

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E  
INFORMÁTICA INDUSTRIAL**

**CRISTIANE COZIN**

**CARACTERIZAÇÃO DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS  
UTILIZANDO REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

**TESE**

**CURITIBA**

**2016**

**CRISTIANE COZIN**

**CARACTERIZAÇÃO DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS  
UTILIZANDO REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Ciências, do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Área de Concentração: Engenharia de Automação e Sistemas.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Lúcia Valéria Ramos de Arruda

Co-orientador: Prof. Dr. Rigoberto Eleazar Melgarejo Morales

**CURITIBA**

**2016**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

---

C882c Cozin, Cristiane  
2016 Caracterização do escoamento bifásico em golfadas utilizando  
redes neurais artificiais / Cristiane Cozin.-- 2016.  
105 f. : il. ; 30 cm.

Texto em português, com resumo em inglês  
Disponível também via World Wide Web  
Tese (Doutorado) - Universidade Tecnológica Federal do Pa-  
raná. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e In-  
formática Industrial, Curitiba, 2016  
Bibliografia: f. 80-87

1. Escoamento bifásico. 2. Gás – Escoamento. 3. Modelagem  
matemática. 4. Métodos de simulação. 5. Redes neurais (Compu-  
tação). 6. Engenharia elétrica – Teses. I. Arruda, Lúcia Valéria  
Ramos de. II. Melgarejo Morales, Rigoberto Eleazar. III. Universi-  
dade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Gradua-  
ção em Engenharia Elétrica e Informática Industrial. IV. Título.

---

CDD: Ed. 22 – 621.3

Biblioteca Central da UTFPR, Câmpus Curitiba

Título da Tese N°. \_\_\_\_\_

## **Caracterização do Escoamento Bifásico em Golfadas Utilizando Redes Neurais Artificiais**

por

**Cristiane Cozin**

Orientadora: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Lúcia Valéria Ramos de Arruda (UTFPR)

Coorientador: Prof. Dr. Rigoberto Eleazar Melgarejo Morales (UTFPR)

Esta tese foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de DOUTOR EM CIÊNCIAS – Área de Concentração: Eng. De Automação e Sistemas pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial – CPGEI – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, às 09h do dia 14 de dezembro de 2016. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos doutores:

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Lúcia Valéria Ramos de Arruda  
(Presidente – UTFPR)

---

Prof. Dr. Eduardo Parente Ribeiro  
(UFPR)

---

Prof. Dr. Aleksander Sade Paterno  
(UDESC)

---

Prof. Dr. Marco José da Silva  
(UTFPR)

---

Prof. Dr. Moises Alves Marcelino Neto  
(UTFPR)

Visto da Coordenação:

---

Prof. Jean Carlos Cardozo da Silva, Dr.  
(Coordenador do CPGEI)

Aos meus filhos, Beatriz e Benjamin.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus pela minha vida.

Ao meu esposo Silvio por todo amor, carinho, dedicação e paciência que tornam nossa trajetória mais tranquila e segura. E aos nossos pequenos, Beatriz e Benjamin, que são luzes na minha vida.

À minha família, especialmente minha mãe Terezinha e meu irmão Luiz, pelo apoio incondicional que me permitiu mesmo nos momentos mais difíceis seguir em frente.

Durante todos esses anos de trabalho e estudo na UTFPR foram muitos os encontros com pessoas excepcionais. Professores, alunos e amigos que contribuíram para minha formação pessoal e profissional. É impossível enumerá-los. Minha gratidão a todos que fizeram parte dessa grande conquista.

Em especial agradeço aos meus orientadores, Professora Dra. Lúcia Valéria Ramos de Arruda e Professor Dr. Rigoberto E. M. Morales, pelo exemplo profissional, de dedicação, paciência, suporte e aos ensinamentos que possibilitaram a realização deste trabalho. Espero tê-los sempre por perto na minha caminhada.

Finalmente, agradeço à UTFPR, ao CPGEI, ao NUEM e ao CENPES/PETROBRAS pelo apoio e incentivo à pesquisa.

## RESUMO

COZIN, Cristiane. **Caracterização do escoamento bifásico em Golfadas utilizando Redes Neurais Artificiais**. 112 f. Tese – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2016.

