensões, média, mediana e
sazonalidade
Figura 78 – Agrupamento com 6 Cluster em três dimensões, média, amplitude e
Sazonalidade
Figura 79 – Matriz de coeficientes após o PCA 82
Figura 80 – Correlação média e mediana; correlação amplitude e sazonalidade
Figura 81 – Coeficientes absolutos das componentes principais em absoluto
Figura 82 – Soma acumulada da informação para cara variável do PCA

Figura 83 – Scores das duas primeiras componentes principais	86
Figura 84 – Scores das três primeiras componentes principais	86
Figura 85 – Comparação em um agrupamento com três variáveis PCA	87
Figura 86 – Comparação agrupamento de 5 clusters com média e sazonalidade e	
variáveis PCA	88
Figura 87 – Comparação agrupamento de 6 clusters com média e sazonalidade e	
variáveis PCA	88
Figura 88 – Comparação agrupamento de 7 clusters com média e sazonalidade e	
variáveis PCA	88
Figura 89 – Superfícies e mapa das variáveis PC1 e PC2 para 5 agrupamentos	89
Figura 90 – Superfícies e mapa das variáveis PC1 e PC2 para 6 agrupamentos	89
Figura 91 – Superfícies e mapa das variáveis PC1 e PC2 para 7 agrupamentos	89
Figura 92 – Comparação entre mapa das variáveis PC1 e PC2 e originais para 5	
agrupamentos	90
Figura 93 – Comparação entre mapa das variáveis PC1 e PC2 e originais para 6	
agrupamentos	90
Figura 94 – Comparação entre mapa das variáveis PC1 e PC2 e originais para 7	
agrupamentos	90
Figura 95 – Teste do cotovelo	91
Figura 96 – Conjunto de validações I	92
Figura 97 – Conjunto de validações II	94
Figura 98 – Conjunto de validações III	96

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estudo de caso 1, variação da média temporal por número de elementos 53
Tabela 2 - Estudo de caso 2, variação da média temporal por número de elementos 54
Tabela 3 - Estudo de caso 3, variação da média temporal por número de elementos 56
Tabela 4 - Estudo de caso 4, variação da média temporal por número de elementos 57
Tabela 5 – Qualidade da malha final das simulações da base de dados 60
Tabela 6 - Exemplificação de grau de pertinência em uma aplicação de Fuzzy C-means

LISTA DE SÍMBOLOS

τ	Tensão de cisalhamento
μ	Viscosidade dinâmica
ρ	Massa especifica
<i>V</i>	Velocidade resultante
<i>u</i>	Componente da velocidade em x
<i>v</i>	Componente da velocidade em y
<i>w</i>	Componente da velocidade em z
α	Fração espacial ocupada pelo fluido
<i>q</i>	Fluido genérico "q"
<i>p</i>	Fluido genérico "p"
<i>t</i>	Instante de tempo t
<i>m</i>	Massa
<i>S</i>	Termo fonte
<i>f</i>	Face do elemento
V _{Cell}	Volume da célula
Р	Pressão
Re	Número de Reynolds
<i>E</i> _t	Energia total por unidade de volume
<i>P_r</i>	Número de Prandtl

1. INTRODUÇÃO

1.1. ENGENHARIA, A ARTE DO POSSÍVEL

Otto von Bismarck, nascido em primeiro de abril de 1815 na Prússia, foi um diplomata e político de grande destaque do século XIX. Uma das suas frases mais conhecidas é "A política é a arte do possível" que certamente apesar da distância cronológica ainda faz muito sentido no contexto atual (STEINBERG, 2010).

Interessante o fato que uma frase como essa, dita a mais de um século, é capaz trazer diversas reflexões acerca da engenharia. É muito comum se deparar com problemas de engenharia com soluções robustas que descrevem perfeitamente a fenomenologia em questão (CIMBALA; ÇENGEL, 2001). Entretanto, é inegável também a existência de problemas em que muitas das suas soluções propostas em livros possuem erros relativos que chegam até 40% (CIMBALA; ÇENGEL, 2001). A verdade é que a natureza é extremamente complexa e muitos dos esforços de simplificar e tornar o problema resolvível podem afastar o resultado calculado do real (FOX; MCDONALD, 2014).

Nesse contexto, é possível dizer que a engenharia é a arte do possível, uma vez que muito dos esforços dela perpassam pela tentativa de representar a natureza da forma mais fidedigna e simples. Entretanto, nem sempre é possível alinhar a simplicidade a representação de um problema real de engenharia. Nesses casos, é importante o engenheiro conhecer os aspectos do seu problema para identificar a melhor forma de resolução(ESSS, 2017).

No âmbito geral quando pensamos em problemas de engenharia existem três formas clássicas de abordamos os problemas: métodos experimentais, métodos analíticos e métodos numéricos. A escolha entre esses métodos de resolução está associada a diversos fatores como simplicidade, custo, qualidade e tempo de execução(ESSS, 2017).

No contexto de resultados em problemas de engenharia, muitas vezes o desenvolvimento de experimentos é recomendado. Experimentos são capazes de demonstrar muitos dos comportamentos complexos da natureza, os quais nem sempre possuem uma representação analítica clara do problema. Apesar disso, essa abordagem possui um alto custo de investimento financeiro, necessidade de desenvolvimento de infraestrutura, além de dificuldade de reproduzir condições extremas de operação (ESSS, 2017).

Os métodos analíticos são equações matemáticas, desenvolvidas através de leis fundamentais da química e da física. Normalmente são equações que possuem uma ou

mais entradas que, após o cálculo, podem apresentar uma ou mais saídas (NEPOMUCENO, 2016). Essas equações podem ser encontradas comumente na literatura de física, química ou engenharia.

De forma geral essas equações abordam uma metodologia simples, comumente alinhada a um baixo custo e complexidade, que leva a uma resposta rápida após a solução destas equações (ESSS, 2017). Entretanto, os métodos analíticos possuem limitações, onde a mais clara é a inexistência de arcabouço matemático para resolução de algumas equações diferenciais de forma analítica (NEPOMUCENO, 2016).

O cálculo numérico é uma das grandes áreas de estudo da matemática. Os seus métodos normalmente são usados para a solução de problemas que não podem ser resolvidos de forma analítica, ou quando podem, apresentam difícil formulação da mesma (GILAT; SURAMANIAN, 2008).

Uma solução numérica é um valor numérico aproximado para a solução. Embora soluções numéricas sejam aproximações, elas podem ser muito precisas, onde a precisão do cálculo depende muitas vezes de processos iterativos onde o usuário é capaz de escolher critérios próprios de parada (GILAT; SURAMANIAN, 2008).

Deste modo, os métodos numéricos possuem uma intima relação com simulações de processos, sistemas e comportamentos da natureza em geral. Com eles, os engenheiros podem ponderar aspectos como qualidade, tempo e custo em suas aplicações.

1.2. FLUIDODINÂMICA COMPUTACIONAL

A Fluidodinâmica Computacional, do inglês *Computational Fluid Dynamics* (CFD), é um conjunto de métodos numéricos aplicados a equações ligadas aos fenômenos de transporte sendo esses o transporte de momento, energia ou massa. Tais equações podem contemplar variações termodinâmicas, a depender do rigor requerido, as quais permitem simular com relativa exatidão de escoamentos de fluidos (WANG; YU; ZONG, 2020).

Quando é pensando nas equações clássicas relacionados a CFD normalmente a primeira a ser apresentada é a equação da continuidade

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial (\rho u)}{\partial x} + \frac{\partial (\rho v)}{\partial y} + \frac{\partial (\rho w)}{\partial z} = 0$$
⁽¹⁾

A equação da continuidade é um princípio fundamental na dinâmica dos fluidos que descreve a conservação da massa. A variável ρ representa a densidade do fluido, que pode variar com o tempo *t* e o espaço, indicado pelas coordenadas *x*, *y*, *z*.

As variáveis u, v, w são as componentes da velocidade do fluido nas direções respectivamente. As derivadas parciais $\frac{\partial}{\partial t}, \frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \in \frac{\partial}{\partial z}$ indicam como a densidade e o fluxo do fluido mudam ao longo do tempo e em diferentes pontos no espaço. Juntas, essas variáveis são usadas para assegurar que a massa total dentro de um volume de controle permaneça constante ao longo do tempo.

Partindo agora para a equação do momento na mecânica dos fluidos, essa, é fundamental para entender as forças em ação dentro de um fluido. Ela detalha como as pressões e as tensões de cisalhamento internas resultam em movimento, seja resistindo ou facilitando a aceleração do fluido. Traduzindo a interação entre a inércia do fluido e as forças viscosas e de pressão, a equação do momento oferece um panorama da dinâmica do fluxo e da distribuição de forças, essencial para a análise de como os fluidos se comportam sob diversas condições.

• Momento em *x*

$$\frac{\partial(\rho u)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u^2)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho uv)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho uw)}{\partial z} = -\frac{\partial P}{\partial x} + \left(\frac{1}{Re}\right) \left[\frac{\partial \tau_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{xz}}{\partial z}\right]$$
(2)

• Momento em *y*

$$\frac{\partial(\rho v)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u v)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho v^2)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho v w)}{\partial z} = -\frac{\partial P}{\partial y} + \left(\frac{1}{Re}\right) \left[\frac{\partial \tau_{yx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{yy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{yz}}{\partial z}\right]$$
(3)

• Momento em z

$$\frac{\partial(\rho w)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u w)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho v w)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho w^2)}{\partial z} = -\frac{\partial P}{\partial z} + \left(\frac{1}{Re}\right) \left[\frac{\partial \tau_{zx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{zy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{zz}}{\partial z}\right]$$
(4)

As equações de momento em dinâmica de fluidos expressam a conservação do momento linear. Nessas equações ρ representa a densidade do fluido, e u, v, w são as componentes da velocidade do fluido nas direções x, y, z, respectivamente. P denota a pressão no fluido, enquanto Re é o número de Reynolds, que caracteriza o regime de escoamento. Os termos τ_{ij} representam as tensões de cisalhamento dentro do fluido, onde i e j podem ser x, y ou z indicando a direção da tensão. As derivadas parciais $\frac{\partial}{\partial t}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial y} \in \frac{\partial}{\partial z}$ descrevem como o momento e a pressão variam no tempo e no espaço.

Por fim, a equação de energia na dinâmica dos fluidos descreve a conservação da energia em um fluxo de fluido. Ela leva em conta não só a energia mecânica do sistema, através da velocidade do fluido e pressão, mas também a transferência de calor e os efeitos viscosos. Em essência, a equação equilibra a taxa de variação da energia total, incluindo termos cinéticos e potenciais, com as forças de trabalho e as taxas de transferência de

calor, ajustadas pelo número de Reynolds e Prandtl para capturar os efeitos viscosos e térmicos.

$$\frac{\partial(E_{t})}{\partial t} + \frac{\partial(uE_{t})}{\partial x} + \frac{\partial(vE_{t})}{\partial y} + \frac{\partial(wE_{t})}{\partial z} = -\left[\frac{\partial(uP)}{\partial x} + \frac{\partial(wP)}{\partial z}\right] - \left(\frac{1}{RePr}\right)\left[\frac{\partial q_{x}}{\partial x} + \frac{\partial q_{y}}{\partial y} + \frac{\partial qz}{\partial z}\right] + \left(\frac{1}{Re}\right)\left[\frac{\partial(u\tau_{xx} + v\tau_{yx} + w\tau_{zx})}{\partial x}\right] + \frac{\partial(u\tau_{xy} + v\tau_{yy} + w\tau_{zy})}{\partial y} + \frac{\partial(u\tau_{xz} + v\tau_{yz} + w\tau_{zz})}{\partial z}\right]$$
(5)

 E_t é a energia total por unidade de volume, u, v, w são os componentes da velocidade nas direções x, y e z, P representa a pressão, q_x, q_y, qz são os fluxos de calor correspondentes, τ_{xx} , τ_{yx} , τ_{zx} , τ_{xy} , τ_{zy} , τ_{zy} , τ_{zz} , τ_{yz} , τ_{zz} são componentes do tensor de tensão, Re é o número de Reynolds, Pr é o número de Prandtl, t é o tempo, e $\partial/\partial t$, $\partial/\partial x$, $\partial/\partial y$, $\partial/\partial z$ são derivadas parciais em relação ao tempo e às coordenadas espaciais.

Diante desse preambulo realizado, impulsionada pelo avanço do poder computacional, o CFD tem ganhado cada vez mais espaço pela sua capacidade englobar considerações que normalmente são rejeitadas por estratégias convencionais de modelagem (WANG; YU; ZONG, 2020). Essas técnicas convencionais normalmente excluem variações das propriedades físico-químicas das substâncias envolvidas como viscosidade, massa específica, calor específico, condutividade térmica, condutividade elétrica etc. Além disso, é comum a exclusão de especificidades relacionadas a geometria do sistema(WANG; YU; ZONG, 2020).

É possível encontrar trabalhos publicados em diversas áreas do conhecimento considerando as aplicações do CFD. Exemplos disso, no âmbito da engenharia química, utilizando técnicas de CFD, é possível modelar o comportamento do fluido ao passar por reatores catalíticos de leito fixo, e assim estudar a perda de carga do fluido ao passar por meios porosos bem como outras variáveis associadas a conversão de um reator desse tipo (CALIS et al., 2001).

Outra aplicação comum é no projeto de turbo máquina. Nesse tipo de equipamento é comum um comportamento complexo durante o escoamento do fluido, fazendo com que modelagens tradicionais possuam dificuldade em expressar a realidade de forma fidedigna. Com auxílio do CFD é possível minimizar gastos com custos de bancada, além de possibilitar uma análise de parâmetros específicos que dificilmente seriam calculados e forma analítica (BECKER; HEITKAMP; KUGELER, 2010).

As simulações atmosféricas são outra grande aplicação da fluido dinâmica computacional. Soluções simplificadas analíticas para as equações de Navier-Stokes

afastam as simulações das condições reais da atmosfera. Assim, para prever efeitos climáticos de uma região, é possível a implementação de modelos baseados em CFD (BLOCKEN; STATHOPOULOS; CARMELIET, 2007).

Diante do dito, a fluido dinâmica computacional se mostra aplicável no seguimento da indústria de óleo e gás. Um exemplo é a modelagem de mudanças de fase durante o processo de produção (LIU et al., 2015). Além disso, a modelagem de fluidos multifásicos, que usualmente tem uma alta complexidade, podem ser simulados utilizando CFD (AYUBA, 2019).

Em suma, é possível perceber que a técnica de CFD já se mostrou efetiva e confiável para a resolução de diversos problemas.

1.3. INTERFACES CFD E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

É inegável que a inteligência artificial, comumente chamada de IA, vem cada vez mais tomando espaço na modernidade (JORDAN, 2019). Desde aplicações mais cotidianas como em redes sociais, como em âmbitos mais específicos como engenharia.

No aspecto voltado a engenharia, é possível observar que o número de trabalhos acadêmicos na área aumenta de forma crescente (JORDAN, 2019).

Em muitos desses trabalhos é possível constatar que a base de dados, tanto em sua qualidade, como em sua quantidade é de suma importância para o desenvolvimento de estratégias voltadas a IA. A depender do tipo de aplicação, esses dados podem possuir uma grande complexidade de aquisição.

No contexto da engenharia, a coleta de dados em uma planta operacional é uma prática comum. No entanto, frequentemente isso pode comprometer a qualidade dos dados, especialmente quando coletados em situações de operação normal, o que pode gerar um viés nos dados coletados. Como resultado, isso pode limitar a amplitude de operação da Inteligência Artificial (IA), restringindo seu desempenho e eficácia.

Outra possibilidade para coleta de dados é o desenvolvimento de uma planta piloto. Por serem plantas experimentais é possível testar amplitudes de operações fora da normalidade. O maior problema relacionado a essa metodologia é o alto custo associado. A depender da natureza do experimento, é comum o custo extrapolar os orçamentos destinados à pesquisa.

Além dos métodos de coleta já citados, é comum o uso de modelos fenomenológicos ou equações empíricas para geração de dados. Com isso é possível

reduzir o custo de aquisição de equipamentos. Apesar de funcional, é importante entender as limitações em representar a realidade dos modelos fenomênicos usados para a geração de dados.

Com base no exposto, podemos estabelecer conexões significativas entre CFD e IA. O CFD tem a capacidade de gerar uma modelagem sólida que leva em consideração variáveis importantes como geometria e variações locais nas propriedades termodinâmicas. Com isso, torna-se viável a criação de bases de dados robustas utilizando simulações CFD, representando uma excelente oportunidade para utilizar a fluido dinâmica computacional na geração de dados destinados ao desenvolvimento de sistemas de IA.

Como exemplo, considere uma indústria que precise otimizar o fluxo de fluidos em sua rede de tubulações. Para essa tarefa, a empresa poderia usar o CFD para modelar o sistema de tubulações, considerando as geometrias complexas e as variações locais nas propriedades termodinâmicas do fluido. Essa modelagem geraria uma quantidade significativa de dados, que poderiam ser usados para treinar um modelo de IA. Esse modelo, por sua vez, poderia ser usado para fazer previsões em tempo real sobre o comportamento do fluido na rede de tubulações, otimizando o desempenho e a eficiência do sistema como um todo.

1.4. ESCOAMENTO MULTIFÁSICO

Escoamentos com duas ou mais fases simultaneamente representam um grande desafio quanto a sua compreensão e modelagem. As interações entre os dois fenômenos físicos envolvidos podem necessitar de conhecimentos relacionados à mecânica dos fluidos, transferência de calor e termodinâmica (ROSA, 2012).

Quando pensamos em modelagens multifásicas existem três principais aspectos complicadores: quantidade de equações e propriedades físico-químicas, sistema de acoplamento de fases e geometria da dispersão do escoamento.