Escoamentos bifásicos líquido-gás estão presentes na natureza e em muitas atividades industriais. Neste tipo de escoamento, as fases líquida e gasosa podem assumir diferentes configurações espaciais dentro da tubulação, chamadas padrões de escoamento. O escoamento bifásico líquido-gás em golfadas é o padrão de escoamento mais frequente nas aplicações industriais, ocorrendo em uma ampla faixa de velocidades das fases segundo os estudos de diversos autores. A modelagem matemática para o escoamento em golfadas compreende desde modelos simples em regime estacionário até modelos mais complexos, em regime transiente. E, para solução destes modelos são necessárias correlações empíricas e distribuições estatísticas dos parâmetros característicos do escoamento. Assim, no presente trabalho, vários modelos baseados em redes neurais artificiais são apresentados como suporte à caracterização dos parâmetros do escoamento bifásico em golfadas em função das séries temporais de fração de vazio obtidas experimentalmente. As séries temporais de fração de vazio são medidas com um par de sensores de malha de eletrodos instalado na seção de testes de uma planta experimental do NUEM-UTFPR e descritas em Castillo (2015). A partir das séries temporais de fração de vazio medidas são calculados os parâmetros de interesse para o escoamento em estudo: comprimento da bolha alongada de gás, comprimento do pistão de líquido, velocidade de translação da bolha alongada e desvios padrões para essas variáveis. Essas variáveis medidas e calculadas são utilizadas para a obtenção de um conjunto de modelos baseados em rede neural artificial. Após obtenção dos modelos é realizado um estudo de simulação no qual esses modelos são usados para estimar os parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas. Análises detalhadas dos resultados mostraram que as variáveis relacionadas à fase gasosa são estimadas com maior acurácia que as variáveis relacionadas à fase líquida. Como aplicação imediata do modelo obtido, apresenta-se sua utilização como uma

ferramenta de cálculo das condições iniciais para um modelo matemático fenomenológico de escoamento bifásico em golfadas com leve mudança de inclinação baseado no método de seguimento de pistões. O diferencial do presente trabalho está na predição da característica intermitente do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas a partir do modelo neural, além da estimação de parâmetros médios para as variáveis de interesse com taxas de incerteza variando entre 10% e 16%.

**Palavras-chave:** Escoamento bifásico em golfadas. Célula unitária. Redes neurais artificiais.



## ABSTRACT

COZIN, Cristiane. **Characterization of Two-Phase Slug Flow using Artificial Neural Networks**. 112 f. PhD Thesis – Graduate School of Electrical Engineering and Computer Science - Federal Technology University - Parana. Curitiba, 2016.

Gas-liquid two-phase flows are present in nature and in different industrial activities. In this type of flow, the liquid and gas phases assume different spatial configurations inside the pipe, called flow patterns. Slug flow is one of the most frequent flow patterns in industrial applications, occurring over a wide range of phase velocities according to studies presented by several authors. The mathematical modelling of slug flow comprises from simple steady state models to more complex models for transient regimes. Those models require closure relationships, e.g. empirical correlations and statistical distributions of characteristic flow parameters. In this work, several models based on artificial neural networks are presented as a support to the characterization of the two-phase slug flow parameters that depend on experimentally obtained void fraction time series. The void fraction time series are measured with a pair of wire-mesh sensors installed in a test section of an experimental rig in the premises of the NUEM/UTFPR labs and described in Castillo (2015). From the time series of void fraction measurements relevant parameters to the flow under consideration are computed: the length of the elongated gas bubble, the liquid slug length, the translational velocity of the elongated bubble and the standard deviations for those variables. Those measured and calculated variables are used to obtain a set of artificial neural network-based models. After obtaining such models, a simulation study in which those models are used to estimate the parameters that characterize the two-phase slug flows is carried out. Detailed analysis of the results showed that the variables related to the gas phase are estimated with greater accuracy than the ones related to the liquid phase. As an immediate application of the obtained model, its use as a tool to calculate the initial conditions for a phenomenological mathematical model of two-phase slug flow with a slight change of inclination based on a slug tracking method is presented. The differential of this study is to predict the intermittent features of the two-phase slug flow by means of a neural model, as well as the estimation of average

parameters for the variables of interest with uncertainly rates ranging between 10% and 16%.

**Keywords:** Two-phase slug flow. Unit cell. Artificial neural network.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1-1 – Escoamento em Golfadas em Tubulação Horizontal .....	11
Figura 2-1 – Padrões do Escoamento Bifásico Horizontal .....	17
Figura 2-2 – Mapa de Padrões de Escoamento baseado em Taitel e Dukler (1976) .....	19
Figura 2-3 – Célula Unitária.....	20
Figura 2-4 – Ilustração do sensor de malha de eletrodos e seus componentes .....	24
Figura 2-5 – Seção Transversal – Passagem de uma bolha alongada de gás .....	24
Figura 2-6 – Exemplo de Série Temporal de Fração de Vazio ( $J_G=1,5$ m/s e $J_L=1,5$ m/s) .....	25
Figura 2-7 – Modelo de um Neurônio Artificial .....	26
Figura 2-8 – Regiões de Saturação e Dinâmica para a função de ativação logística .....	29
Figura 2-9 – Princípio de normalização dos padrões de treinamento e teste.....	30
Figura 3-1 – Representação gráfica da distribuição experimental dos parâmetros geométricos e físicos – (a) Comprimento da Bolha Alongada, (b) Comprimento do Pistão de Líquido e (c) Velocidade de Translação da Bolha .....	38
Figura 3-2 – Representação gráfica da relação entre a série temporal de fração de vazio e seus parâmetros estatísticos para diferentes regimes: (a) Série Temporal, (b) PDF e (c) Parâmetros Estatísticos ( $\bar{x}$ média, $\sigma$ desvio padrão, $c$ curtose, $A_s$ coeficiente de assimetria).....	41
Figura 3-3 – Obtenção dos parâmetros em função das séries temporais .....	43
Figura 3-4 – Rede 1 .....	45
Figura 3-5 – Rede 2 .....	45
Figura 3-6 – Rede 3 .....	45
Figura 3-7 – Rede 4 .....	46
Figura 3-8 – Diagrama de Blocos – (a) Fase de Treinamento e (b) Fase de Operação .....	47
Figura 4-1 – Bancada Experimental – NUEM/UTFPR - Fonte: Castillo (2013) .....	49
Figura 4-2 – Mapa de Padrões de Escoamento baseado em Taitel e Dukler (1976) .....	50
Figura 4-3 – Rede 5 – Solução Híbrida .....	57
Figura 5-1 – Planta Experimental.....	62
Figura 5-2 – Mapa de Padrões de Escoamento baseado em Taitel e Dukler (1976) .....	63
Figura 5-3 – Rede 1 .....	65
Figura 5-4 – Rede 2 .....	65
Figura 5-5 – Valores Médios - $J_G = J_L = 0,5$ m/s.....	70
Figura 5-6 – Funções Densidade de Probabilidade - $J_G = J_L = 0,5$ m/s.....	71
Figura 5-7 – Valores Médios - $J_G = J_L = 2$ m/s.....	72
Figura 5-8 – Funções Densidade de Probabilidade - $J_G = J_L = 2$ m/s.....	73
Figura 5-5 – Ponto de monitoração via RNA .....	74

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3-1 – Parâmetros Estatísticos .....	42
Tabela 3-2 – Variáveis de Interesse .....	42
Tabela 4-1 – Erro Quadrático Médio .....	52
Tabela 4-2 – Erro Relativo Médio .....	53
Tabela 4-3 – Erro Relativo Médio .....	55
Tabela 4-4 - Erro Quadrático Médio .....	58
Tabela 4-5 – Erro Relativo Médio .....	58
Tabela 5-1 – Dados Experimentais (Llantoy Parra, 2013).....	63
Tabela 5-2 – Erro Quadrático Médio .....	66
Tabela 5-3 – Erro relativo médio na monitoração do escoamento bifásico em golfadas com condições iniciais inferidas via redes neurais artificiais - $J_G = J_L = 0,5$ m/s .....	68
Tabela 5-4 – Erro relativo médio na monitoração do escoamento bifásico em golfadas com condições iniciais inferidas via redes neurais artificiais - $J_G = J_L = 2$ m/s .....	68
Tabela 5-5 – Erro Quadrático Médio – Estação #2 .....	75
Tabela 5-6 – Erro Quadrático Médio – Estação #3 .....	75
Tabela 5-7 – Erro Quadrático Médio – Estação #4 .....	76