Quando comparamos o escoamento monofásico com um escoamento bifásico, verifica-se, de forma geral, que é necessário o dobro de equações constitutivas, além do dobro de conhecimento sobre características do escoamento e da matéria (ROSA, 2012). Para a modelagem desse sistema seria necessário, ao menos: um par de velocidades, uma para cada fase, um par de densidades e um par de viscosidades(ROSA, 2012). Isso se torna ainda mais complexo em um sistema não isotérmico, onde é necessário considerar

outras propriedades como condutividade térmica e capacidade calorifica. Além da clara variação de todas as propriedades com a temperatura (ROSA, 2012).

Outra questão que aumenta a dificuldade de modelagem é o acoplamento entre as fases. A depender da concentração da fase no volume de controle, a forma de modelagem do sistema pode mudar bruscamente (ROSA, 2012).

Em um sistema de baixa concentração de partículas, é possível escrever o campo de velocidade da fase continua como um escoamento monofásico, uma vez que a fase dispersa não tem capacidade de distorcer o campo. Entretanto, é necessário considerar a influência da fase continua na fase dispersa. Este é denominado acoplamento de uma via (ROSA, 2012).

Em misturas em que a densidade de partículas da fase dispersa é intermediaria, o campo de velocidade de ambas as fases é influenciado. Logo, a fase continua percebe a fase dispersa e a fase dispersa percebe a continua. Este é denominado acoplamento de duas vias (ROSA, 2012).

Por fim, em um sistema de alta densidade de partícula existe a interação entre a fase continua com a dispersa, a dispersa com a continua e a dispersa com a dispersa. Isso ocorre pois, devido à grande concentração de partículas existe o choque entre diferentes partículas sendo necessário considerar esse tipo de interação. Este acoplamento é chamado de acoplamento de quatro vias (ROSA, 2012). Os três tipos de acoplamento podem ser observados na Figura 1.



Fonte: Escoamento multifásico isotérmico: modelos de multifluidos e de mistura (ROSA, 2012)

Referente a geometria de dispersão, os escoamentos multifásicos são encontrados em diversos processos naturais e industriais, podendo ser gás-líquido, gás-sólido, líquidosólido e líquido-líquido (ROSA, 2012). Por conta disso, existe a possibilidade de rearranjo entre as fases imiscíveis. Isso possibilita diversas variações em suas configurações geométricas, denominando assim, padrões de escoamento (CASTRO, 2013). Infelizmente, não existe um consenso na literatura sobre a nomenclatura nem sobre a quantidade de subdivisões.

Para o presente trabalho será considerada a estratificação de padrões de escoamentos apresentados em Joseph (1997).Neste trabalho é estudado os padrões de escoamento gerados com água e óleo. Importante notar que os padrões de escoamento são diferentes quando mudamos a concepção do sistema. Por exemplo, na Figura 2 é possível ver padrões de escoamento multifásicos, água e óleo, vertical, com fluxo ascendente, onde U_o representa a velocidade média do óleo e U_w representa a velocidade média da água.



Já na Figura 3 é possível observar padrões de escoamento multifásicos, água e óleo, vertical, fluxo descendente.



Figura 3 - Padrões de escoamento multifásicos, água e óleo, vertical e fluxo descendente

Fonte: Core-Annular Flows (JOSEPH; BAI; CHEN, 1997)

Por fim, na Figura 4 se observa os padrões de escoamento, multifásico, água e óleo, com óleo menos denso que água em escoamento horizontal.



Figura 4 - Padrões de escoamento multifásicos, água e óleo de baixa densidade, horizontal

Fonte: Core-Annular Flows (JOSEPH; BAI; CHEN, 1997)

É valido aportar que todos esses gráficos que denotam as determinadas regiões de padrões de escoamento são específicos de um sistema. Logo, é esperado que a alteração dos fluidos que compõem o sistema iria causar novas zonas de padrões de escoamento. Isso decorre da ação determinante de propriedades como massa específica, viscosidade e tensão interfacial (ROSA, 2012).

1.5. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Em consequência da demanda por petróleo (BARROS, 2010; CARDOSO, 2015), a sua produção se tornou um processo altamente competitivo e tecnológico. Em virtude disso, as técnicas de exploração e transporte estão em constante evolução se tornando cada vez mais complexas.

Um claro exemplo disso, é que a produção em terra, *onshore*, não é mais suficiente para atender as demandas globais. Desse modo, se faz necessário buscar reservas no fundo do mar, *offshore*. Em paralelo, é possível observar o aumento significativo da distância

do transporte do óleo por dutos e tubulações, sendo necessário um entendimento maior e mais detalhado dos fenômenos que acontecem durante o escoamento.

O petróleo é uma mistura, apesar de muitas vezes parecer homogêneo. Logo, as características fisioquímicas do petróleo dependem da junção de vários componentes químicos, que, em proporções diferentes culminam em diferentes características fisioquímicas. Deste modo, o petróleo de diferentes localidades comumente possui diferentes propriedades físico-químicas. Neste cenário, as soluções generalistas podem se mostrar pouco eficientes.

Outro fator complicador é que majoritariamente o fluxo de petróleo ocorre em escoamentos multifásicos. Este fato torna ainda mais complicado o dimensionamento correto de equipamentos para a mistura, uma vez que soluções triviais e modelos de aproximação tendem a não descrever com o máximo de rigor os comportamentos dos fluidos.

Deste modo, uma das necessidades da indústria de petróleo é identificar os padrões de regimes multifásicos de escoamentos, uma vez que podem causar diversos tipos de adversidades durante o processo de produção. Por exemplo, perda de produtividade com possíveis danos estruturais aos equipamentos, além do aumento do risco operacional.

Neste conjunto de problemas, alguns dos mais comuns são: formação e deposição de parafinas nas paredes da tubulação (CRUZ, 2011), formação de emulsão na mistura alterando a viscosidade da mesma (BORTOLOTI et al., 2015) e corrosão acelerada nas paredes da tubulação (VIEIRA, 2013).

Outra variante a ser considerado é a viscosidade do óleo. A viscosidade está diretamente ligada ao tipo de petróleo. O mesmo pode ser classificado como leve, médio, pesado, superpesado e betume (AYUBA, 2019). O óleo pesado e superpesado possui viscosidade de 0.1 *Pa s* a 10 *Pa s* (AYUBA, 2019). Quanto maior o valor da viscosidade, o transporte do fluido tende a se tornar mais custoso, tanto energeticamente como economicamente. Isso pode ser constatado quando observamos a lei da viscosidade de Newton, equação 6, que relaciona diretamente a tensão de cisalhamento com a viscosidade do fluido.

$$\tau = \mu \frac{d\nu}{dy} \tag{6}$$

Diante da necessidade de transportar óleo com todas as problemáticas já citadas, surge um ramo da ciência conhecido como garantia de escoamento. Essa área do conhecimento, é basicamente um conjunto de técnicas que tem como o objetivo assegurar o fluxo do fluido durante a movimentação da mistura.

Uma das técnicas aplicadas para transporte de petróleo de alta viscosidade é o CAF, do inglês *Core Annular Flow*. A técnica consiste na injeção de fluido de menor viscosidade, normalmente a água, perifericamente na tubulação, conforme Figura 5. Essa injeção é realizada em um cabeçote que tem como objetivo induzir o fluxo a um escoamento anular. Isso possibilita uma redução nas tensões de cisalhamento que ocorrem no escoamento viscoso, pois neste caso, o fluido em contato com as paredes é a água injetada, possibilitando menores perdas de carga (TRIPATHI et al., 2017).



Fonte: Experimental Study of the Pipeline Lubrication for Heavy Oil Transport (BENSAKHRIA; PEYSSON; ANTONINI, 2004), modificada

Entretanto, como comentado anteriormente, a injeção de fluidos imiscíveis, combinadas com diferentes velocidades de injeção gera padrões de escoamentos multifásicos, que podem assumir diferentes geométricas a depender das propriedades físico-químicas dos fluidos.

Deste modo, uma das problemáticas a serem resolvidas é como identificar padrões de escoamentos multifásicos, uma vez que o conhecimento da geometria da mistura é importante para assegurar a segurança e a produtividade do processo.

Em paralelo, é importante se desenvolver formas generalistas de identificação de padrões de escoamento, uma vez que, em muitos casos, levantar-se experimentalmente de forma individual "mapas" sobre o padrão de escoamento tende a ser custoso, visto que existem infindáveis combinações para diferentes tipos de óleo.

Por fim, outro problema que pode ser visualizado é que comumente a classificação dos padrões de escoamento é feita de forma discreta. Entretanto, é esperado que fenômenos da natureza apresentem um comportamento contínuo. Deste modo, é esperada uma transição entre os padrões de escoamento. Encontrar uma forma expressar essa transição se faz importante em diversas aplicações da técnica, como por exemplo, as aplicações das técnicas de controle.

1.6. OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS

O presente trabalho possui como objetivo geral:

- Estudar e identificar os padrões de escoamento multifásico após um cabeçote de indução a CAF usando fluidodinâmica computacional. Como objetivos específicos:
- Utilizar técnicas de CFD para reproduzir alguns padrões de escoamentos registrados na literatura;
- Avaliar comportamento de grandezas físicas durante as etapas do processo de transporte da mistura;
- Identificar frações ocupadas por óleo e água;
- Desenvolver metodologia de identificação de padrões de escoamentos multifásicos (água e óleo);
- Apresentar uma análise com espectro contínuo dos padrões de escoamentos multifásicos.

2. ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS

Objetivo desse capítulo é elucidar alguns dos aspectos teóricos relacionados as simulações em CFD, bem com alguns conceitos ligados a séries temporais, IA e técnicas de agrupamentos que foram utilizados no presente trabalho.

2.1 ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS EM CFD

Existem diversas técnicas para a modelagem de escoamentos multifásicos. Cada uma das técnicas possui vantagens e desvantagens. A escolha da melhor está relacionada a especificidade do problema em questão (FIGUEIREDO, 2016). Uma das mais comuns é a técnica, em tradução livre, Volume de Fluido, usualmente conhecida como *Volume of Fluid* (VOF), esse método é famoso pela relativa precisão e simplicidade no cálculo de interfaces (FLUENT ANSYS, 2013).

O modelo VOF é aplicado quando queremos modelar dois ou mais fluidos imiscíveis. Neste modelo, as equações de momento do sistema são resolvidas como apenas um único conjunto. Com base nisso, é possível calcular as frações ocupadas pelos fluidos em domínio discretizado, além de capturar o comportamento das interfaces entre os fluidos (FIGUEIREDO, 2016; FLUENT ANSYS, 2013).

Em uma simulação VOF os fluidos não se dissolvem um no outro. A consequência disso é que a cada fase adicionada ao sistema uma nova variável aparece. Essa variável é a fração ocupada no volume, representada por " α ". Deste modo, é necessária a existência de uma equação da conservação de massa para cada fluido no sistema. Isso pode ser observado conforme a equação 7 onde v representa a velocidade do fluido e t o instante de tempo (FIGUEIREDO, 2016).

$$\frac{\partial \alpha}{\partial t} + \nabla \cdot (\alpha v) = 0 \tag{7}$$

Como os fluidos não se dissolvem, é possível dizer que a soma de todas as frações dos fluidos é igual a 1 (FLUENT ANSYS, 2013). Deste modo, em um sistema bifásico, por exemplo, é possível três possíveis cenários para o conteúdo de um elemento discretizado. Considere α_q a fração ocupada do elemento pelo fluido "*q*" (FLUENT ANSYS, 2013). Logo:

- $\alpha_q = 0$: O elemento não possui o fluido "q" dentro do seu domínio.
- $\alpha_q = 1$: O elemento tem seu domínio totalmente preenchido com o fluido "q".

0 < α_q < 1 ∴ O elemento tem seu domínio parcialmente preenchido com o fluido "q".

Como exemplo, é possível ver a grandeza α_q representada na cor cinza da Figura 6. Nessa figura temos um domínio discretizado. A cor cinza representa a fração volumétrica do fluido "*q*" enquanto o branco representa outro fluido qualquer.

Nos elementos que possuem valor 0, indica não existe a presença do fluido "q", logo, como a soma deve ser 1, o elemento é preenchido completamente com o outro fluido. No elemento que o valor de $\alpha_q = 1$, indica que o elemento é totalmente preenchido pelo fluido "q".Por fim para valores elementos com valores intermediários entre 0 e 1 de α_q temos a presença dos dois fluidos.

0.0	0.0	0.0
0.1	0.4	0.8
0.7	1.0	1.0

Figura 6 – Representação de interface com a grandeza α_q

Partindo da análise das frações volumétricas, é possível escrever uma aproximação explicita por diferenças finitas da equação das frações de volume do fluido, em uma mistura bifásica, "q" e "p" segundo a equação 8 (FLUENT ANSYS, 2013). Nesta equação: o índice t representa o instante de tempo e t + 1 representa o próximo instante de tempo. Δt representa a variação de tempo entre $t \ e \ t + 1$. ρ_q representa a massa especifica da fase "q". U_f^t representa a vazão mássica através da face "f" no instante t. S_{a_q} termo de fonte do fluido "q". $\dot{m_{pq}}$ o transporte de massa da fase "p" para "q". $\dot{m_{qp}}$ o transporte de massa da fase "q" para "p". V_{Cell} é o volume da célula.

$$\frac{\alpha_q^{t+1} \rho_q^{t+1} - \alpha_q^t \rho_q^t}{\Delta t} V_{cell} + \sum_f (\rho_q U_f^t \alpha_{q,f}^t) = [S_{a_q} + \sum_{p=1}^t (\dot{m_{pq}} - \dot{m_{qp}})] V_{Cell}$$
(8)

A mesma equação pode ser utilizada para calcular a fração de volume para a fase "p", conforme a equação 9.

Fonte: (FIGUEIREDO, 2016)

$$\frac{\alpha_p^{t+1} \rho_p^{t+1} - \alpha_p^t \rho_p^t}{\Delta t} V_{cell} + \sum_f (\rho_p U_f^t \alpha_{p,f}^t) = [S_{a_p} + \sum_{p=1}^t (\dot{m_{qp}} - \dot{m_{pq}})] V_{Cell}$$
(9)

Por fim é esperado que a equação 10 seja respeitada. $\alpha_p + \alpha_q \cong 1$

Apesar disso, em muitos casos, a depender das técnicas utilizadas para a resolução das equações a α_p ou α_q pode ser calculada indiretamente subtraindo a fração calculada de um.

2.2 ASPECTOS TEÓRICOS COMPLEMENTARES EM CFD

Para prever as interações entre fluidos e outros meios materiais, utilizam-se modelos de turbulência que tentam representar o comportamento da natureza. Estes, se dividem em três categorias principais: DNS do inglês Direct Numerical Simulation, LES do inglês Large Eddy Simulation e RANS do inglês Reynolds Averaged Navier-Stokes (DIJKHUIZEN et al., 2010).

O modelo DNS consiste em resolver diretamente as equações do fluxo sem fazer suposições sobre a turbulência. Isso significa que a técnica DNS captura todas as escalas do fluxo, desde as maiores até as menores, contemplando toda a complexidade do fluxo. Por outro lado, é necessária uma discretização espacial e temporal extremamente rigorosa, já que o DNS não acopla equações auxiliares para reproduzir fenômenos específicos. Isso implica em um esforço computacional intenso, tornando assim um modelo aplicável, normalmente, a problemas de baixa complexidade e simples geometrias (DIJKHUIZEN et al., 2010).

O modelo LES utiliza uma abordagem onde as cinéticas de turbulência em grandes escalas são mantidas, assim como o DNS, enquanto todas as outras escalas são modeladas. Deste modo, é possível dizer que o LES possui um custo computacional menor em relação ao DNS (HÜSEYIN; CEMAL, 2012).

O método RANS, por sua vez modela todas as escadas de turbulência partindo de funções médias das variáveis no tempo. Deste modo é necessário acoplar equações extras para explicar comportamentos das suas flutuações, gerando assim diferentes modelos a depender das equações acopladas, por exemplo: K-Epsilon e K-Ômega (HERTWIG et al., 2012).

O modelo K-Epsilon é baseado em duas equações que modelam a dissipação de energia cinética turbulenta (TENNKES, 1972). O modelo K-Ômega também utiliza duas

(10)

equações, uma para energia cinética turbulenta e outra para dissipação de energia (TENNKES, 1972).

Os modelos RANS tem como foco interpretar os impactos da turbulência no escoamento e não em reproduzir a turbulência de forma rígida. A principal consequência disso é uma grande redução de esforço computacional utilizado nas simulações (ARAUJO, 2022). Assim é possível estruturar os modelos de turbulência segundo a Figura 7.





Dentro de uma simulação também é possível definir o Volume Fraction Cutoff, que permite estabelecer a quantidade mínima de uma fase presente para que ela seja considerada na simulação. Essa opção é útil para evitar erros de condição de contorno causados por fases presentes em pequenas quantidades que não afetam significativamente o comportamento mecânico e termodinâmico do sistema. Como exemplo, um sistema com Volume Fraction Cutoff de 0,01% fara com que frações de volumes de fases menores que o valor de referência sejam consideradas como zero. Normalmente, o valor padrão é definido como 0,01 ou 1%, mas pode ser ajustado conforme as necessidades especificas de cada simulação (FLUENT ANSYS, 2013).

Outro aspecto importante a ser observado do CFD é o número de Courant Friedrichs-Lewy, abreviado como CFL. Este é um número adimensional usado para avaliar a estabilidade temporal de métodos numéricos aplicados na solução de equações diferenciais parciais. É amplamente utilizado em simulações de escoamento e dinâmica de fluidos computacionais (MOURA; KUBRUSLY, 2013). O CFL é baseado na relação entre a velocidade de transporte da variável e a velocidade de discretizarão temporal e é dada pela equação 11 por:

$$CFL = u\frac{dt}{dx} \tag{11}$$

Assim, é possível reescrever a equação 11 para sua forma discreta da equação 12.

$$CFL = u \frac{\Delta t}{\Delta x} \tag{12}$$

Onde *u* representa velocidade no eixo x, Δt é o passo de tempo e Δx é o passo de discretização espacial na direção *x*.

De forma geral o número de CFL deve ser escolhido de maneira onde a referência em questão dependera do rigor e fenômeno a ser modelado. Quando o número de Courant é muito elevado, o esquema de discretização pode se tornar instável, resultando em soluções numericamente divergentes. Por outro lado, quando o número de Courant é muito baixo, o esquema pode se tornar excessivamente ortodoxo, o que levará a soluções numéricas desnecessariamente lentas (MOURA; KUBRUSLY, 2013).

Além disso, diferentes modelos de discretização podem exigir valores de CFL distintos. A discretização explicita tende a ser menos estável que a implícita, logo, usualmente necessita de um número de Courant menor do que em esquemas implícitos (MOURA; KUBRUSLY, 2013).

Um outro importante aspecto a ser considerado em simulações de escoamentos multifásicos é o modelo de interface. Esses modelos são usados para representar a interação entre diferentes materiais, e os dois tipos mais comuns são o *smooth* e o *sharp* (FLUENT ANSYS, 2013). A escolha do modelo dependerá de como abruptas são as mudanças nas propriedades do fluido, como sua densidade e viscosidade. O modelo *sharp*, usado neste trabalho, é recomendado quando essas mudanças são consideravelmente grandes (FLUENT ANSYS, 2013). O uso desse modelo permite obter resultados mais precisos e realistas, pois considera as diferenças de propriedades e interação entre os diferentes materiais.

Apesar de ser bastante preciso, o modelo *sharp*, também é computacionalmente caro, devido ao número de cálculos envolvidos na simulação das propriedades da interface. O modelo *sharp* pode ser usado com diferentes tipos de escoamento, como escoamento laminar ou turbulento e é amplamente utilizado em simulações de escoamento bifásico, no qual dois fluidos diferentes interagem. Por exemplo, pode ser usado para simular a interação entre água e óleo em um poço de petróleo, ou entre água e vapor em uma caldeira.

Referente ao modelo de adesão de parede, para esse trabalho foi utilizado o modelo de adesão de Brackbill. Consiste em um modelo matemático utilizado para descrever a interação entre partículas do fluido e paredes. Ele se baseia em uma abordagem que considera a força de adesão entre a partícula e a parede proporcional a velocidade do fluido na superfície da parede (BRACKBILL; KOTHE; ZEMACH, 1992).

2.3 ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS EM SÉRIES TEMPORAIS

"Uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo" (BEZERRA, 2006). Existem duas abordagens clássicas utilizadas na análise de séries temporais: a análise no domínio do tempo e a análise no domínio da frequência, exemplificada pela Figura 8. No domínio do tempo, a série temporal é representada em termos do tempo decorrido entre as medições, geralmente em unidades como segundos, minutos, horas, dias ou anos. Já no domínio da frequência, a série temporal é representada em termos de suas componentes de frequência no eixo horizontal e amplitude no eixo vertical. Para levar uma série temporal no domínio da frequência para o domínio do tempo, ou vice-versa, são utilizadas técnicas como transformadas de Fourier ou análise espectral (BEZERRA, 2006).

É fundamental ressaltar que não existe uma abordagem que seja sempre melhor entre o domínio do tempo e o domínio da frequência. A escolha da abordagem adequada depende da problemática a ser solucionada e das características do sinal que está sendo analisado. É importante considerar fatores como o tipo de informação a ser extraída do sinal, a presença de ruídos ou interferências. Dessa forma, a escolha da abordagem deve ser cuidadosamente avaliada, a fim de obter uma análise satisfatória do sinal (BEZERRA, 2006).



Figura 8 – Exemplo de uma série temporal no domínio do tempo e no domínio da frequência

Na análise de séries temporais, há três principais zonas de interesse. A primeira é entender o mecanismo gerador da série temporal, ou seja, identificar as causas que levam às variações nos valores da série ao longo do tempo. A segunda zona de interesse é fazer previsões de valores futuros com base nos padrões identificados na série temporal. Por fim, a terceira zona de interesse é procurar periodicidades características nos dados, como sazonalidade, ciclos e tendências. Essas informações podem ser valiosas para a tomada de decisões em diversas áreas, como finanças, economia, engenharia e medicina.(BEZERRA, 2006).

Um conceito importante relacionados a series temporais é o conceito de estacionariedade. Uma série temporal é considerada estacionária quando ela se desenvolve aleatoriamente ao longo do tempo em torno de uma média constante, refletindo algum tipo de equilíbrio estável, conforme Figura 9 (BEZERRA, 2006; MONTGOMERY; RUNGER, 2011). Uma série temporal não estacionária apresenta mudanças significativas em sua média, variância ou estrutura ao longo do tempo. Essas mudanças podem ser causadas por diversos fatores, como tendências, sazonalidade, ciclos, ou outras influências externas (BEZERRA, 2006).





Fonte: (BEZERRA, 2006)

Uma das técnicas a serem usadas em análises de series temporais é a SSA, do inglês *Singular Spectrum Analysis*. Essa técnica é utilizada para decompor uma série temporal em seus componentes de frequência e tendência, uma vez que ela parte do princípio que toda serie temporal pode ser representada como a soma de sinais (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2013).

Um exemplo de implementação disso é a função *"trenddecomp"* do Matlab. Nessa função, o sinal original é um vetor que será decomposto em ao menos em três outros vetores: tendência, sazonalidade e residual. Na Figura 10 é possível ver uma aplicação da função em questão, onde temos o sinal original, o comportamento de tendência e a sazonalidade e o ruido de cima para baixo respectivamente.



Figura 10 - Decomposição de um sinal usando a função "trenddecomp"

Esse tipo de técnica é bastante útil para tentar interpretar e extrair informações especificas do sinal, as quais muitas vezes não são possíveis de serem observadas no sinal original (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2013).

2.4 ASPECTOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS, IA

Uma das grandes áreas de aplicação de IA é em relação aos algoritmos de agrupamento, também conhecidos como algoritmos de "clusterização". Essas são técnicas de análise de dados que têm como objetivo agrupar dados com características similares em grupos, chamados de *clusters* (FACELI; CARVALHO; SOUTO, 2005).

Esses algoritmos são amplamente utilizados em diversas áreas de aplicação, como análise de dados, reconhecimento de padrões, mineração de dados e aprendizado de máquina, entre outras. Eles ajudam a identificar relações e padrões em grandes conjuntos de dados, permitindo a visualização de grupos de dados similares e a tomada de decisões baseada nesses agrupamentos (FACELI; CARVALHO; SOUTO, 2005).
Atualmente existe uma grande quantidade de técnicas de clusterização. A escolha dessa técnica está relacionada com as especificidades do problema em questão, bem como o tipo de resultado esperado.

Um desses algoritmos é o K-means, este, partindo de um número determinado de *clusters*, atribui a cada ponto do conjunto de dados um *cluster* com base na distância euclidiana entre os pontos (FACELI; CARVALHO; SOUTO, 2005). Esse tipo de agrupamento pode ser visto na Figura 11 que teve sua base de dados extraída do Matlab.





O algoritmo então recalcula o centro de cada *cluster* com base nas médias dos pontos do *cluster* e reatribui os objetos ao *cluster* mais próximo, repetindo esse processo até que não haja mais mudanças nos *clusters* (FACELI; CARVALHO; SOUTO, 2005).

Essa clusterização pode ser feita considerando qualquer quantidade arbitraria de dimensões ou *clusters*. Deste modo, é possível encontrar infinitas combinações de resultados diferentes, sendo necessário algum grau de interpretação pelo usuário. Outro possível problema relacionado a aplicação do K-means é a sua caracterização booleana dos problemas, assim, a informação só pode ser classificada como pertencente ou não pertencente ao *cluster* (FACELI; CARVALHO; SOUTO, 2005).

Muitas problemáticas na ciência precisam de uma descrição continua e não discreta para a sua descrição. Uma das saídas para esse problema é a aplicação de lógica *fuzzy*. Esta, é uma técnica de inteligência artificial que é usada para lidar com a incerteza e a imprecisão nos dados. Diferentemente da lógica booleana, a lógica *fuzzy* permite que

um objeto pertença a vários conjuntos com diferentes graus de pertinência (TRILLAS; ECIOLAZA, 2015). É possível observar uma representação da lógica booleana na Figura 12, que pode ser vista em contraste com a Figura 13 que representa o mesmo sistema de forma *fuzzy*. No sistema *fuzzy* existem 3 conjuntos: muito quente, morno e muito frio. É possível observar que dentro do conjunto "muito quente", existe alguns elementos que podem pertencer ao elemento morno, logo existe uma transição, um gradiente que caracteriza a região "quente" entre os dois conjuntos. Esse mesmo raciocínio pode ser feito entre o conjunto "muito frio" e o "morno" nesse caso gerando a região "frio". É importante reparar que a criação desse gradiente não caracteriza novos conjuntos. O sistema ainda permanece tendo 3 conjuntos.





Figura 13 - Representação de um sistema fuzzy



Fonte: Autor

Baseado nisso, é possível criar algoritmos de agrupamento. Um exemplo disso é o *Fuzzy-C-means*, comumente chamado de FCM, que possui diversas aplicações na área de engenharia (FONTES; BUDMAN, 2017, 2018). O FCM permite que cada objeto tenha

um valor associado a ele, o qual indica o grau de pertinência do objeto a cada grupo, quanto maior esse número, maior é a representatividade do dado para o grupo.

Outra técnica que não está diretamente ligada a IA, mas transversalmente é muito utilizada, é a técnica do PCA, do inglês *Principal Componente Analysis*. Essa técnica é utilizada como uma estratégia de redução de dimensionalidade, tentando encontrar os principais componentes que podem representar corretamente um conjunto de dados com menos variáveis que o sistema originalmente tem (JOLLIFFE, 2002).

Como exemplo, considere que existe um grande número de pessoas, e o seu objetivo é descobrir nacionalidade delas baseado nas características físicas de cada indivíduo. Essa pode ser uma tarefa muito difícil, uma vez que, cada pessoa possui muitas características físicas como: altura, peso, cor dos olhos, cor da pele, cor dos cabelos, textura do cabelo, tamanho dos olhos, forma dos olhos, neste exemplo, totalizando 8 características.

Uma das formas de tentar resolver esse problema seria criar gráficos que relacionassem uma determinada variável com a nacionalidade da pessoa. Entretanto, isso significaria criar um gráfico com grande quantidade de dimensões uma vez que seria necessário criar uma dimensão para cada variável no problema. Entretanto, com a técnica do PCA é possível realizar uma regressão, normalmente linear, que correlacione mais de uma variável na mesma dimensão, criando assim uma nova. Assim é possível perceber quais variáveis existem no seu sistema que explicam a mesma informação e quais são as variáveis que trazem novas informação (JOLLIFFE, 2002). Após aplicar o método é esperado uma matriz que mostre os coeficientes em relação a variáveis do PCA.

Um exemplo disso pode ser visto na Figura 14, onde é mostrado 8 variáveis PCA representadas nas colunas, enquanto as variáveis que representariam as características físicas seriam as linhas. Assim é possível perceber que existem duas características, a "Var 1" e "Var 2" que são capazes de representar de forma bem relevante a "PCA 1". Já para a "PCA 2" a variáveis que se destacam são as "Var 4" e "Var 5".

Matematicamente, para representar todas as informações contidas em um conjunto de dados com 8 variáveis, seria necessário utilizar 8 dimensões. No entanto, com o uso do PCA, é possível representar a maior parte da variabilidade utilizando menos variáveis. Isso pode ser observado na Figura 15, na qual é possível verificar que a primeira variável do PCA, a "PCA 1", contém cerca de 82% de toda a variabilidade de informação. Adicionando a segunda variável, a "PCA 2", seria possível representar aproximadamente 95% da informação do sistema.

Espera-se que a curva que representa a variabilidade diminua à medida que adicionamos mais variáveis, de modo que a representação de 100% seja alcançada com as 8 dimensões originais do sistema. Assim, é possível afirmar que as duas primeiras variáveis, a "PC 1" e "PC 2", poderiam modelar adequadamente as 8 dimensões do conjunto de dados.

Var 1	0.606	0.2472	0.09606	0.03578	-0.1581	-0.1145	0.611	-0.3869	-	0.6
Var 2	0.6436	0.331	0.1381	-0.07683	-0.03019	0.03665	-0.5351	0.4033		0.4
Var 3	-0.1651	0.3509	-0.01629	-0.3831	0.08361	-0.5522	-0.359	-0.5116		0.4
Var 4	-0.3024	0.4931	0.01573	-0.08215	-0.09386	-0.3661	0.3912	0.6021		0.2
Var 5	-0.2608	0.5151	0.3156	0.6469	-0.08558	0.2509	-0.1584	-0.2307		0
Var 6	-0.1055	-0.2706	0.6634	-0.216	-0.6476	-0.07985	-0.05498	0.008029		-0.2
Var 7	0.01648	-0.09589	0.6564	-0.06636	0.729	-0.0618	0.1323	0.0507	13	-0.4
Var 8	-0.1425	0.3396	0.02478	-0.6081	0.01398	0.6881	0.1135	-0.08651		-0.6
	PCA 1	PCA 2	PCA 3	PCA 4 Fonte	PCA 5 Autor	PCA 6	PCA 7	PCA 8		

Figura 14 – Representação de uma matriz de PCA **Coeficientes**

Figura 15 - Coeficiente de variabilidade por variável do PCA



Uma das maiores problemáticas relacionadas ao PCA é em relação a sua interoperabilidade. Em análises físicas, os dados possuem uma interpretação, uma vez que eles possuem dimensões físicas, como por exemplo kg, °C, N, Pa etc. Entanto, quando aplicamos o PCA, as novas variáveis geradas são combinações das variáveis do sistema, logo perdem as suas grandezas físicas e possuem apenas um valor numérico, deste modo, perdendo sua interoperabilidade (JOLLIFFE, 2002).

Deste modo, embora o PCA possa ser útil para reduzir a dimensionalidade dos dados e identificar padrões e tendências, ele pode tornar mais difícil a interpretação física dos resultados. Sendo assim, é necessário ponderar e analisar as vantagens e desvantagens da redução de dimensionalidade.

Por fim, outra análise importante a ser realizada é sobre os estudos de agrupamentos em relação ao número de *clusters* em um sistema. Para a resolutividade desse problema existem diversos algoritmos. Um dos mais conhecidos é o teste do cotovelo. Está é uma técnica heurística, logo necessita da avaliação do seu resultado ao final do processamento. Entretanto, ela pode ser um bom parâmetro para a indicação do número ótimo de *clusters* (LEAL et al., 2019).

O método do cotovelo é uma técnica usada para encontrar o número ideal de *clusters* em um conjunto de dados, ou seja, ajuda a determinar quantos grupos diferentes existem nos dados. A técnica é baseada na análise do gráfico de variância explicada em relação ao número de *clusters* (LEAL et al., 2019).

Para aplicar o método do cotovelo, é necessário executar um algoritmo de *clustering* com diferentes valores de "k", que é o número de *clusters* a serem formados. Em seguida, calcula-se a variância explicada para cada valor de "k". A variância explicada é a soma das distâncias quadradas entre os pontos e o centroide do *cluster* ao qual eles pertencem. Quanto maior a variância explicada, menor é a similaridade entre os pontos do *cluster* (LEAL et al., 2019).

3.TÉCNICAS DE RECONHECIMENTO DE ESCOAMENTOS MULTIFÁSICOS

Na literatura sobre o estudo e identificação de padrões de escoamento, é possível encontrar diversas abordagens e metodologias para a solução desse problema. Podemos classificar essas abordagens em alguns grupos principais. Os trabalhos experimentais são aqueles nos quais são realizados experimentos laboratoriais para identificar as condições que favorecem determinado tipo de padrão de escoamento. Já os trabalhos fenomenológicos utilizam equações fundamentais de balanço de massa, energia e quantidade de movimento para estudar os padrões de escoamento. Outra abordagem é a modelagem baseada em dados, na qual dados históricos são utilizados para estabelecer e treinar um sistema de identificação de padrões. Por fim, temos as modelagens híbridas, que combinam conjuntos de dados com modelos fenomenológicos para estabelecer um modelo ajustado aos dados.

Em uma análise cronológica, normalmente os primeiros trabalhos tendem a ser muito mais experimentais. Hagedorn (1965) apresenta e um trabalho experimental com dados de um poço de 500 metros de profundidade de baixo diâmetro. Seus esforços foram voltados a estudar o gradiente de pressão durante um escoamento contínuo, vertical e multifásico. Neste trabalho foi possível confrontar diversos resultados experimentais de óleos com propriedades físico-químicas diferentes.

Em Joseph (1997) são discutidas as principais características dos escoamentos anulares, principais fatores que afetam o comportamento desses fluxos. O autor também discute as aplicações desses fluxos em diversos campos, como em processos de produção de petróleo e gás, bem como em aplicações industriais em geral. O trabalho de Joseph D. é considerado uma contribuição significativa para a compreensão dos escoamentos anulares e é amplamente citado na literatura científica.

Com o passar dos anos é possível observa o aumento de trabalhos utilizando inteligência artificial para a identificação de padrões de escoamento multifásico. Um exemplo disso é a identificação de padrões de escoamento multifásico e a determinação da perda de carga com o auxílio de redes neurais artificiais em uma modelagem empírica foi feita por Pacheco (2007). Em seu trabalho é utilizada uma base histórica de séries temporais para treinar a rede neural. Apesar de funcional, é destacado que o desenvolvimento do modelo só é possível com a existência prévia de dados do processo.

Já em Selli (2007) é descrito o desenvolvimento de um modelo baseado em redes neurais artificiais para identificar os padrões de fluxo em um duto horizontal bifásico gáslíquido. Os autores utilizaram a distribuição tempo-frequência (TFR) como uma técnica de processamento de sinais para extrair informações relevantes do sinal de pressão medido ao longo do duto. Em seguida, eles usaram essas informações para treinar uma rede neural a fim de identificar os diferentes padrões de fluxo. Os resultados mostraram que o modelo desenvolvido foi capaz de identificar os diferentes padrões de fluxo com uma taxa de sucesso superior a 90%. Além disso, o estudo mostrou que a utilização da distribuição tempo-frequência combinada com as redes neurais artificiais é uma abordagem promissora para a identificação de padrões de fluxo em dutos horizontais bifásicos gás-líquido. Similar a Pacheco (2007), são utilizados dados empíricos, entretanto, é utilizado como principal fenômeno a variação de impedância captada em uma bancada de laboratório.