## LISTA DE SÍMBOLOS

<b>Símbolo</b>	<b>Descrição</b>	<b>Unidade</b>
$g$	Aceleração da gravidade	[m/s <sup>2</sup> ]
$\theta$	Ângulo de inclinação do duto	[°]
$A_s$	Coeficiente de assimetria	-
$A$	Área da seção transversal da tubulação	[m <sup>2</sup> ]
$L_B$	Comprimento da bolha alongada de gás	[m]
$L_S$	Comprimento do pistão de líquido	[m]
$C_0$	Constante de Bendiksen para o cálculo de $V_B$ , que quantifica a influência da movimentação do líquido em frente da bolha.	-
$C_\infty$	Constante de Bendiksen para o cálculo de $V_B$ , que quantifica a velocidade da bolha em um líquido estagnado.	-
$c$	Curtose	-
$\sigma$	Desvio padrão	-
$\sigma_{VB}$	Desvio padrão para a velocidade da bolha	-
$\sigma_{LB}$	Desvio padrão para o comprimento da bolha	-
$\sigma_{LS}$	Desvio padrão para o comprimento do pistão	-
$D$	Diâmetro da tubulação	[m]
$m$	Dimensão do vetor de dados de entrada	-
$\Delta L$	Distância entre os sensores	[m]
$\varphi(x)$	Função de ativação	-
$i, j, k$	Índices	-
$T$	Intervalo de tempo	[s]
$\rho_G$	Massa específica do gás	[kg/m <sup>3</sup> ]
$\rho_L$	Massa específica do líquido	[kg/m <sup>3</sup> ]
$\bar{x}$	Média	-
$EO$	Número de Eötvös	-
$Fr$	Número de Froude	-
$Re$	Número de Reynolds	-
$y$	Posição da frente da bolha alongada de gás	[m]
$x$	Posição da frente do pistão de líquido	[m]

$P_{GB}$	Pressão na bolha de gás	[Pa]
$\sigma$	Tensão superficial	[N/m]
$Q_G$	Vazão volumétrica de gás	[m <sup>3</sup> /s]
$Q_L$	Vazão volumétrica de líquido	[m <sup>3</sup> /s]
$V_B$	Velocidade translacional da bolha de gás	[m/s]
$V_S$	Velocidade do pistão de líquido	[m/s]
$U_{GB}$	Velocidade do gás na região da bolha alongada	[m/s]
$U_{GS}$	Velocidade do gás na região do pistão de líquido	[m/s]
$J_G$	Velocidade superficial do gás	[m/s]
$J_L$	Velocidade superficial do líquido	[m/s]
$J$	Velocidade Superficial da mistura bifásica	[m/s]
$b$	Vetor de polarização (bias)	-
$x$	Vetor de dados de entrada	-
$y$	Vetor de dados de saída	-
$v$	Vetor de potenciais de ativação	-
$u$	Vetor de saída do combinador linear devido aos dados de entrada	-
$w$	Vetor dos pesos sinápticos	-
$\mu_L$	Viscosidade do líquido	[Pa·s]
$f$	Frequência da célula unitária	[1/s]
$\alpha$	Fração de vazio	-

## LISTA DE SIGLAS

PDF	Função Densidade de Probabilidade
RNA	Rede Neural Artificial
NUEM	Núcleo de Escoamentos Multifásicos
UTFPR	Universidade Tecnológica Federal do Paraná