Santos (2011) propõe reconhecimento de padrões e classificação dos padrões de escoamento através de imagens de escoamentos bifásicos utilizando redes neurais artificiais. Neste trabalho foi utilizado câmeras de alta velocidade, com intuito de prever a evolução do comportamento do fluido ao longo do tempo. Partindo de um processamento de imagens, foi possível identificar a área ocupada pelas bolhas e gotículas e a porcentagem de área coberta por elas. Em seguida, eles treinaram uma rede neural artificial para classificar as imagens de acordo com os padrões de fluxo. Os resultados foram capazes de mostrar que a abordagem de imagens é promissora para a identificação de padrões, entretanto, com imagens de baixa qualidade os resultados foram comprometidos. Apesar dos resultados promissores, este método necessita ser implementado em uma tubulação em vidro, acrílico ou material transparente para que possa ocorrer a captura das imagens, tornando as aplicações industriais limitadas.

Gadelha (2011) estuda o transporte multifásico não isotérmico de óleo pesado, água e ar em tubo horizontal via CAF. Utilizando modelagem e simulação para a obtenção de resultados, seu trabalho aborda a interação com três fluidos diferentes. Além disso, estuda influência da variação da temperatura no escoamento. Apesar de abordar diversas lacunas da literatura, seu trabalho é limitado apenas a CAF.

Gonçalves (2014) apresenta o desenvolvimento de uma técnica ultrassônica para medição da concentração das fases dispersas em escoamentos multifásicos. Entretanto, o uso da sua técnica foi aplicado apenas a escoamentos isotérmicos.

Costa (2016) apresenta no seu trabalho uma análise muito próxima apresentada em Selli (2007). Entretanto, em virtude dos seus equipamentos laboratoriais mais robustos, foi possível a aquisição de dados mais contundentes para o desenvolvimento do estado da arte. Apesar disso, é possível que a escalabilidade do processo laboratorial apresentado não seja completamente possível em uma escala industrial.

Silva (2017) propõe em seu trabalho o uso de CFD para o estudo de escoamento anular bifásico. Entretanto seu trabalho não se dispõe a identificação de outros padrões de escoamento.

Tripathi (2017) estuda a caracterização interfacial das ondas e a queda de pressão em tubo horizontais em escoamento água óleo em escoamentos anulares. Neste trabalho experimental é avaliada a estabilidade de escoamento multifásico com variações nas condições de entrada das vazões. Além disso, estuda a influência de diferentes parâmetros, como a velocidade e a viscosidade dos fluidos, na formação e no comportamento das ondas interfaciais. Os resultados indicaram que a presença de ondas interfaciais aumentou significativamente a queda de pressão e que a altura das ondas dependia tanto das propriedades dos fluidos quanto das condições de fluxo

Ayuba (2019) apresenta a simulação de perfis de escoamento multifásico (óleoágua) em duto circular horizontal. Em seu trabalho são feitas diversas validações de modelos CFD comparando com resultados experimentais em sistemas CAF. Apesar do emprego no uso de CFD para o seu trabalho, a validação da sua simulação se dá no aspecto visual, ignorando aspectos importantes como a perda de carga.

Conrado (2020) propõe identificação do comportamento do escoamento em golfadas para reconhecimento desse padrão em *risers* de extração de petróleo utilizando redes neurais artificiais, NARX (do inglês, *Nonlinear Autoregressive with Exogenous Inputs*). Esse trabalho tinha como objetivo estudar a identificação para aplicação de controle no qual foi utilizado a fluido dinâmica computacional. A principal limitação do estudo indicada pelo próprio autor é a impossibilidade de aplicação da técnica para a identificação de outros padrões de escoamento multifásico.

Junior (2022) propõe um modelo de previsão para *holdup* e gradiente de pressão em escoamentos óleo-água em tubulações horizontais ou levemente inclinadas, independente do padrão de escoamento. Este trabalho se destaca por desenvolver uma metodologia inovadora que melhora a compreensão e previsão do comportamento de escoamentos bifásicos, essencial em aplicações como oleodutos. A contribuição ao estado da arte inclui a incorporação de novas variáveis e abordagens para prever com mais precisão as características de escoamentos mistos, o que é relevante na engenharia mecânica e em processos industriais.

Após o breve histórico apresentado, fica claro que a área de identificação de padrões de escoamentos multifásicos é ampla e diversificada, com uma grande variedade de técnicas disponíveis.

Nos últimos anos, com o aumento significativo da capacidade computacional, a aplicação de técnicas de inteligência artificial e fluidodinâmica computacional tornou-se mais comuns. Essas ferramentas permitem novas abordagens, pois o CFD pode ser usado como um modelo para substituir sistemas experimentais, gerando dados consistentes com a realidade. Com esses dados em mãos, é possível aplicar técnicas de IA, que apesar de muito poderosas, ainda depende necessariamente de dados.

Com base nas ferramentas e pesquisas apresentadas, surgem oportunidades para explorar questões e metodologias que ainda não foram amplamente investigadas no contexto atual. Uma linha de pesquisa potencial envolve o estudo e a identificação dos padrões de escoamento multifásico que ocorrem após um cabeçote de indução a CAF, aplicando técnicas avançadas de fluidodinâmica computacional (CFD). Tal foco é justificado pela importância de compreender os padrões de escoamento resultantes do uso de CAF em processos industriais, bem como as interações que ocorrem no ponto de contato com o cabeçote de indução.

A fluidodinâmica computacional é uma ferramenta valiosa nessa investigação, devido à sua capacidade de simular condições reais de escoamento em um ambiente controlado e virtual. Essa abordagem pode proporcionar *insights* sobre as características do escoamento em condições que são desafiadoras para investigação.

Além disso, propõe-se o desenvolvimento de uma metodologia confiável para a identificação de padrões de escoamento multifásico. Isso envolverá a aplicação de algoritmos de inteligência artificial para analisar dados obtidos de simulações de CFD, com o objetivo de classificar os padrões de escoamento com relativa precisão. Esta abordagem tem o potencial de superar os métodos convencionais de identificação de padrões, oferecendo uma visão mais detalhada e precisa dos escoamentos.

Por fim, é sugerido apresentar uma análise com um espectro contínuo desses padrões de escoamento. Esta análise contínua visa fornecer uma visão holística e integrada dos padrões de escoamento. Esta metodologia pode fornecer um entendimento mais profundo da natureza complexa dos escoamentos multifásicos, abrindo caminho para melhorias significativas na eficiência e segurança dos processos industriais envolvidos.

4. METODOLOGIA PROPOSTA

Este estudo segue um método dividido em três etapas distintas, cada uma delas visualmente representada nas Figura 16, Figura 17, Figura 18. O objetivo deste capítulo é apresentar de forma clara e simplificada a metodologia adotada, cujos resultados serão discutidos detalhadamente no capítulo 5.

A primeira etapa da metodologia foca na definição das propriedades físicoquímicas do sistema em estudo, particularmente em relação à água e ao óleo. A investigação compreende aspectos como densidade, viscosidade e tensão interfacial de cada substância, constituindo o núcleo primordial do estudo. Em paralelo a isso, as especificações geométricas do sistema também são estabelecidas. Essas especificações incluem o comprimento e o diâmetro da tubulação, bem como as dimensões das entradas de água e óleo e a saída da mistura resultante. Essa dualidade na análise garante que tanto as características intrínsecas dos componentes quanto as condições de operação sejam consideradas.

Em seguida, buscando um equilíbrio eficaz entre a precisão dos resultados e o custo computacional associado, realiza-se uma série de testes de malha. Este procedimento garante a estabilidade numérica das soluções obtidas, permitindo que se atinja um patamar aceitável de confiabilidade e eficiência nos cálculos realizados.

A parte final da primeira etapa é dedicada à seleção dos modelos teóricos que melhor explicam e representam as interações entre os componentes do sistema. Este processo meticuloso envolve a definição de um modelo de turbulência, apropriado para descrever os complexos padrões de fluxo observados, bem como o modelo para sistemas multifásicos, capaz de captar os intricados detalhes das interações entre as diferentes fases presentes no sistema.

Ao final da primeira etapa é esperado contemplar não apenas as características intrínsecas de cada componente, mas também a maneira como interagem e são afetados pelas condições operacionais.





A segunda etapa deste estudo concentra-se na reprodução dos padrões de escoamento por meio de simulações da Dinâmica de Fluidos Computacional (CFD),

seguindo as observações registradas por Joseph (1997). Essa fase é essencial para elucidar a dinâmica complexa dos sistemas em análise.

Neste contexto, diversas simulações são executadas, resultando numa base de dados abrangente, que contempla aproximadamente 1100 diferentes condições de contorno. O grande número de simulações aumenta a robustez da pesquisa, permitindo a exploração e análise de uma variedade ampla de cenários.

No interior desse extenso conjunto de condições de contorno, realiza-se uma dispersão de pontos de maneira parcialmente homogênea. Este processo assegura uma cobertura diversificada do espaço paramétrico em análise. As condições de contorno estudadas enfocam principalmente na velocidade da água e do óleo na entrada do sistema, possibilitando uma avaliação aprofundada da influência desses fatores no comportamento do sistema.

Por outro lado, a saída do sistema é caracterizada por uma variação temporal da densidade da mistura e da fração volumétrica ocupada pelo óleo. Esta análise temporal oferece uma perspectiva dinâmica do sistema, evidenciando a evolução do escoamento e a interação entre os componentes ao longo do tempo.

Importa mencionar que cada simulação possui um total de 30 segundos, com uma taxa de amostragem de 0,1 segundo. Essa configuração permite um relativo nível de detalhamento, possibilitando a análise consistentes sem se afastar das restrições físicas de uma aplicação real.

Em suma, a segunda etapa da pesquisa oferece uma representação detalhada e abrangente do escoamento, contribuindo para uma compreensão profunda da dinâmica do sistema, gerando a base de dados que será utilizada na próxima etapa.

Figura 17 - Segunda etapa, simulação e desenvolvimento de base de dados de padrões de escoamento



Fonte: Autor

Na terceira etapa inicialmente, o tratamento da base de dados é realizado, onde todas as simulações que apresentam problemas numéricos são eliminadas. Este procedimento assegura a confiabilidade e a qualidade dos dados que serão utilizados nas fases subsequentes de análise.

Após essa limpeza de dados, a técnica de agrupamento baseada em *fuzzy* são aplicadas. Ela foi aplicada em uma variedade de estatísticas, incluindo média, mediana,

amplitude, variância, desvio padrão, curtose, assimetria e sazonalidade. A aplicação dessas métricas é fundamental para proporcionar uma representação significativa dos dados.

Diante disso, a técnica de Análise de Componentes Principais (PCA) é empregada para a redução de dimensionalidade dos dados. Este procedimento tem como objetivo identificar a quantidade mínima de variáveis necessárias, bem como quais delas são mais relevantes para uma representação adequada dos dados.

Em sequência, o Teste do Cotovelo é utilizado para definir a quantidade ideal de centros do sistema de agrupamento. A aplicação desse teste permite encontrar o número ótimo de clusters no conjunto de dados, fator crítico para a eficácia da técnica de agrupamento.

Como consequência, superfícies bidimensionais e tridimensionais são geradas para a representação visual dos agrupamentos obtidos. Estas representações gráficas facilitam a compreensão da estrutura dos dados e fornecem um meio eficaz de comunicação dos resultados da análise.

Finalmente, após a construção e visualização dos agrupamentos, novas simulações são realizadas para validação visual do sistema de agrupamento. O propósito dessas simulações é avaliar a capacidade do sistema em classificar corretamente os padrões de escoamento, reforçando assim a confiabilidade do modelo de agrupamento proposto.

Figura 18 – Terceira etapa, tratamento da base de dados e aplicação de técnicas para a classificação de padrões de escoamento.



Fonte: Autor

Para concluir, a metodologia empregada neste estudo foi cuidadosamente projetada para abordar de maneira sistemática o problema em questão, envolvendo a interação entre água e óleo em condições específicas de escoamento. Três etapas distintas, cada uma apresentada em detalhe, formam a estrutura desse método, incluindo a definição de propriedades físico-químicas, o uso de Dinâmica de Fluidos Computacional (CFD) para simulação de padrões de escoamento, e o processamento dos dados com técnicas avançadas para a classificação desses padrões. Ao final, o resultado obtido é uma análise robusta, que não apenas nos fornece uma compreensão do sistema em estudo, mas também um modelo confiável para prever o comportamento do escoamento sob diferentes condições. Assim, nos capítulos seguintes, a aplicação prática deste método e a interpretação dos resultados serão discutidos em detalhe, demonstrando a eficácia desta abordagem na resolução do problema proposto.

5. APLICAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS ALCANÇADOS

5.1. ETAPA I – DEFINIÇÃO DA COMPOSIÇÃO FÍSICO-QUÍMICA DOS COMPONENTES E DOS MODELOS FENOMENOLÓGICOS

Todas os dados físico-químicos dos fluidos simulados foram retirados de Jiang (2014). A massa específica da água e óleo usado é 998,2 kg/m^3 e 854 kg/m^3 respectivamente. A viscosidade dinâmica da água e óleo usado é 0,001 Pa s e 0,62 Pa s respectivamente. A tensão interfacial entre os fluidos é 0,032 N/m. A gravidade considerada é 9,81 m/s². O sistema foi simulado considerando duas dimensões.

O modelo para escoamento multifásico adotado foi o *Volume of Fluid* (VOF). O modelo considera duas fases eulerianas. O VOF é resolvido de forma explicita. O *Volume Fraction Cutoff* é de 1×10^{-6} . O número de *Courant* é 0.25 para o cálculo das fases. O modelo de interface é do tipo *Sharp*. É utilizado modelo de adesão a parede de Brackbill (1992). É utilizado o modelo de tensão superficial de Brackbill (1992). A tensão interfacial é considerada constante.

É utilizado um modelo de turbulência RANS, do inglês *Reynolds Average Navier Stokes*. O modelo de turbulência foi o *K* – *epsilon standard* com *enchanced wall treatment* próximo da parede.

Todas as simulações feitas foram realizadas em condição isotérmica. As características físico-químicas dos fluidos são consideradas constantes. São modeladas tanto forças de campo, como forças de contato. Para a resolução das equações diferenciais parciais de massa e movimento foi utilizado o Ansys Fluent 2020 R2.

5.2. ETAPA I - CARACTERIZAÇÃO FÍSICA DO SISTEMA

Para a construção geometria do sistema foi utilizado o Ansys Space Claim 2020 R2. Com intuito de representar o cabeçote de indução ao CAF, Figura 5, acoplado a uma tubulação, foi considerada uma geometria reta e horizontal de alumínio com 1000 mm de comprimento e saída de 25 mm de diâmetro, conforme Figura 19. A entrada é composta por três entradas, uma de 20 mm para o óleo e duas de 2,5mm para a água, conforme Figura 20.





Fonte: Autor





5.3. ETAPA I - MALHA DO SISTEMA

Para a construção da malha do sistema foi utilizado o Ansys Meshing 2020 R2. Inicialmente, é importante ressaltar que o trabalho em específico possui como objetivo desenvolver uma metodologia para identificação de padrões de escoamento multifásicos. Assim, estudos mais robustos sobre o desenvolvimento de malha não foram o foco do presente trabalho. Deste modo, foi buscada uma malha considerando um baixo custo computacional com uma representação razoavelmente fidedigna com padrões apresentados na literatura.

Outra questão que merece destaque é que além de dinâmico, o sistema possui um fluxo constante de óleo e água na entrada. Logo, em seu estado de convergência, não apresentara um resultado fixo em sua saída, uma vez que o volume de óleo que atravessa a secção transversal da saída da tubulação sempre muda. Assim, para determinar um número de elementos de malha no qual a simulação possui independência, foi necessário determinar um valor médio bem como a amplitude de oscilação para cada padrão de escoamento.

Deste modo, com um ponto de vista mais rigoroso, seria necessário executar um teste de malha para cada padrão de escoamento, uma vez que cada um possui seu próprio campo característico de diferentes pressões e velocidades.

Por fim, outro fator que torna a atividade de desenvolvimento de malha complexa é o entendimento do comportamento periódico do sistema. Por ser um sistema dotado de massa, é esperado um comportamento transiente na sua entrada, uma vez que é necessário um equilíbrio entre as forças viscosas e as forças inerciais.

Um conceito associado a isso é o de um escoamento completamente desenvolvido. Neste, a velocidade do fluido não apresenta dependência da posição do plano transversal ao fluxo e sim apenas ao raio de uma tubulação. Entretanto, é importante entender que o comprimento hidrodinâmico deste sistema muda conforme as velocidades de injeção dos fluidos, fato que promove alteração do padrão de escoamento. Deste modo, em um desenvolvimento robusto de malha, seria necessário considerar tais fatores.

Em suma, uma malha rígida em relação a complexa fenomenologia de escoamentos multifásicos necessitaria de um longo tempo de desenvolvimento, além de um poder computacional certamente maior que o disponível para esse trabalho. A viabilidade foi alcançada com uma única malha capaz reproduzir todos os padrões de escoamento da literatura, apesar das ressalvas apresentadas anteriormente.

Deste modo, foram elaborados estudos de caso para a determinação da malha, o qual foi utilizado para a geração da base de dados.

5.3.1 DISCRETIZAÇÃO ESPACIAL

Foi efetuado um estudo sobre a melhor forma de discretizar o espaço dentro da geometria. Foram realizadas 42 simulações variando o tamanho do elemento de malha de modo a tentar entender os impactos finais dessa discretizarão no sistema. Como as saídas das simulações possuem comportamento oscilatório não necessariamente periódico, foi adotada a média da densidade dos valores calculados na saída da tubulação ao longo de 1 minuto de simulação, com taxa de amostragem de 0,5 segundos. Além disso, foram desconsiderados os primeiros 30 segundos de simulação para redução do impacto do estado transiente na média.

5.3.1.1. ESTUDO DE CASO 1

Neste caso foi utilizado como condição de contorno do sistema água e óleo entrando no sistema a 1 m/s e 0,1 m/s respectivamente. Foram realizadas um total de 11 simulações, variando o tamanho do elemento. Além disso, foi utilizada uma discretizarão temporal de 0,1 segundos, conforme Tabela 1.

Simulação	1	2	3	4	5	6			
Discretização Temporal (s)	0,1	0,1	0,1 0,1		0,1	0,1			
Tamanho do Elemento (mm)	5	4,5	4	4 3,5		2,5			
Número de Elementos	3221	3936	4518	5722	7995	10398			
$\Delta Y / \Delta X$	-1,57E-02	1,38E-02	8,30E-03	-1,39E-03	7,76E-04	6,57E-04			
Densidade Média	946,22	934,97	942,97	952,96	949,80	951,66			
Simulação	7	8	9	10	11				
Discretização Temporal (s)	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1				
Tamanho do Elemento (mm)	2	1,5	1,25	1	0,75				
Número de Elementos 15599		26431	36752	55917	95865				
$\Delta Y / \Delta X$	3,56E-04	-1,75E-04	-8,26E-05	1,42E-05	-				
Densidade Média	955,08	958,94	957,13	955,54	956,11				
	Fonte: Autor								

 Tabela 1
 - Estudo de caso 1, variação da média temporal por número de elementos

Com os dados obtidos, foi possível desenvolver os gráficos apresentados na Figura 21, como o gráfico da aproximação numérica da derivada pelo número de elementos na Figura 22.



Figura 21 - Estudo de caso 1, média da densidade temporal por número de elementos

Fonte: Autor



Figura 22 -Estudo de caso 1, aproximação da derivada numérica por número de elementos

Com isso, foi possível perceber que para a discretizarão temporal de 0,1 segundos, as variações na média de densidade no tempo começam a apresentar um comportamento constante quando do uso de algo em torno de 30000 elementos.

5.3.1.2. ESTUDO DE CASO 2

Neste caso foi utilizado como condição de contorno do sistema água e óleo entrando no sistema a 1 m/s e 0,1 m/s respectivamente. Foram realizada o total de 9 simulações variando o tamanho do elemento, além disso, foi utilizado uma discretizarão temporal de 0,05 segundos, conforme Tabela 2.

Simulação	1	2	3	4	5
Discretização Temporal (s)	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
Tamanho do Elemento (mm)	5	4,5	4	3,5	3
Número de Elementos	3221	3936	4518	5722	7995
$\Delta Y / \Delta X$	-8,43E-03	-1,26E-02	0,00E+00	1,09E-02	2,41E-04
Densidade Média	938,23	932,21	924,86	924,86	949,54
Simulação	6	7	8	9	
Discretização Temporal (s)	0,05	0,05	0,05	0,05	
Tamanho do Elemento (mm)	2,5	2	1,5	1	
Número de Elementos	10398	15599	26431	55917	
$\Delta Y / \Delta X$	-1,34E-04	3,76E-05	3,07E-06	-	
Densidade Média	950,12	949,42	949,83	949,92	

Tabela 2 - Estudo de caso 2, variação da média temporal por número de elementos

Fonte: Autor

Com os dados, foi possível desenvolver os gráficos apresentados na Figura 23, como o gráfico da aproximação numérica da derivada pelo número de elementos na Figura 24.



Figura 23 - Estudo de caso 2, média da densidade temporal por número de elementos

Fonte: Autor



Figura 24 -Estudo de caso 2, aproximação da derivada numérica por número de elementos

Fonte: Autor

Após isso foi percebido que para essa discretizarão temporal, 0,05 segundos, as variações na média de densidade no tempo começam a apresentar um comportamento constante próximo aos 20000 elementos.

5.3.1.3. ESTUDO DE CASO 3

Neste caso foi utilizado como condição de contorno do sistema água e óleo entrando no sistema a 1 m/s e 0,1 m/s respectivamente. Foram realizada o total de 12 simulações variando o tamanho do elemento, além disso, foi utilizado uma discretizarão temporal de 0,025 segundos, conforme Tabela 3.

Simulação	1	2	3	4	5	6
Discretização Temporal (s)	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025
Tamanho do Elemento (mm)	5	4,5	4	3,5	3	2,5
Número de Elementos	3221	3936	4518	5722	7995	10398
$\Delta Y / \Delta X$	-2,14E-02	-5,64E-03	-2,40E-03	3,32E-03	-1,68E-03	1,86E-03
Densidade Média	946,64	931,36	928,08	925,19	932,73	938,40
Simulação	7	8	9	10	11	12
Discretização Temporal (s)	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025
Tamanho do Elemento (mm)	2	1,5	1,25	1	0,75	0,5
Número de Elementos	15599	26431	36752	55917	95865	211660
$\Delta Y / \Delta X$	7,71E-04	-1,33E-04	-3,56E-04	2,84E-04	3,02E-05	-
Densidade Média	938,40	946,75	945,38	938,57	949,90	953,40

Tabela 3 - Estudo de caso 3, variação da média temporal por número de elementos

Fonte: Autor

Com essa tabela em mãos, foi possível desenvolver os gráficos apresentados na Figura 25, como o gráfico da aproximação numérica da derivada pelo número de elementos na Figura 26.



Figura 25 - Estudo de caso 3, média da densidade temporal por número de elementos

Fonte: Autor



Figura 26 - Estudo de caso 3, aproximação da derivada numérica por número de elementos



Após isso foi percebido que para essa discretizarão temporal, 0,025 segundos, as variações na média de densidade no tempo começam a apresentar um comportamento constante próximo aos 100000 elementos.

5.3.1.4. ESTUDO DE CASO 4

Neste caso foi utilizado como condição de contorno do sistema água e óleo entrando no sistema a 0,5 m/s e 0,5 m/s respectivamente. Foram realizada o total de 10 simulações variando o tamanho do elemento, além disso, foi utilizado uma discretizarão temporal de 0,05 segundos, conforme Tabela 4 e representado Figura 27. A principal função do estudo de caso é avaliar o comportamento da malha de um sistema que tenderia a outro padrão de escoamento.

Simulação	1	2	3	4	5
Discretização Temporal (s)	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
Tamanho do Elemento (mm)	5	4,5	4	3,5	3
Número de Elementos	3221	3936	4518	5722	7995
$\Delta Y / \Delta X$	6,52E-03	-5,09E-03	-7,98E-04	-3,45E-04	1,16E-03
Densidade Média	887,56	892,22	889,26	888,30	887,51
Simulação	6	7	8	9	10
Discretização Temporal (s)	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
Tamanho do Elemento (mm)	2,5	2	1,5	1	0,75
Número de Elementos	10398	15599	26431	55917	95865
$\Delta Y / \Delta X$	-4,61E-04	2,10E-04	-3,11E-05	6,58E-06	-
Densidade Média	890,29	887,89	890,17	889,25	889,51

Tabela 4 - Estudo de caso 4, variação da média temporal por número de elementos

Fonte: Autor



Figura 27 - Estudo de caso 4, média da densidade temporal por número de elementos

Como esperado padrões de escoamento diferentes possuem diferentes graus de sensibilidade a variação de malha. Neste caso foi possível perceber que as taxas de variações da densidade média são baixas nesse padrão, oscilando aproximadamente entre 887 e 893. Isso por sua vez resulta em um sistema com baixas derivadas, conforme Figura 28.



Figura 28 - Estudo de caso 4, aproximação da derivada numérica por número de elementos

Fonte: Autor

Apesar da alteração do padrão de escoamento é possível observar na Figura 28 que com valores próximos a 30000 elementos os valores da derivada numérica se aproximam de zero.

5.3.2. CONCLUSÃO DOS ESTUDOS ESPACIAIS

Após a efetuado os estudos de casos, foi possível construir os gráficos das Figura 29 e Figura 30.



Figura 29 – Resumo dos estudos de caso 1, 2 e 3

Fonte: Autor

Figura 30 – Superfície dos estudos de caso 1, 2 e 3



Fonte: Autor

Conforme a Figura 29 e Figura 30 é possível ver que próximo da região de 36 mil elementos existe uma proximidade entre os estudos de caso 1, 2 e 3. Além disso, para o

estudo de caso 4, na Figura 28 é possível ver que para essa mesma quantidade de elementos, as derivadas possuem valores próximos de zero.

Considerando o que foi discutido, malhas com cerca de 36 mil elementos demonstram um desempenho satisfatório. Além disso, uma malha com essa quantidade de elementos é viável dentro das restrições computacionais existentes.

Assim, a malha gerada para as simulações do banco de dados foi a apresentada na Figura 31.





Essa malha possui apresenta um refinamento acentuado nas proximidades das paredes, uma estratégia crucial para capturar os efeitos da camada limite. Esse refinamento é adequadamente dimensionado para abranger a zona de interação inicial entre água e óleo. A malha é composta por 35.035 nós e 34.000 elementos, com um detalhamento de 10 camadas de refinamento mais próximas à parede, otimizadas pelo algoritmo de *inflation*. A qualidade da malha e seus atributos específicos são detalhados na Tabela 5.

Tabela 5 – Qualidade da malha final das simulações da base de dados

Mínimo	Mínimo Máximo		Derivação Padrão	
0,50273	0,99947	0,84275	0,20392	

Fonte: Autor

5.3.3 DISCRETIZAÇÃO TEMPORAL

Após a escolha da discretizarão espacial do sistema, foram iniciados alguns testes para determinar a qual seria a melhor discretização temporal para o sistema. O parâmetro para a escolha foi baseado na resposta visual do sistema diante a variação do Δt .

Com a malha citada no item 3.2.2, foi simulada a injeção de água e óleo a 1 m/s e 0,1 m/s respectivamente. A duração de todas as simulações foi de 5 segundos, com variações de Δt . Após isso, os dados simulados foram renderizados. O primeiro teste foi com $\Delta t = 0,05$ segundos, que pode ser visualizado na Figura 32. O segundo teste foi com $\Delta t = 0,01$ segundos, conforme Figura 33. O terceiro teste foi com $\Delta t = 0,005$ segundos, conforme Figura 34. O quarto teste foi com $\Delta t = 0,0025$ segundos, conforme Figura 35.







Inicialmente foram descartados os sistemas com Δt de 0,005 *e* 0,0025 por conta da grande demanda computacional necessária. Assim foi escolhido o sistema com $\Delta t =$ 0,01, pois, apesar de uma demanda computacional maior que de Δt de 0,05, foi possível descrever melhor as interfaces de óleo e água. Além disso, esse sistema teve uma resposta visual mais semelhante à de sistemas mais rigorosos temporalmente representados na Figura 34 e Figura 35.

5.4. ETAPA II – SIMULAÇÕES DOS PADRÕES MULTIFÁSICOS

Uma vez que a malha foi definida, foram variadas as condições de contorno do sistema, definidas na Figura 36. Essas condições são a velocidade de entrada do óleo e velocidade de entrada da água. Além disso, foi considerada a pressão atmosférica fixa como uma condição de contorno na saída da tubulação. Para o instante de tempo inicial, a tubulação é considerada como totalmente preenchida com água. Foram realizadas aproximadamente mil simulações. Essas simulações, que poderão ser visualizadas nas

próximas páginas desse capítulo, apresentam similaridades com as figuras apresentadas em Joseph (1997).

As escolhas das condições de entrada do sistema foram feitas em duas etapas. Na primeira etapa foi proposta uma variação homogênea e linear para a velocidade da água e do óleo, conforme Figura 36. Essa escolha não se mostrou muito eficaz, uma vez que uma dispersão homogênea linear não foi capaz de reproduzir em igual quantidade de simulações diferentes tipos de escoamentos. Isso ocorre pois como observável na Figura 4, a escala de mudança de padrões de escoamento tende não ser linear. Sendo assim, foi necessário povoar regiões no plano cartesiano da Figura 36 onde existe a predominância de determinados padrões de escoamento. Além disso, outras regiões foram povoadas com intuito de entender a transição entre os padrões.





Fonte: Autor

5.4.1 ETAPA II – DESENVOLVIMENTO DA BASE DE DADOS

Utilizando as condições de contorno estabelecidas, pudemos reproduzir satisfatoriamente os padrões de escoamento destacados por Joseph (1997). Como resultado, criamos uma extensa base de dados contendo 1158 simulações distintas.

A referida base é estruturada em três colunas. A primeira designa o número da simulação, a segunda corresponde à velocidade de entrada do óleo e a terceira está associada à velocidade de entrada da água, como ilustrado na Figura 37.



Dessa forma, cada simulação produz duas saídas: a densidade média da mistura na secção transversal da tubulação e a fração do espaço da tubulação ocupado pelo óleo. Cada uma das 1158 simulações tem uma duração total de 30 segundos, com uma taxa de amostragem de 0,1 segundo. Isso resulta em um vetor com 301 posições, sendo a primeira posição referente ao instante t = 0 segundos e a última, ao instante t = 30 segundos. Assim as saídas podem ser visualizadas nas Figura 38 e

Figura 39.

Figura 38 - Esquema da matriz de condições de saída I

Matriz de Saída I — Densidade da Mistura

Fonte: Autor

Figura	39 -	Esquema	da	matriz	de	condições	de	saída	II
<u> </u>						3			

	/ Simulaçã o_1	Simulação ₂		Simulação ₁₁₅₈
l	Fração Volumetrica de Óleo _{t=0}	Fração Volumetrica de Óleo _{t=0}		Fração Volumetrica de Óle $o_{t=0}$
I	Fração Volumetrica de Óleo $_{t=0,1}$	Fração Volumetrica de Óleo $_{t=0,1}$		Fração Volumetrica de Óle $o_{t=0,1}$
	:	:	÷	1
	\Fração Volumetrica de Óleo _{t=30}	Fração Volumetrica de Óleo _{t=30}		Fração Volumetrica de Óleo _{t=30} /

Fonte: Autor

Nesse contexto, a base de dados se estrutura como uma matriz com 1158 linhas e 2 colunas, onde cada linha representa uma simulação e as duas colunas correspondem, respectivamente, à velocidade da água e do óleo. Cada linha, ou seja, cada simulação, está vinculada a outras duas matrizes de saída – densidade da mistura na secção transversal e fração volumétrica ocupada pelo óleo na secção transversal. Estas matrizes têm a mesma estrutura, com 301 linhas e 1158 colunas. As linhas representam a propriedade em um instante t da simulação, e o número da coluna representa a simulação em questão.

5.5. ETAPA III – RECONHECIMENTO DOS SINAIS

Após a criação da base de dados, foi mapeado o comportamento da densidade utilizado no processo de identificação. Dentro dos padrões de escoamento visto Joseph (1997). Os padrões representados foram: "*Oil in water dispersion*" em tradução livre dispersão de óleo em água; *bubbles* em tradução livre bolhas; *slugs* em tradução livre golfadas; *stratified flow* em tradução livre fluxo estratificado; *flying core flow* e *corkscrew core flow* unificados e traduzidos como escoamento anular. Para uma melhor compreensão da metodologia e dos resultados, os nomes em tradução livre foram adotados para esse trabalho.

Inicialmente foi representado o padrão de escoamento dispersão de óleo em água. A simulação foi renderizada como vídeo. Um *frame* da visão global do escoamento pode ser visto na Figura 40. Na Figura 41 é possível ver este mesmo *frame*, entretanto, com a tubulação separada em duas partes possibilitando uma melhor visualização das gotículas de óleo no escoamento.



Para esse padrão foi observada a variação da densidade no tempo na saída da tubulação apresentada na Figura 42.



Figura 42 – Variação da densidade no tempo do padrão dispersão de óleo em água



Após isso, foi realizado o mesmo processo para todos os outros padrões. Para o padrão de bolhas temos a Figura 43, Figura 44 e Figura 45.

Figura 43 – Padrão de escoamento bolhas em um instante t

Fonte: Autor





Fonte: Autor







Para o padrão de golfadas temos a Figura 46, Figura 47 e Figura 48.

Figura 46 – Padrão de escoamento golfadas em um instante t

Fonte: Autor

Figura 47 – Secção durante o escoamento de golfadas em um instante t



Fonte: Autor

Para o padrão estratificado temos a Figura 49, Figura 50 e Figura 51.

Figura 49 – Padrão de escoamento estratificado em um instante t



Fonte: Autor







Figura 52 – Padrão de escoamento anular em um instante t









Fonte: Autor

5.5.1 ETAPA III – TRATAMENTO DO SINAL, APLICAÇÃO SSA

Uma vez que foi percebido um comportamento bastante característico dos sinais de cada padrão de escoamento, foi aplicando a técnica SSA, do inglês, *singular spectrum analysis*. A técnica foi aplicada no software Matlab R2021B utilizando a função *"trenddecomp"*.

Após a aplicação do SSA foi possível encontrar os comportamentos da tendência e da sazonalidade associadas a densidade. Esse comportamento pode ser observado na Figura 55, Figura 56, Figura 57, Figura 58, Figura 59.

Figura 55 – Aplicação da SSA no sinal do padrão de escoamento dispersão de óleo em água



Fonte: Autor

Figura 56 - Aplicação da SSA no sinal do padrão de bolhas



Fonte: Autor



Figura 57 - Aplicação da SSA no sinal do padrão de golfadas

Figura 58 - Aplicação da SSA no sinal do padrão de escoamento estratificado



Fonte: Autor



Figura 59 - Aplicação da SSA no sinal do padrão de escoamento anular

Fonte: Autor

Primeiramente, ao observar as Figura 55, Figura 56, Figura 57, Figura 58 e Figura 59, é possível destacar alguns pontos. Nota-se que os primeiros segundos do comportamento do sinal apresentam uma variação significativa em relação ao comportamento padrão do sinal. Isso se deve ao fato de a tubulação ser inicializada com todos os seus elementos preenchidos com água. Portanto, em padrões com grande presença de óleo, é esperada uma alta derivada nos sinais de tendência e sazonalidade.