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>10</b>
1.1	MOTIVAÇÃO .....	10
1.2	OBJETIVOS .....	12
1.3	CONTRIBUIÇÕES E PUBLICAÇÕES .....	13
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO .....	14
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....</b>	<b>16</b>
2.1	VARIÁVEIS PARA O ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS .....	16
2.2	ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS .....	17
2.3	MODELOS MATEMÁTICOS PARA ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS .....	20
2.4	MONITORAÇÃO DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS .....	22
2.4.1	<i>Sensor de Malha de Eletrodos</i> .....	23
2.5	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	25
2.5.1	<i>Processos de Treinamento</i> .....	28
2.5.2	<i>Aproximação de Funções</i> .....	30
2.6	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS APLICADAS AO ESCOAMENTO BIFÁSICO .....	32
2.7	CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	35
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA DE SOLUÇÃO.....</b>	<b>37</b>
3.1	CARACTERIZAÇÃO DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS.....	37
3.2	OBTENÇÃO DOS PARÂMETROS CARACTERÍSTICOS DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS VIA REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	39
3.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	48
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>49</b>
4.1	DADOS EXPERIMENTAIS .....	49
4.2	MODELOS BASEADOS EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	50
4.3	RELAÇÕES AUXILIARES PARA O ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS.....	55
4.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	59
<b>5</b>	<b>APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DESENVOLVIDA.....</b>	<b>60</b>
5.1	DADOS DE ENTRADA PARA A SIMULAÇÃO .....	60
5.2	APARATO EXPERIMENTAL .....	61
5.3	PROCESSAMENTO E ANÁLISE DOS DADOS .....	62
5.4	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	64
5.5	SIMULAÇÕES NUMÉRICAS.....	66
5.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	76
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES .....</b>	<b>78</b>
<b>7</b>	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>80</b>
	<b>APÊNDICE A – MODELO MATEMÁTICO PARA O ESCOAMENTO BIFÁSICO LÍQUIDO-GÁS COM UMA LEVE MUDANÇA DE DIREÇÃO .....</b>	<b>88</b>
	MODELO MATEMÁTICO DE SEGUIMENTO DE PISTÕES PARA ESCOAMENTOS BIFÁSICOS EM GOLFADAS COM LEVE MUDANÇA DE DIREÇÃO.....	90
	<i>Balanço de Massa</i> .....	91
	<i>Balanço da Quantidade de Movimento</i> .....	91
	<i>Equações Auxiliares</i> .....	92
	<i>Mudança de Direção</i> .....	95
	MODELO NUMÉRICO DE SEGUIMENTO DE PISTÕES PARA ESCOAMENTOS BIFÁSICOS EM GOLFADAS COM LEVE MUDANÇA DE DIREÇÃO.....	96



<i>Algoritmo de Solução</i> .....	100
<b>APÊNDICE B - PRODUÇÃO CIENTÍFICA</b> .....	<b>103</b>

## 1 INTRODUÇÃO

### 1.1 MOTIVAÇÃO

O escoamento bifásico líquido-gás está presente na natureza e em diferentes atividades industriais, em especial nas indústrias química, petrolífera e nuclear. Durante o escoamento, as fases presentes, o líquido e o gás, podem assumir diferentes configurações espaciais no interior do duto, configurações estas que são denominadas *padrões de escoamento*. A configuração do padrão do escoamento depende da combinação das vazões de gás e de líquido; propriedades físico-químicas dos fluidos (densidade, viscosidade, tensão superficial, solubilidade gás-líquido, entre outras); condições de operação (pressão, temperatura, gravidade); características geométricas do duto (comprimento, diâmetro e inclinação), entre outras (Falcone et al., 2009).

A configuração desses padrões influencia diretamente na metodologia utilizada para a medição dos parâmetros característicos do escoamento bifásico (Li et al., 1992; Sun et al., 2002). E, segundo Hernandez et al. (2006), a identificação e a modelagem de cada um dos padrões de escoamento aumentam a segurança e o desempenho geral de sistemas multifásicos.

Na indústria química e petrolífera, é de grande importância reconhecer os padrões de escoamento e estimar as vazões volumétricas dos fluidos e a queda de pressão nos equipamentos e dutos (reatores, trocadores de calor, linhas de produção multifásica de petróleo). Estes e outros parâmetros são de extrema importância para a seleção e o correto dimensionamento de equipamentos a serem utilizados em tais situações, bem como para sua operação em condições de segurança.

Um dos padrões frequentemente encontrado em aplicações industriais é o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas em tubulações. Este padrão ocorre para uma ampla faixa de combinações de vazões de líquido e gás (Mandhane et al., 1974; Taitel e Dukler, 1976 e Taitel et al., 1980).

O escoamento em golfadas em tubulação horizontal, apresentado esquematicamente na Figura 1-1, é um escoamento intermitente, isto é, suas estruturas características variam ao longo do tempo e do espaço. Neste caso, duas

estruturas se apresentam alternadamente: a bolha alongada de gás e o pistão de líquido. Esta última estrutura preenche completamente a seção transversal da tubulação, enquanto a primeira escoia sobre um filme líquido. A maior parte do gás está concentrada na bolha alongada; porém, para determinadas condições de vazão, existe uma fração de gás no interior do pistão de líquido na forma de bolhas dispersas.