Isso, por sua vez, causa uma distorção no sinal característico do padrão de escoamento nos primeiros segundos de simulação. É importante entender que existe um atraso na resposta do sinal, o qual ocorre por ser necessário um tempo até que o transporte da massa seja detectado no fim da tubulação. O tamanho desse atraso está relacionado a diversos fatores, por exemplo, a velocidade de injeção dos fluidos, o padrão de escoamento desenvolvido e características físicas da tubulação.

Outro comportamento interessante a ser destacado é o valor médio que cada padrão de escoamento apresenta ao observarmos a tendência do sinal. Por exemplo, ao compararmos a Figura 55, que representa a dispersão de óleo em água, com a Figura 59, que representa o escoamento anular, notamos comportamentos distintos. O padrão de dispersão de óleo em água apresenta uma grande fração de água em sua seção transversal, o que se reflete em seu sinal de tendência. Desconsiderando o período transiente, seu sinal permanece dentro de uma amplitude próxima à densidade da água, com a qual o sistema foi inicializado. Já quando observamos o sinal da tendencia do escoamento anular, como mesmo possui grande parte da sua secção transversal ocupada por óleo, é possível observar que o valor da sua tendencia se aproxima da densidade do óleo utilizado na simulação.

Os exemplos de dispersão de óleo em água e de escoamento anular são bastante antagônicos em relação a tendencia e ocupam os extremos no espectro da tendência. Entretanto, é importante perceber que os outros padrões observados nas Figura 56 Figura 57 Figura 58 ocupam posições intermediarias nas análises relacionados aos valores de densidade de óleo e água.

É importante ressaltar que, apesar das figuras e explicações apresentadas anteriormente caracterizarem bem o tema, existem muitos desafios relacionados à identificação dos padrões de escoamento. Um desses desafios é a relação entre a transição entre padrões de escoamento e a variabilidade dentro de um mesmo padrão.

Dentro de um padrão de escoamento, é possível observar variações que configuram um espectro dentro do próprio padrão. Um exemplo fácil de entender é o padrão de escoamento de dispersão de óleo em água, no qual pequenas gotas de óleo são carregadas pela água. À medida que há uma redução na vazão de água ou um aumento na vazão de óleo, essas gotas tendem a coalescer. Em um processo contínuo, é possível observar a transição do padrão de dispersão de óleo em água para o padrão de bolhas. Além disso, como mencionado anteriormente, as bolhas e gotas podem possuir tamanhos maiores ou menores sem descaracterizar os padrões de escoamento.

5.5.2 ETAPA III –APLICAÇÃO DO AGRUPAMENTO

Após o tratamento do sinal é possível iniciar a o processo de agrupamento baseado em *fuzzy*. Para realizar essa tarefa foi utilizada a função "fcm" do matlab. Nela é aplicado a técnica de agrupamento do *Fuzzy-C-Means* (FONTES; BUDMAN, 2017, 2018).

Inicialmente foi realizado um processo de agrupamento com base na média e na sazonalidade do sistema. É importante ressaltar que, como observado na Figura 55, Figura 56 e Figura 57, a sazonalidade possui um sinal oscilatório ao redor de zero, para resolver essa problemática, foi aplicado em todas as simulações a integral numérica pelo método do trapézio do valor absoluto da curva.

Outra questão que merece destaque é em relação ao número de *clusters*. Uma das entradas da função *Fuzzy-C-Means* é o número de *clusters*. Essa se torna uma questão complexa para o problema, uma vez que não existe uma clara definição de quantos padrões de escoamento multifásico existem (ROSA, 2012). Do ponto de vista

fenomenológico existem infinitos *clusters*, onde cada um representa o seu próprio *cluster*. Entretanto, tentamos agrupar os infinitos *clusters* em *clusters* semelhantes para tornar a representação mais simples. Deste modo determinar a quantidade ideal de agrupamentos para um problema não é necessariamente uma tarefa fácil (ROSA, 2012), de modo que isso será discutido no tópico 5.7 no qual é aplicado o método do cotovelo.

Como comentado anteriormente cada simulação possui 30 segundos. Para mitigar os efeitos transiente do sistema, uma vez que ele é inicializado com água e requer um intervalo de tempo para se manter estável, foram desconsiderados os primeiros 15 segundos de simulação, no qual foi observado ser tempo o bastante para estabilidade.

Para cada simulação foi calculada a média, mediana, amplitude, variância, desvio padrão, assimetria, curtose e sazonalidade. Inicialmente, foi aplicada a técnica de agrupamento em duas dimensões para os dados, considerando a média e a sazonalidade normalizada. Como exemplo, temos o agrupamento para 5, 6 e 7 *cluster* na Figura 60, Figura 61 e Figura 62 respectivamente.

É importante destacar que os algoritmos de agrupamento *Fuzzy-C-Means* utilizam valores aleatórios como ponto de partida. Dessa forma, é possível que o ponto inicial aleatório resulte em agrupamentos distintos ao utilizar o mesmo conjunto de dados. No entanto, para este conjunto de dados específico, foram testadas aproximadamente 30 inicializações com coordenadas aleatórias, e nenhuma delas gerou modificações significativas na estrutura dos *clusters*; apenas foi observado uma variação na cores em indicativas em virtude do processo aleatório de inicialização.



Figura 60 - Agrupamento utilizando Fuzzy-C-Means com 5 centros

Fonte: Autor


Figura 61 – Agrupamento utilizando Fuzzy-C-Means com 6 centros

Fonte: Autor





Fonte: Autor

Em um método convencional de agrupamento, como o K-means, a única saída do algoritmo é o grupo a que o elemento pertence. No entanto, quando se aplica o *Fuzzy-C-Means*, um dos resultados é o grau de pertinência de cada elemento em relação aos centros

do agrupamento. Este grau de pertinência varia entre 0 e 1, sendo que 0 significa que o elemento não pertence ao conjunto e 1 indica pertencimento total ao conjunto.

Assim, cada elemento detém um valor de pertinência associado a cada cluster, ilustrado, por exemplo, na Tabela 6, retirada do conjunto de resultados das simulações. Esta tabela apresenta seis simulações, portanto, seis elementos, onde cada um possui um grau de pertinência associado a um agrupamento. Para facilitar a visualização, os valores foram truncados com duas casas decimais. Quando não truncados, a soma de todos os graus de pertinência totaliza 1.

Tabela 6 - Exemplificação de grau de pertinência em uma aplicação de Fuzzy-C-Means

Simulação	1	2	3	4	5	б
Agrupamento 1	0,02	0,07	0,13	0,02	0,02	0,00
Agrupamento 2	0,91	0,08	0,05	0,30	0,00	0,00
Agrupamento 3	0,01	0,02	0,02	0,02	0,03	0,99
Agrupamento 4	0,00	0,02	0,02	0,62	0,92	0,00
Agrupamento 5	0,04	0,80	0,74	0,01	0,00	0,00
Agrupamento 6	0,01	0,00	0,01	0,02	0,02	0,00

Fonte: Autor

O agrupamento que detém o maior valor de grau de pertinência para uma dada simulação é considerado como o que representa o elemento em questão. Por exemplo, na simulação 4, é o agrupamento 4 que possui o maior valor, portanto, representa a simulação 4.

É essencial ressaltar que, embora o processo de agrupamento com lógica *fuzzy* não tenha a capacidade de discriminar padrões, ele desempenha um papel crucial na identificação de sinais que exibem comportamentos similares. No entanto, para reconhecer de forma definitiva o padrão associado a cada grupo, é necessário o conhecimento prévio do sistema em questão. Esse entendimento pode ser obtido através da consulta a um especialista ou mediante uma validação detalhada, que será discutida no tópico 5.8.

Uma das maiores vantagens da implementação da lógica *fuzzy* é a capacidade de estabelecer um espectro de transição. Um exemplo disto pode ser também observado na simulação 4. Apesar de o elemento possuir um valor elevado para o agrupamento 4, 0,62, ele também detém um valor consideravelmente alto para o agrupamento 2, 0,30. Assim, é possível afirmar que, embora a simulação pertença principalmente ao agrupamento 4, ela apresenta certas características e similaridades com o agrupamento 2. Dada a natureza

contínua dos fluxos, é plausível considerar um comportamento de transição entre os agrupamentos.

Uma vez que é foram simulados e cálculos dados os graus de pertencimentos de cada simulação é possível criar uma superfície para cada um dos agrupamentos. Assim foi geradas a Figura 63, Figura 64 e Figura 65, que são respectivamente, as superfícies da Figura 60, Figura 61 e Figura 62.



Figura 63 - Superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy-C-Means com 5 centros

Fonte: Autor

Figura 64 - Superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy-C-Means com 6 centros



Fonte: Autor



Figura 65 - Superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy-C-Means com 7 centros

Analisando essas novas figuras, é possível criar uma perspectiva sobre o agrupamento. Nessas figuras acima os picos representam os centros do *cluster*, onde é possível ter um elemento com o grau de pertinência aproximadamente igual a 1. À medida que os elementos se afastam do centro, o grau de pertinência de outros agrupamentos começa a se tornam relevante, após isso é possível ver regiões onde as superfícies se interceptam, esse fenômeno pode ser usado para caracterizar a transição entre os padrões de escoamento.

Observando pela perspectiva superior, as superfícies da Figura 63, Figura 64, Figura 65 é possível visualizar um plano em duas dimensões que pode ser interpretado como um mapa dos padrões de escoamento multifásico para a média e sazonalidade. Esses planos podem ser visualizados, respectivamente nas Figura 66, Figura 67 e Figura 68.

Fonte: Autor

Figura 66 - Visão superior das superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy-C-Means com 5 centros



Figura 67 – Visão superior das superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy-C-Means com 6 centros



Figura 68 - Visão superior das superfícies geradas após o agrupamento Fuzzy-C-Means com 7 centros



Primeiramente, é importante ressaltar a utilidade do mapa criado por meio da clusterização. Se essa técnica foi bem executada, o mapa pode separar e identificar padrões de escoamentos multifásicos em um espaço definido, mesmo sem conhecer o número ideal de *clusters*. Isso significa que, uma vez criado, ele pode ser usado para prever o comportamento do óleo.

Outra observação relevante é a presença de sobreposição entre os *clusters*, o que era esperado. Essa sobreposição é importante porque mostra as zonas em que ocorre uma transição de comportamento, criando um espectro geométrico distorcido em comparação com uma representação perfeita do fenômeno.

Além disso, merece destaque a comparação as Figura 66, Figura 67 e Figura 68, no qual, é perceptível que ao se acrescentar um *cluster* a mais no sistema a tendencia é a criação de um novo *cluster* um uma região com grande número de sobreposição. Deste modo fica a tendência do sistema em transformar zonas de transição em novos padrões de escoamento. Esses padrões podem ser percebidos na Figura 69 Figura 70.



Figura 69 - Comparação entre agrupamentos com 5 e 6

Fonte: Autor

Figura 70 - Comparação entre agrupamentos com 6 e 7





Normalmente um dos pontos mais relevantes quando analisamos algoritmos de clusterização é relação ao número de dimensões do agrupamento como também quais foram as variáveis utilizadas para o agrupamento. Um exemplo disso pode ser visto no tópico anterior, onde por exemplo, o agrupamento foi feito com duas dimensões a média e a sazonalidade. Entretanto, uma vez que foram calculadas oito variáveis (média, mediana, amplitude, variância, desvio padrão, assimetria, curtose e sazonalidade) é possível gerar 56 combinações diferentes de agrupamento. Como exemplo é possível comparar diferentes agrupamentos e seus respectivos mapas. Como exemplo das 56 combinações possíveis foi feita a comparação na Figura 71 e Figura 72, para 5 clusters. Para 6 *clusters* na Figura 73 e Figura 74. Para 7 *clusters* Figura 75 Figura 76. Nelas é

possível observa uma esperada variação na forma do agrupamento, isso acontece, pois, cada variável estatística possui uma abordagem matemática de metrificar o fenômeno, deste modo, cada um tende agrupar de formas diferentes.



Figura 71 - Comparação entre agrupamentos com 5 clusters com variáveis diferentes

Fonte: Autor

Figura 72 - Comparação entre mapas com 5 clusters com variáveis diferentes





Figura 73 - Comparação entre agrupamentos com 6 clusters com variáveis diferentes



Fonte: Autor



Figura 74 - Comparação entre mapas com 6 clusters com variáveis diferentes





Fonte: Autor

Figura 76 - Comparação entre mapas com 7 clusters com variáveis diferentes



Fonte: Autor

Outra questão que também foi abordado é em relação ao número de dimensões que podem ser usadas no processo de agrupamento. Por exemplo, o agrupamento inicialmente foi feito em duas dimensões, entretanto, como mencionado anteriormente esse agrupamento pode ser feito com variáveis diferentes, mas também com quantidades diferentes. Isso pode ser visualizado na Figura 77 e Figura 78.

Figura 77 - Agrupamento com 6 Cluster em três dimensões, média, mediana e sazonalidade



Fonte: Autor

Figura 78 – Agrupamento com 6 Cluster em três dimensões, média, amplitude e Sazonalidade



Fonte: Autor

Apesar de não ser possível visualizar imagens em mais de três dimensões é importante ressaltar que o agrupamento pode ser feito em infinitas dimensões, no caso

em até 8 dimensões, visto que foram utilizadas 8 métricas. Assim, considerando agrupamentos com 5, 6 ou 7, com um agrupamento de 3 dimensões, que torna a visualização possível, teremos um total de 1008 variações possíveis para a saída. Por esse motivo é justificado a abordagem do PCA, uma vez que diante dessa grande quantidade de variações não é razoável uma análise humana e pontual caso a caso.

Após a aplicação do PCA, foi possível plotar o mapa de calor que representa os coeficientes de cada variável, visualizado, sua relação com os componentes principais. Conforme a Figura 79, é possível observar os 8 componentes principais que seriam necessários para explicar 100% da variabilidade dos dados. Cada "CP" representa a componente principal que pode ser escrita como combinação linear dos valores.

Média	0.651	0.2175	-0.06535	0.07404	0.07537	-0.01213	0.714	-0.05925			
Mediana	0.6715	0.2377	-0.04808	0.08166	-1.297e-06	0.01268	-0.6909	0.07842		-	0.6
Amplitude	-0.2039	0.534	-0.5007	-0.1522	-0.01359	-0.5877	-0.03437	-0.2292		-	0.4
Variância	-0.05667	0.1725	-0.2963	-0.1672	0.01233	0.7058	-0.04911	-0.5921		-	0.2
Desvio	-0.1555	0.3834	-0.2888	-0.1331	0.03315	0.3818	0.07825	0.7581		-	0
Assimetria	-0.0812	-0.1367	-0.2882	0.4997	0.7998	0.005165	-0.04703	-0.002265		-	-0.2
Curtose	0.001359	-0.2358	-0.4871	0.5979	-0.5876	0.04138	0.03012	0.04068		-	-0.4
Sazonalidade	-0.2229	0.5999	0.5011	0.5584	-0.08864	0.09302	0.01078	-0.1042		-	-0.6
	CP 1	CP 2	CP 3	CP 4	CP 5	CP 6	CP 7	CP 8			
Fonte: Autor											

	Figura	79 –	Matriz	de	coeficientes	após (o PCA
--	--------	------	--------	----	--------------	--------	-------

A matriz revela informações importantes sobre a correlação entre variáveis, destacando-se a similaridade entre as variáveis média e mediana. Ambas mostram uma correlação próxima e influenciam significativamente a componente principal 1 (CP 1). Esta observação é lógica, considerando que a finalidade de ambas as variáveis é fornecer uma percepção do valor médio dentro do sistema, o que é essencial para a análise de dados.

Além disso, é possível traçar um gráfico de média versus mediana, conforme a Figura 80, no qual se pode observar muitos pontos com comportamentos simétricos, indicando que as informações contidas nas variáveis média e mediana são bastante próximas. No entanto, é interessante notar que essa relação nem sempre é observada nos valores mais baixos de média e mediana. Isso ocorre possivelmente porque essa região pertence a um padrão em que essa relação não se estabelece, o que pode ser atribuído à dispersão de óleo em água ou a bolhas.



Figura 80 - Correlação média e mediana; correlação amplitude e sazonalidade

Essa análise também pode ser feita para a amplitude e sazonalidade que possuem valorem relevantes para a CP 2, Figura 80, onde é possível ver também uma correlação relevante. É interessante perceber ao contrário da correlação média e mediana, que praticamente todos os pontos se agrupam, a relação em sazonalidade e amplitude se mostra forte em determinadas regiões e outras menos. Esse fenômeno acorre pois certamente existem padrões de escoamento onde a relação não é bem estabelecida entre essas duas variáveis. Ou seja, possível existir a mesma amplitude com diversas sazonalidades diferentes.

Após a análise das variáveis originais e ponderações dos coeficientes foi plotado em escala absoluta os coeficientes dos componentes principais em absoluto na Figura 81. Nela é possível ver que para o CP 1 em ordem decrescente de importância tempos: mediana, média, sazonalidade, amplitude, desvio padrão, assimetria, variância e curtose. Já para a CP 2, também em ordem decrescente, se tem: sazonalidade, amplitude, desvio padrão, mediana, curtose, média, variância e assimetria. De modo que esse mesmo vale para a CP 3, 4, 5, 6, 7 e 8.



Figura 81 – Coeficientes absolutos das componentes principais em absoluto

Fonte: Autor

Após essas análises, o PCA permite reduzir a complexidade do problema, como demonstrado na Figura 82. É possível explicar grande parte das informações do sistema com menos variáveis, como evidenciado pela curva com alta inclinação que diminui à medida que novas componentes são adicionadas. A conclusão da Figura 82 é que apenas cinco componentes principais são necessárias para explicar pouco mais de 99% das informações do sistema. Ademais, a figura mostra que duas variáveis podem explicar cerca de 87% dos dados gerados, enquanto três variáveis podem explicar cerca de 92%.