**Figura 1-1 – Escoamento em Golfadas em Tubulação Horizontal**  
Fonte: Bratland, 2010

O comportamento do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas é complexo e o desenvolvimento de modelos matemáticos dedicados para prever este tipo de escoamento representa um grande desafio. Nesse sentido, a combinação de observações experimentais e o desenvolvimento de modelos matemáticos e numéricos têm contribuído para uma melhor compreensão deste padrão de escoamento.

A modelagem matemática para este padrão de escoamento compreende desde modelos simples em regime estacionário, que não variam em função do tempo, até modelos complexos em regime transiente, que levam em conta a variação temporal das estruturas que compõem o escoamento. Entretanto, para a solução de muitos destes modelos matemáticos são necessárias correlações empíricas e distribuições estatísticas dos parâmetros característicos do escoamento bifásico em golfadas: velocidades superficiais dos fluidos, comprimentos de pistões de líquido e bolhas de gás, fração de gás na região da bolha alongada e do pistão de líquido, entre outras. De forma que o estudo experimental se faz necessário para a obtenção de relações de fechamento para a solução desses modelos matemáticos.

Ao longo das últimas décadas, foram desenvolvidos diversos estudos experimentais com a finalidade de caracterizar o comportamento das estruturas que compõem o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. Entre eles, destacam-se: Nydal et al. (1992); Barnea e Taitel (1993); van Hout et al. (2001); Shemer (2003); Da Silva (2008); Carpintero (2009); Carneiro et al. (2011); Thaker e Banerjee (2016).

Uma alternativa complementar ao estudo experimental diz respeito à utilização de técnicas heurísticas na busca de generalização na estimação de parâmetros a partir de uma determinada base de dados experimentais. A modelagem por Redes Neurais Artificiais é uma alternativa viável devido à sua capacidade de aprendizado e generalização a partir de uma grande massa de dados que refletem o comportamento do sistema em várias situações. Na caracterização de escoamentos bifásicos em golfadas, a existência de medidas e observações experimentais e/ou operacionais torna possível este tipo de modelagem. Como tais informações são acessíveis, pode-se projetar um modelo baseado em redes neurais artificiais com capacidade preditiva e de generalização suficientes para substituir os modelos mecanicistas no cenário em estudo.

O comportamento dinâmico do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas é bastante complexo como apresentado por King et al. (1998). Falcone et al. (2009) destacam que um dos maiores obstáculos para se obter informações confiáveis de escoamentos multifásicos é a sua natureza não-linear. Neste contexto, as redes neurais se apresentam como uma ferramenta reconhecida pela sua capacidade em modelar fenômenos não-lineares. A habilidade das redes neurais em realizar mapeamentos não-lineares entre suas entradas e saídas as têm tornado prósperas na modelagem de sistemas complexos (Da Silva et al., 2010).

## 1.2 OBJETIVOS

Neste contexto, no presente trabalho obtêm-se modelos baseados em redes neurais artificiais para a determinação dos parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. Com esses modelos espera-se contribuir na obtenção, a partir de dados experimentais, de parâmetros relevantes do escoamento bifásico em golfadas e assim fornecer subsídios ao desenvolvimento de modelos físicos mais próximos do comportamento real do escoamento, sejam modelos de célula unitária (Dukler e Hubbard, 1975), modelos de mistura ou *Drift Flux* (Ishii e Hibiki, 2006) e ou modelos de seguimento de pistões (Rosa et al., 2015). O diferencial do presente trabalho é predizer a característica intermitente do escoamento em golfadas, além de determinar parâmetros médios para as variáveis de interesse.

Para atingir o objetivo proposto, serão avaliados quatro (04) modelos baseados em Redes Neurais Artificiais. A partir das séries temporais de fração de vazão medidas são calculados os parâmetros de interesse para o escoamento em estudo. Essas variáveis medidas e calculadas são utilizadas como dados de treinamento, validação e teste para os modelos baseados em redes neurais artificiais a serem desenvolvidos. As séries temporais de frações de vazão, utilizadas neste trabalho, foram medidas com um par de sensores de malha de eletrodos instalado na seção de testes da planta experimental de escoamento existente no NUEM-UTFPR por Castillo (2015).

Com a metodologia desenvolvida, serão estimadas as variáveis características do escoamento em golfadas, tais como: velocidades superficiais dos fluidos ( $J_G$  e  $J_L$ ), comprimentos dos pistões de líquido e das bolhas alongadas de gás ( $L_S$  e  $L_B$ ), velocidade translacional da bolha ( $V_B$ ) e os desvios padrões para estas variáveis que estimem a característica intermitente deste padrão de escoamento.