Após a análise de correlação entre as variáveis originais observadas na Figura 80 foi realizada a análise de correlação entre os *scores* dos PCA. Os *scores* são basicamente os dados originais levados para o plano das componentes principais com os coeficientes vistos na Figura 79. Assim na Figura 83 se visualiza a correlação entre a componente principal 1 e 2 em um sistema de duas dimensões que representa aproximadamente 87% da informação. Nessa figura é perceptível pontos de aglomeração, que demonstram a sobreposição e relação entre a CP1 e CP2. Entretanto, é possível ver uma massa de dados que possui uma variabilidade. Demonstrado que as variáveis oferecem informações diversificadas para o sistema. A mesma ideia pode ser observada na Figura 84 para o CP 1, CP 2 e CP3 que contempla aproximadamente 92% da variância dos dados.



Figura 83 - Scores das duas primeiras componentes principais

Fonte: Autor

Figura 84 - Scores das três primeiras componentes principais



Scores das três primeiras componentes principais

Fonte: Autor

Com isso a mesma metodologia aplicada anteriormente para geração do agrupamento de dados no tópico 5.5.2 foi realizada. Entretanto, foi aplicado o agrupamento com base nas componentes principais.

Primeiro foi realizado um agrupamento com três para variáveis com CP1, CP2 e CP3 e foi comparado com o agrupamento de média, mediana e sazonalidade. Foi considerado um sistema com 6 agrupamentos. O resultado pode ser visto na Figura 85.



Figura 85 - Comparação em um agrupamento com três variáveis PCA

Fonte: Autor

Entretanto, com o objetivo desenvolver um gráfico que seja possível plotar a terceira dimensão como a pertinência para a criação das superfícies e consequentemente os mapas de padrão foi dado preferência no agrupamento em duas dimensões usando a componente principal 1 e 2. Nesse contexto é possível visualizar a diferença entre o agrupamento de com 5, 6 e 7 *clusters* para o sistema com média e sazonalidade em contraste da CP 1 e CP 2. Os resultados são demonstrados nas Figura 86, Figura 87 e Figura 88.



Figura 86 - Comparação agrupamento de 5 clusters com média e sazonalidade e variáveis PCA





Fonte: Autor





Fonte: Autor

Além disso também é possível criar as superfícies e os respectivos mapas utilizando as variáveis PC1, PC2 e pertinência nos eixos x, y, z similar ao já feito com variáveis originais no tópico 5.5.2. Os resultados são demonstrados nas Figura 89, Figura 90 e Figura 91.



Fonte: Autor



Figura 90 - Superfícies e mapa das variáveis PC1 e PC2 para 6 agrupamentos





Figura 91 – Superfícies e mapa das variáveis PC1 e PC2 para 7 agrupamentos

Fonte: Autor

Como esperado tanto as superfícies como os mapas gerados foram modificados em relação aos anteriores no item 5.5.2. Isso ocorreu pois agora é possível condensar parte da informação que era perdida em demais variáveis, gerando as modificações observadas nas Figura 92, Figura 93 e Figura 94.



Fonte: Autor Figura 93 – Comparação entre mapa das variáveis PC1 e PC2 e originais para 6 agrupamentos



Fonte: Autor Figura 94 – Comparação entre mapa das variáveis PC1 e PC2 e originais para 7 agrupamentos



Fonte: Autor

5.7 ETAPA III – APLICAÇÃO DO MÉTODO DO COTOVELO

Após a definição das variáveis advindas do PCA, juntamente com os seus respectivos coeficientes. Foi utilizado os *scores* de cada simulação para a aplicação do teste do cotovelo, nele foram realizados agrupamentos variando de 1 até 100 centros de agrupamento. Assim, é possível visualizar o desenho esperado do "cotovelo" onde o número 6 é marcado, conforme Figura 95. Nela é possível visualizar que a variância explicada por número de *clusters*, onde ela começa a ter valores relativamente baixos após o número *cluster* de número 6. Entretanto, é importante ressaltar o caráter heurístico do teste do cotovelo, deste modo é razoável considerar tanto 5 como 7 *clusters*.





Fonte: Autor 5.8 ETAPA III – VALIDAÇÃO DOS AGRUPAMENTOS

Nesta seção, foram conduzidas simulações adicionais, utilizando as estratégias já citadas, com o objetivo de validar o mapa de padrões gerado com base nas técnicas de Análise de Componentes Principais (PCA). Levando em conta que o processo de agrupamento abordou um aspecto numérico, optou-se por empregar outra dimensão do sistema, o aspecto visual, para fins de validação. Assim, as simulações foram renderizadas, possibilitando a comparação entre as abordagens numérica e visual.

Como já definido de forma heurística no tópico anterior, foi adotado para essa validação o número de 6 agrupamentos. Além disso todas as simulações da validação foram inicializadas com o mesmo ponto inicial com a finalidade de não criar um erro aleatório na validação dos resultados, bem como manter as core dos agrupamentos constantes.

As imagens renderizadas para a validação visual será sempre o último frame da simulação transiente de 30 segundos. Deste modo é importante entender que muitos dos comportamentos são acumulativos como por exemplo o deposito de óleo na parede da tubulação de modo que 30 segundos podem não ser o bastante para o completo estabelecimento do padrão de escoamento. Por fim, em cada uma das validações, o ponto branco indica a posição no mapa da simulação, enquanto os pontos pretos indicam os centros de cada agrupamento.

5.8.1 ETAPA III – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO



Considerado como referência a Figura 96. Inicialmente, observamos uma correlação satisfatória entre os aspectos visuais da simulação e as regiões de agrupamento do PC1 e PC2. Para o primeiro conjunto de validação foi escolhido a estratégia de fixar a velocidade da água em $1\frac{m}{s}$ enquanto foram feitas sucessivas reduções na velocidade de injeção de óleo.

O padrão inicial, designado como I e colorido de roxo, apresenta o CAF estabilizado, circundado por uma fina camada de água que envolve o núcleo de óleo viscoso, à medida que ocorre uma redução na velocidade do óleo temos a simulação II, tornando perceptíveis ondulações no núcleo do CAF. Esse fenômeno provoca um deslocamento no padrão de fluxo em direção à área verde da Figura 96.

Ao reduzir ainda mais a velocidade de injeção de óleo e progredindo para a simulação III, observamos uma ruptura no núcleo de óleo no centro da tubulação, criando zonas de presença intermitente de óleo, essa ficou situada no agrupamento vermelho. Neste estágio, é possível identificar uma mudança do padrão CAF para o padrão de golfadas. Com base nesta análise, podemos inferir que a área agrupada na região da simulação II exibe um comportamento de transição entre o CAF e as golfadas. Isso nos oferece a perspectiva de transição que era esperada na análise *fuzzy*.

Reduzindo novamente a velocidade de injeção de óleo na simulação IV, situada no azul ciano, é notado um aumento no espaçamento nas zonas de intermitência de óleo em comparação com a simulação III.

Na simulação V, onde foi reduzido novamente a velocidade de injeção de óleo foi notado a transição do padrão de golfadas para o padrão de bolhas. Além disso foi notado que mesmo após outra redução na velocidade de injeção do óleo, o padrão de bolhas ainda se manteve.

Um fator que merece destaque é que partindo da análise visual, a simulação IV, V e VI são agrupadas no agrupamento azul ciano, entretanto a simulação IV visualmente difere um em certa medida da simulação V e VI. Entretanto é importante notar que a simulação IV possui uma proximidade maior com o centro do agrupamento enquanto a simulação V e VI estão mais afastadas indicando a influência de outros *clusters* na sua composição. Esse tipo de análise é relevante pois levanta a possibilidade de criar outra região de agrupamento para melhorar a descriminação. De modo que o acréscimo de um *cluster* como já discutido item 5.52 tende a reduzir a dependência de *fuzzy* para descrever a informação.





No conjunto de validações II, apresentado na Figura 97, optou-se por utilizar velocidades de injeção de água inferiores às propostas no conjunto de validações I, ilustrado na Figura 96.

No início da simulação I da Figura 97, observamos um comportamento de CAF bem definido e estável. Notamos que o resultado foi muito semelhante ao encontrado na simulação I da Figura 96. Tal similaridade era esperada, pois, mesmo partindo de diferentes condições de contorno, é possível alcançar padrões semelhantes quando se mantém determinadas proporções entre as velocidades de água e óleo, conforme demonstrado por Joseph (1997).

É importante ressaltar que, embora a estrutura posicional da mistura de água e óleo seja a mesma, devido às diferentes velocidades de injeção, cada uma possui seu próprio campo de pressão e velocidade.

Continuando com a análise das simulações da Figura 97, foram simulados diversos valores próximos para compreender o comportamento e a dispersão do agrupamento dentro do mesmo grupo. Novamente, foi possível observar uma alta similaridade visual entre as simulações que foram agrupadas no mesmo grupo, neste caso, o azul escuro.

Na simulação II, é notável o início de uma pequena ondulação no núcleo de óleo. Considerando que nestas condições de contorno as velocidades são relativamente mais baixas, os efeitos de empuxo começam a se tornar mais relevantes, causando esse distúrbio na interface entre o óleo e a água.

Deste modo, é perceptível que o comportamento de instabilidade se mostra claro nas simulações II, III, IV, V, VI. Essa instabilidade tende a ser maior quando as velocidades do sistema são menores. Isso ocorre pois, com velocidades menores o fluido necessita de mais tempo para cruzar completamente a tubulação. Por conta disso, o campo gravitacional da terra tem mais tempo para atuar sobre o sistema e deslocar a massa de óleo menos densa do centro da tubulação para a parte mais alta dele.

Esse tipo de comportamento começa a ser presenciado na simulação VII e VIII, onde foi possível observar o contato do óleo na parede da tubulação, criando regiões de incrustação. Entretanto, apesar de estarem agrupados no mesmo grupo também é perceptível que eles estão mais afastados do centro do *cluster*. Indiciando que talvez seja melhor adotar um maior número de agrupamentos.





Por fim, no último conjunto de validação, apresentado na Figura 98, é utilizado velocidade mais baixas que as simuladas na Figura 97. Com essas velocidades foi possível simular padrões de escoamentos diferentes dos já apresentados. A título de comparação foram colocadas as simulações I, II e III que tiveram comportamentos simulares aos já discutidos nos conjuntos de validação anteriores.

Ao analisar a simulação IV, observou-se um comportamento peculiar que, de acordo com a literatura, pode ser caracterizado como um padrão estratificado. Esse padrão

ocorre quando, devido a grandes distâncias ou baixas velocidades, o núcleo anular de óleo é deslocado totalmente para a parte superior da tubulação devido ao empuxo, resultando em uma estratificação bem definida entre água e óleo.

Dois aspectos merecem atenção na simulação IV: primeiro, a significativa distância entre os centros dos agrupamentos, indicando baixa similaridade com os *clusters* apresentados anteriormente. Isso pode ter ocorrido devido à insuficiência de exemplos para povoar a região, o que impossibilitou o algoritmo de identificar essa área como um centro de agrupamento. Segundo a posição da simulação IV no mapa. Conforme discutido na seção 5.5.2, a tendência natural do sistema é criar agrupamentos nas transições entre zonas. Portanto, é plausível inferir que o aumento do número de *clusters* no sistema poderia resultar em uma zona que caracterizaria o escoamento estratificado.

Por outro lado, as simulações V e VI apresentam muitas semelhanças. Ambas empregam uma velocidade de água muito baixa, permitindo o preenchimento da tubulação pelo óleo e caracterizando o padrão de dispersão de água em óleo. É relevante destacar que essas velocidades são extremamente baixas; considerando que a tubulação é relativamente pequena, foi necessário utilizar velocidades de óleo maiores do que as de água para favorecer a ocupação do óleo na tubulação.

6. CONCLUSÕES GERAIS

Este estudo representou um avanço significativo na compreensão e modelagem de escoamentos multifásicos em sistemas Core Annular Flow (CAF), integrando com sucesso técnicas de Fluidodinâmica Computacional (CFD) e inteligência artificial através de agrupamentos *fuzzy*. A metodologia adotada permitiu identificar efetivamente diferentes padrões de escoamento, destacando-se pela sua habilidade em detectar regiões de transição, proporcionando uma caracterização mais detalhada e contínua desses padrões.

A aplicação de CFD e a metodologia de agrupamento *fuzzy* demonstraram não apenas eficácia na identificação dos padrões de escoamento, mas também flexibilidade para adaptação a diferentes sistemas e condições. Nesse sentido, fica destacado a importância de uma abordagem multidisciplinar, integrando conceitos de engenharia, matemática e ciência da computação, para abordar desafios complexos na indústria de petróleo e gás.

Os resultados deste trabalho são promissores e abrem caminho para futuras pesquisas, que podem explorar ainda mais as capacidades da combinação de CFD e IA na resolução de problemas complexos de escoamentos multifásicos. As metodologias desenvolvidas aqui podem ser adaptadas e aplicadas em uma variedade de cenários industriais, promovendo inovações e melhorias no campo da engenharia de petróleo e gás.

No entanto, como em qualquer área de pesquisa dinâmica e em constante evolução, sempre há espaço para expansão e aprimoramento. À medida que avançamos para a seção de trabalhos futuros, é importante destacar que, embora os resultados obtidos neste estudo sejam promissores, eles também abrem diversas possibilidades para investigações adicionais. A seguir, serão discutidos vários aspectos que merecem atenção adicional, visando não apenas superar os desafios identificados, mas também explorar novas oportunidades e aplicações das metodologias desenvolvidas. Estes tópicos representam passos cruciais para aprofundar nosso entendimento e aprimorar as técnicas relacionadas aos escoamentos multifásicos, com o objetivo de contribuir ainda mais para o campo da engenharia de petróleo e gás.

Apesar das questões levantadas e das possíveis áreas de melhoria, é importante frisar novamente que os objetivos deste estudo foram alcançados e que os resultados foram, de fato, promissores. O trabalho desenvolvido lança uma luz sobre um campo de

estudo complexo e importante, oferecendo novas perspectivas e metodologias para abordar os desafios associados aos padrões de escoamento multifásico. Além disso, abre caminho para uma série de trabalhos futuros, incentivando a contínua evolução e refinamento das técnicas e abordagens utilizadas. O conhecimento produzido aqui é um passo significativo e, espera-se, servirá como um sólido ponto de partida para futuras pesquisas na área. Os desafios identificados não são barreiras, mas sim oportunidades para avançarmos ainda mais no entendimento e aplicação dos padrões de escoamento multifásico.

7. TRABALHOS FUTUROS

Olhando para o futuro, é essencial reconhecer que, apesar dos resultados promissores alcançados neste estudo, eles servem como um ponto de partida para explorações futuras. Nas próximas seções, abordaremos várias áreas que necessitam de atenção adicional. O foco não se limitará apenas a superar os desafios já identificados, mas também a explorar novas possibilidades e aplicações das metodologias que foi desenvolvida. Estes tópicos são fundamentais para aprofundar o entendimento e aperfeiçoar as técnicas no campo dos escoamentos multifásicos.

7.1. INCLUSÃO DE INCERTEZAS NA AQUISIÇÃO DE DADOS E OS SEUS IMPACTOS NA METODOLOGIA PROPOSTA

Uma lacuna significativa neste estudo é a falta de consideração das incertezas associadas às medições no sistema de aquisição de dados e o impacto subsequente na integridade dos resultados metodológicos. Considerando que os dados empregados foram exclusivamente derivados de simulações, houve a negação de um elemento crítico na operação prática: a complexidade do sistema de aquisição de dados.

Esta omissão pode induzir a uma avaliação excessivamente otimista da precisão das projeções do modelo. No ambiente real, sistemas multifásicos são intrinsecamente complexos e sujeitos a uma miríade de variáveis inconstantes, tornando a análise de incertezas um aspecto crucial para compreender o espectro completo dos comportamentos potenciais do sistema. A incorporação de erros inerentes às medições e aos dispositivos de aquisição de dados é primordial, visto que estes podem introduzir variações significativas nos resultados. Esses erros podem originar-se de limitações instrumentais, calibrações inadequadas ou flutuações nas condições ambientais, influenciando drasticamente a acurácia e a confiabilidade dos dados coletados.

Portanto, a inclusão de uma robusta análise de incertezas eleva a precisão e a confiabilidade nas previsões do modelo, ao mesmo tempo em que identifica áreas críticas que requerem atenção meticulosa no que tange à coleta e processamento de dados. Isso não apenas melhora a qualidade das informações obtidas, mas também direciona avanços e investigações futuras no domínio em questão.

7.2. APLICAÇÃO DA METODOLOGIA PARA SISTEMAS LÍQUIDO–GÁS

Outro aspecto que seria interessante avaliar é a validade da metodologia para sistemas líquido-gás uma vez que na indústria de petróleo, é facilmente encontrável esse tipo de escoamento multifásico.

Entretanto, a modelagem de sistemas gás-líquido em CFD apresenta desafios únicos e intrigantes, especialmente relevantes na indústria de petróleo, onde esse tipo de escoamento multifásico é comum. Inicialmente, é fundamental considerar as adaptações necessárias para simular eficientemente esses sistemas.

Nos sistemas líquido-líquido, um desafio primordial é modelar com precisão as interfaces entre os líquidos. Estas são frequentemente instáveis e influenciadas por fatores como tensão superficial e diferenças de densidade, exigindo algoritmos avançados para uma representação fidedigna da dinâmica de mistura e formação de emulsões. Já em sistemas gás-líquido, a complexidade reside na modelagem do comportamento gasoso, que envolve fenômenos como turbulência e formação de bolhas. A compressibilidade do gás adiciona uma camada extra de complexidade, sobretudo em altas velocidades ou pressões.

Para abordar esses desafios, diversos modelos de CFD são empregados, cada um adequado a situações específicas. Modelos como Euleriano-Euleriano e Euleriano-Lagrangiano são fundamentais para simular fluxos onde as fases gás e líquido estão intimamente misturadas ou separadas. O modelo de Volume de Fluido (VOF) e o modelo de Interface Nivelada são excelentes para rastrear interfaces dinâmicas, enquanto o Modelo de Bolha Discreta é ideal para sistemas com bolhas grandes. Por fim, o Modelo de Mistura Homogênea se mostra útil em casos onde a separação de fases é menos significativa.