### 1.3 CONTRIBUIÇÕES E PUBLICAÇÕES

Destaca-se que a principal contribuição do presente trabalho diz respeito à metodologia de solução desenvolvida que pode ser aplicada, com devidas modificações, a qualquer planta experimental para escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. Podem-se sintetizar as principais contribuições alcançadas no decorrer desse trabalho como:

- Utilização de redes neurais artificiais como aproximadores não-lineares para a determinação dos parâmetros característicos do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas;
- Determinação das arquiteturas de rede mais adequadas à solução do problema em estudo;
- Apresentação de uma solução combinada entre equações mecanicistas e redes neurais artificiais;
- Obtenção de uma metodologia generalista para a obtenção dos parâmetros característicos do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas;

- Conhecimento dos parâmetros relevantes do escoamento em estudo que forneça subsídios ao desenvolvimento de modelos físicos encontrados na literatura;
- Obtenção automática das condições iniciais que reproduzam a característica intermitente para a modelagem do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas, utilizando a metodologia de seguimento de pistões.

Como resultado das contribuições citadas, foram publicados os seguintes trabalhos:

- COZIN, CRISTIANE; VICENCIO, FERNANDO E. C.; DE ALMEIDA BARBUTO, FAUSTO ARINOS; MORALES, RIGOBERTO E. M.; DA SILVA, MARCO JOSE; ARRUDA, LUCIA VALERIA R. Two-Phase Slug Flow Characterization Using Artificial Neural Networks. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 65, p. 1-8, 2016.
- COZIN, C.; ARRUDA, L. V. R.; MORALES, R. E. M. Two-Phase Slug Flow Characterization Using Artificial Neural Networks. Jornada em Escoamentos Multifásicos - JEM, 2015, Campinas. JEM 2015, 2015.
- COZIN, C.; ARRUDA, L. V. R.; DOS SANTOS, E. N.; MORALES, R. Identificação dos Padrões de Escoamento Bifásico Utilizando Dados Teóricos e Experimentais e Redes Neurais Artificiais. In: 3o. Encontro Brasileiro sobre Ebulição, Condensação e Escoamento Multifásico, 2012, Curitiba-PR. Proceedings of 3rd EBCEM, 2012.

#### 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Neste capítulo foi realizada a introdução ao problema em estudo, que consiste na estimação dos parâmetros característicos do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. Foram apresentados a motivação, os objetivos, as contribuições e publicações relacionadas a esta tese.

No Capítulo 2, intitulado Revisão Bibliográfica, será apresentada uma revisão bibliográfica relacionada ao escoamento bifásico líquido-gás em golfadas e sua modelagem matemática. Em seguida, apresentar-se-á o sensor de malha de eletrodos

como uma das técnicas de monitoração e obtenção dos parâmetros característicos do escoamento bifásico em golfadas. E, ao final, a técnica de modelagem por Redes Neurais Artificiais e sua aplicação no padrão de escoamento bifásico em golfadas serão apresentados.

Em Metodologia de Solução, Capítulo 3, serão apresentados a metodologia proposta para a obtenção dos parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas e tópicos relevantes à compreensão do processo de solução proposto, quais sejam: quais os parâmetros característicos do padrão de escoamento em golfadas, sua extração a partir das séries temporais de fração de vazio e os modelos baseados em redes neurais artificiais.

No Capítulo 4, Resultados e Discussões, serão apresentados os modelos baseados em redes neurais artificiais e sua utilização para a obtenção dos parâmetros característicos do escoamento bifásico em golfadas. Ao final, serão apresentados e discutidos os resultados obtidos.

Como aplicação imediata da metodologia proposta, no Capítulo 5, apresenta-se a utilização da metodologia proposta como uma ferramenta de cálculo das condições iniciais para o modelo matemático do escoamento bifásico em golfadas com leve mudança de inclinação baseado no método de seguimento de pistões.

Finalmente, no Capítulo 6, será realizado o fechamento deste trabalho, apresentando as conclusões finais e as perspectivas futuras.

No Apêndice A é apresentada uma revisão sucinta do modelo matemático para o escoamento bifásico líquido-gás com leve mudança de direção proposto por Llantoy Parra et al. (2015).