Quando se trata da modelagem de gases, a tarefa se torna ainda mais desafiadora. Os gases são notavelmente compressíveis e suas propriedades podem alterar-se drasticamente sob diferentes pressões. Além disso, a deformidade e o fluxo turbulento dos gases, assim como as transições de fase e a dinâmica interfacial, requerem uma abordagem meticulosa e modelos sofisticados. Esses modelos devem capturar uma ampla gama de escalas, desde o molecular até o macroscópico, e lidar com condições de fronteira variáveis e limitações computacionais. Em resumo, alcançar uma modelagem eficaz de sistemas gás-líquido em CFD demanda um equilíbrio cuidadoso entre diversos fatores críticos. Estes incluem a precisão das representações físicas, a adequada resolução de malha, a implementação de modelos de turbulência e transferência de massa robustos, e a viabilidade computacional. Esta combinação de requisitos eleva a complexidade e o desafio da metodologia proposta neste trabalho.

Apesar destes desafios, os resultados preliminares sugerem que a abordagem é não apenas viável, mas também promissora. A possibilidade de execução efetiva abre caminho para novas investigações e pesquisas futuras. Este potencial para avanços subsequentes reforça a relevância do trabalho atual e destaca a importância de continuar explorando e aprimorando estas técnicas no campo da Dinâmica dos Fluidos Computacional.

7.3. POSIBILIDADE DE APLICAÇÃO DE TECNICAS DE CONTROLE

No âmbito dos trabalhos futuros, é fácil destacar a relevância das estratégias de controle aplicadas aos sistemas *Core Annular Flow*. A natureza intrínseca desses sistemas, marcada pela interação complexa entre fluidos de diferentes viscosidades em um regime de escoamento anular, demanda uma abordagem de controle refinada e altamente adaptável. O desenvolvimento e a implementação de tais estratégias de controle não apenas otimizam o desempenho do processo, mas também garantem a segurança operacional e a integridade estrutural dos equipamentos envolvidos.

Um aspecto fundamental na evolução dessas estratégias é a incorporação e análise aprofundada de mapas de padrões de escoamento multifásicos. Esses mapas representam uma ferramenta analítica poderosa, oferecendo uma visão detalhada das possíveis configurações de fluxo sob variadas condições operacionais. Através da sua utilização, é possível não apenas diagnosticar e prever o comportamento do escoamento, mas também desenvolver estratégias de controle mais precisas e eficientes, adaptadas às especificidades de cada regime de fluxo.

Essa abordagem é essencial para melhorar a modelagem do processo, contribuindo significativamente para a precisão na simulação e otimização do escoamento em sistemas CAF.

Considerando a lógica *fuzzy*, já conhecida por sua capacidade de lidar com ambiguidades e incertezas inerentes aos processos industriais, sua aplicação em sistemas

CAF apresenta um potencial significativo. A integração da lógica *fuzzy* nos sistemas de controle de CAF permite uma gestão mais refinada e adaptável do processo, capaz de responder de forma eficiente às variações complexas e imprevisíveis dos escoamentos. Esta abordagem proporciona uma tomada de decisão mais intuitiva, similar ao raciocínio humano, facilitando o manejo de informações imprecisas ou parcialmente verdadeiras que são frequentes em escoamentos multifásicos.

Além disso, a capacidade da lógica *fuzzy* de se integrar harmoniosamente com outras técnicas de controle e modelagem abre caminho para o desenvolvimento de sistemas híbridos, combinando a robustez da lógica *fuzzy* com as forças de outras abordagens, como o controle PID ou as redes neurais. Essa integração promete não apenas melhorar a eficiência e a eficácia dos sistemas de controle existentes, mas também impulsionar a inovação em termos de capacidades de diagnóstico e de adaptação em ambientes operacionais dinâmicos.

Portanto, os trabalhos futuros devem se concentrar na exploração mais profunda dos mapas de padrões de escoamento multifásicos e na integração avançada da lógica *fuzzy* em sistemas CAF. Esta abordagem multidimensional não só abordará as complexidades inerentes aos sistemas CAF, mas também estabelecerá novos padrões de eficiência, segurança e adaptabilidade em processos industriais. O objetivo final é alcançar um controle de processo que seja não apenas tecnicamente sofisticado, mas também economicamente viável e ambientalmente sustentável.

7.4. OTIMIZAÇÃO DA MALHA DE SIMULAÇÃO

Aprofundar na otimização da malha de simulação é crucial para futuras pesquisas. Esta otimização envolve não apenas a melhoria nas técnicas de discretização, mas também o desenvolvimento de algoritmos adaptativos e a implementação de estratégias inovadoras para otimizar a distribuição da malha em áreas críticas do fluxo. Explorando essas possibilidades, podemos aumentar significativamente a precisão na captura de fenômenos complexos do escoamento, ao mesmo tempo em que mantemos o custo computacional dentro de limites práticos. Além disso, a implementação de técnicas de otimização pode ajudar a identificar a densidade ideal de malha necessária para diferentes cenários de escoamento, equilibrando eficácia e eficiência

7.5. TESTES DE SENSIBILIDADE COM MODELOS DIFERENTES

Ampliando os testes de sensibilidade com diversos modelos de simulação, buscase avaliar como variam as respostas dos modelos frente às alterações nas condições de escoamento multifásico. Esta investigação detalhada permitirá a compreensão da adequação de diferentes modelos físicos e numéricos, possibilitando a escolha do modelo mais eficaz e econômico para uma variedade de aplicações. Além disso, estes testes contribuirão para o entendimento mais profundo dos limites e potencialidades de cada modelo, fomentando avanços significativos em precisão e aplicabilidade nas simulações de escoamentos multifásicos.

7.6. VALIDAÇÃO NUMÉRICA COM OPERAÇÕES REAIS

A validação numérica do modelo utilizando dados de operações industriais reais é fundamental. Esta etapa permitirá não apenas a confirmação da precisão e confiabilidade do modelo, mas também avaliará sua aplicabilidade prática. Tal validação é essencial para garantir a relevância do modelo no ambiente operacional real, fortalecendo a tomada de decisões e aprimorando a eficácia operacional na indústria de petróleo e gás. Além disso, a validação com dados reais permitirá identificar e corrigir possíveis desvios ou imprecisões no modelo, levando a um aperfeiçoamento contínuo do mesmo.

7.7. ANÁLISE DE VARIÁVEIS ESTATÍSTICAS

Investigar a fundo outras variáveis estatísticas e métodos de tratamento de dados pode enriquecer significativamente o processo de clusterização. A exploração de diferentes técnicas de análise estatística proporcionará insights novos e mais profundos sobre os padrões de escoamento, contribuindo para uma categorização mais precisa e abrangente. Este aspecto inclui a avaliação de variáveis adicionais que podem influenciar o comportamento do escoamento, bem como a implementação de métodos estatísticos avançados para uma análise mais robusta e informativa dos dados.

7.8 ESTUDO SOBRE AMOSTRAGEM E QUANTIDADE DE DADOS

Uma investigação detalhada sobre a amostragem e a quantidade de dados utilizados é essencial para o avanço das pesquisas futuras. Garantir uma coleta de dados mais abrangente e criteriosa não apenas aprimorará a representação dos padrões de escoamento, mas também evitará distorções e aumentará a confiabilidade das simulações. Esta análise envolve avaliar métodos de amostragem mais eficazes, determinar a quantidade ideal de dados para capturar a complexidade dos fenômenos e garantir a representatividade dos diferentes regimes de escoamento dentro da base de dados.

7.9 AVALIAÇÃO DO NÚMERO DE CLUSTERS

Por fim, é essencial investigar mais a fundo a divisão dos clusters e sua relação com os padrões de escoamento e transições. Compreender como diferentes números de clusters afetam a interpretação dos padrões de escoamento pode proporcionar insights valiosos sobre a natureza fenomenológica desses escoamentos e suas transições, contribuindo para o aprimoramento das técnicas de simulação e análise.

8. REFERÊNCIAS

ARAUJO, Maria Rita Silva. **Modelo de avaliação de radônio usando simulação CFD**. 2022. Dissertação (Mestrado em Tecnologias Energéticas e Nucleares) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2022.

AYUBA, Nuhu. **Simulação de Perfis de Escoamento Multifásico (Óleo-Água) em Duto Circular Horizontal**. 2019. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) -Universidade Federal do Rio Grande, Santo Antônio da Patrulha, 2019.

BARROS, E. V. DE. A matriz energética mundial e a competitividade das nações: bases de uma nova geopolítica. **Engevista**, v. 9, n. 1, p. 47–56, 2010.

BECKER, K.; HEITKAMP, K.; KUGELER, E. Recent progress in a hybrid-grid cfd solver for turbomachinery flows. **Eccomas Cfd 2010**, n. June, p. 14–17, 2010.

BENSAKHRIA, A.; PEYSSON, Y.; ANTONINI, G. Experimental study of the pipeline lubrication for heavy oil transport. **Oil & Gas Science and Technology - Revue d'IFP Energies nouvelles**, v. 59, n. 5, p. 523-533, 2004.

BEZERRA, Manoel Ivanildo Silvestre. Apostila de Análise de Séries Temporais. Presidente Prudente: [s.n.], 2006.

BLOCKEN, B.; STATHOPOULOS, T.; CARMELIET, J. CFD simulation of the atmospheric boundary layer: wall function problems. **Atmospheric Environment**, v. 41, n. 2, p. 238–252, 2007.

BORTOLOTI, G. B. et al. Injeção de emulsões e seu impacto na produção de petróleo. Latin American Journal of Energy Research, v. 2, n. 1, p. 8–14, 2015.

BRACKBILL, J. U.; KOTHE, D. B.; ZEMACH, C. A Continuum Method for Modeling Surface Tension. Journal of Computational Physics, v. 100, p. 335-354, 1992.

CALIS, H. P. A. et al. CFD modeling and experimental validation of pressure drop and flow profile in a novel structured catalytic reactor packing. **Chemical Engineering Science**, v. 56, n. 4, p. 1713–1720, 2001.

NOGUEIRA, Luiz Augusto Horta; CARDOSO, Rafael Balbino. Perspectivas da Matriz Energética Mundial e do Brasil. **O Setor Elétrico**. Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), nov. 2007.

CASTRO, Marcelo Souza de. **Fenômeno de Transição Espacial do Escoamento Óleo Pesado-Água no Padrão Estratificado**. 2013. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica - Área Térmica e Fluidos) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013.

ÇENGEL, Yunus A.; CIMBALA, John M. Mecânica dos Fluidos: Fundamentos e Aplicações. Porto Alegre: Bookman, 2007.

CONRADO, Priscilla Perussolo Cunico. **Identificação do comportamento do escoamento em golfadas para reconhecimento desse padrão em risers de extração de petróleo utilizando RNA NARX. 2020**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2020.

COSTA, Camilo Augusto Santos. **Estudo Numérico e Experimental da Formação de Escoamentos Gás-Líquido Intermitentes em um Tubo Horizontal**. 2016. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2016.

ESSS. **ESSS**, **Método numérico**, **analítico e experimental**. 2017.Disponivel em: . Acesso em : 20/03/2023.">https://www.esss.co/blog/simulacao-numerica-metodo-analitico-experimental-concorrentes-ou-complementares-na-engenharia/>. Acesso em : 20/03/2023.

FACELI, Katti; DE CARVALHO, André C.P.L.F.; SOUTO, Marcílio Carlos Pereira. Algoritmos de Agrupamento de Dados. São Carlos, SP: Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, nº 249, jan. 2005. Relatórios Técnicos, ISSN 0103-2569.

FIGUEIREDO, Maurício de Melo Freire. Desenvolvimento de uma técnica baseada em medidas ultrassônicas e redes neurais para a identificação do padrão de escoamento e determinação da fração volumétrica de gás de escoamentos multifásicos da indústria petrolífera. 2016. Dissertação (Mestrado em Engenharia
Mecânica – Conversão de Energia) - Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2016.

FIGUEIREDO, Rafael Alves. **Simulação numérica de escoamentos viscoelásticos multifásicos complexos**. 2016. 175 f. Tese (Doutorado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016.

FLUENT ANSYS. Ansys Fluent Theory Guide. **ANSYS Inc., USA**, v. 15317, n. November, p. 724–746, 2013.

FONTES, C. H.; BUDMAN, H. A hybrid clustering approach for multivariate time series – A case study applied to failure analysis in a gas turbine. **ISA Transactions**, v. 71, p. 513–529, 1 nov. 2017.

FONTES, C. H.; BUDMAN, H. Evaluation of a Hybrid Clustering Approach for a Benchmark Industrial System. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, v. 57, n. 32, p. 11039–11049, 15 ago. 2018.

FOX, R. W.; MCDONALD, A. T.; PRITCHARD, P. J. Introdução à Mecânica dos Fluidos. 8. ed. Rio de Janeiro: LTC Editora, 2013.

GADELHA, A. Transporte multifásico não isotérmico de óleo pesado, água e ar em tubo horizontal via core-flow : modelagem e simulação. **Phys. Rev. E**, p. 24, 2011.

GILAT, Amos; SUBRAMANIAM, Vish. Métodos Numéricos para Engenheiros e Cientistas: Uma introdução com aplicações usando MATLAB. Tradução de Alberto Resende de Conti. Porto Alegre: Bookman Editora, 2008.

GOLYANDINA, N.; ZHIGLJAVSKY, A. Singular Spectrum Analysis for Time Series. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013.

GONÇALVES, J. Desenvolvimento de uma Técnica Ultrassônica para Medição da Concentração das Fases Dispersas em Escoamentos Multifásicos Representativos da Indústria de Petróleo e Gás Natural. **Paper Knowledge. Toward a Media History of Documents**, 2014.

HAGEDORN, A. R.; BROWN, K. E. Experimental Study of Pressure Gradients Occurring During Continuous Two-Phase Flow in Small-Diameter Vertical Conduits. Journal of Petroleum Technology, [S.l.], v. 17, n. 4, p. 475-484, abr. 1965.

HERTWIG, D. et al. CFD-RANS model validation of turbulent flow in a semi-idealized urban canopy. **Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics**, v. 111, p. 61–72, 2012.

HÜSEYIN, A.; CEMAL, N. S. CFD modeling of thermal mixing in a T-junction geometry using LES model. Nuclear Engineering and Design, v. 253, p. 183–191, 2012.

JOLLIFFE, I.T. Principal Component Analysis. 2nd ed. New York: Springer, 2002.

JORDAN, M. I. Artificial Intelligence—The Revolution Hasn't Happened Yet. Harvard Data Science Review, 23 jun. 2019.

JOSEPH, D. D.; BAI, R.; CHEN, K. P.; RENARDY, Y. Y. Core-Annular Flows. Annual Review of Fluid Mechanics, [S.I.], v. 29, p. 65-90, 1997.

LEAL, S. E.; ALUÍSIO, S. M.; RODRIGUES, E. dos S.; VIEIRA, J. M. M.; TEIXEIRA, E. N. Métodos de Clusterização para a Criação de Corpus para Rastreamento Ocular durante a Leitura de Parágrafos em Português. [s.l.: s.n.], [s.d.].

LIU, C. et al. 3D CFD simulation of a circulating fluidized bed with on-line adjustment of mechanical valve. **Chemical Engineering Science**, v. 137, p. 646–655, 2015.

Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2011). Applied Statistics and Probability for Engineers. 5^a ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons Inc.

DE MOURA, Carlos A.; KUBRUSLY, Carlos S. (Eds.). The Courant–Friedrichs– Lewy (CFL) Condition: 80 Years After Its Discovery. New York: Springer, 2013.

NEPOMUCENO, Erivelton Geraldo. **Solução Numérica de Equações Diferenciais Ordinárias**. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade de São João del-Rei; Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, 2016.

PACHECO, F.; CAVALCANTE, C. C. P.; MENDES, J. R. P.; BANNWART, A. C.; SERAPIÃO, A. B. de S. Identificação de Padrões de Escoamento Multifásico e

Determinação da Perda de Carga com o Auxílio de Redes Neurais. In: **4º PDPETRO**, 21-24 out. 2007, Campinas, SP : [s.n.], 2007.

ROSA, Eugênio S. Escoamento multifásico isotérmico: modelos de multifluidos e de mistura. Porto Alegre: Bookman, 2012.

SANTOS, E.; DA SILVA, M.; ARRUDA, L. V. Reconhecimento de Padrões e Classificação de Imagens de Escoamentos Bifásicos Utilizando Redes Neurais. **X** Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), v. X, p. 427–431, 2011.

Selli, Marcelo Fernando. **Identificação de padrões de escoamento horizontal bifásico gás-líquido através de distribuição tempo-frequência e redes neurais**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2007.

Silva, Andhros Guimarães. **Estudo numérico de escoamento bifásico anular utilizando ferramenta CFD**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2017.

STEINBERG, J. **Bismarck: A LifePenn History Review**. [s.l: s.n.]. Disponível em:<https://repository.upenn.edu/phrAvailableat:https://repository.upenn.edu/phr/vol18 /iss1/2>.

TENNKES, H. A fist course in turbulence. 1. ed. Cambridge: The MIT Press, 1972. v. 1

Trillas, Enric; Eciolaza, Luka. Fuzzy Logic: **An Introductory Course for Engineering Students. Studies in Fuzziness and Soft Computing**, vol. 320. Springer International Publishing, Cham, Switzerland, 2015. ISBN 978-3-319-14203-6.

TRIPATHI, S. et al. Characterization of interfacial waves and pressure drop in horizontal oil-water core-annular flows. **Physics of Fluids**, v. 29, n. 8, 2017.

Vazzoler Junior, Hermes. **Proposição de modelo de previsão de holdup e gradiente de pressão para o escoamento óleo-água em tubulações horizontal ou levemente inclinada independente do padrão de escoamento**. 2022. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2022.

VIEIRA, Magda Rosângela Santos. **Estudo dos Processos de Corrosão e Biocorrosão Causados por Fluidos da Indústria de Petróleo**. 2013. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2013.

WANG, J.; YU, X.; ZONG, R. A dynamic approach for evaluating the consequences of toxic gas dispersion in the chemical plants using CFD and evacuation modelling. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 65, n. April, p. 104156, 2020.