No Apêndice B estão relacionadas três publicações relativas ao presente trabalho.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nas próximas seções apresentam-se a revisão bibliográfica relacionada ao escoamento bifásico líquido-gás em golfadas e sua modelagem matemática. Em seguida, o sensor de malha de eletrodos é descrito como uma das técnicas de monitoração deste padrão de escoamento. E como fechamento deste capítulo, é exposta a metodologia de redes neurais artificiais e sua aplicação no padrão de escoamento bifásico em estudo.

### 2.1 VARIÁVEIS PARA O ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS

As velocidades superficiais do gás e do líquido,  $J_G$  e  $J_L$ , são definidas como as velocidades médias que cada fase assumiria se estivesse escoando sozinha na tubulação. Assim, a velocidade superficial pode ser calculada como a vazão  $Q$  da fase dividida pela área  $A$  da seção transversal da tubulação. Para o gás, a velocidade superficial é dada por:

$$J_G = \frac{Q_G}{A} \quad (2.1)$$

E a velocidade superficial do líquido é definida por:

$$J_L = \frac{Q_L}{A} \quad (2.2)$$

A velocidade superficial da mistura  $J$  é dada pela soma das velocidades superficiais do gás e do líquido:

$$J = J_G + J_L \quad (2.3)$$

A velocidade da bolha alongada é calculada a partir da velocidade superficial da mistura e pode ser expressa por:

$$V_B = \left( C_0 J + C_\infty \sqrt{gD} \right), \quad (2.4)$$

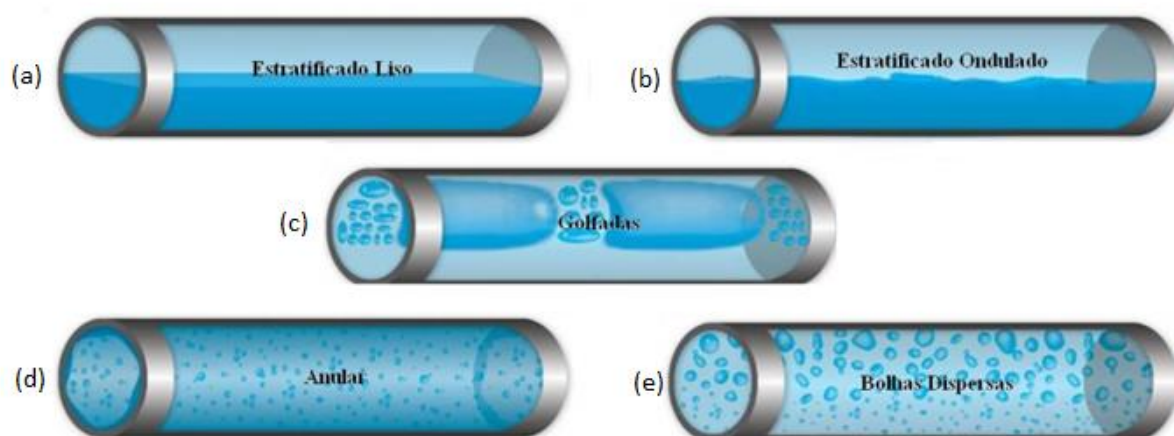
onde  $g$  é a aceleração da gravidade,  $D$  o diâmetro da tubulação,  $C_0$  e  $C_\infty$  são constantes. A constante  $C_0$  quantifica a influência da velocidade da mistura bifásica e  $C_\infty$  é relacionada à velocidade que uma bolha teria se o líquido à sua frente estivesse



estagnado. As constantes  $C_0$  e  $C_\infty$  foram propostas por Bendiksen (1984). As definições para outras variáveis para escoamento bifásico podem ser encontradas em Shoham (2006).

## 2.2 ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS

Existem na literatura e na prática industrial inúmeras classificações ou padrões sugeridos para o escoamento bifásico em tubulações horizontais, sendo frequentemente utilizado o mapa de padrões de escoamento proposto por Taitel e Dukler (1976). Os autores propuseram cinco classes principais de escoamento horizontal: Estratificado Liso, Estratificado Ondulado, Golfadas, Anular e Bolhas Dispersas. Na Figura 2-1 é apresentado um esquema gráfico de cada um destes padrões de escoamento.



**Figura 2-1 – Padrões do Escoamento Bifásico Horizontal**  
 Fonte: Adaptado de Bratland, 2010

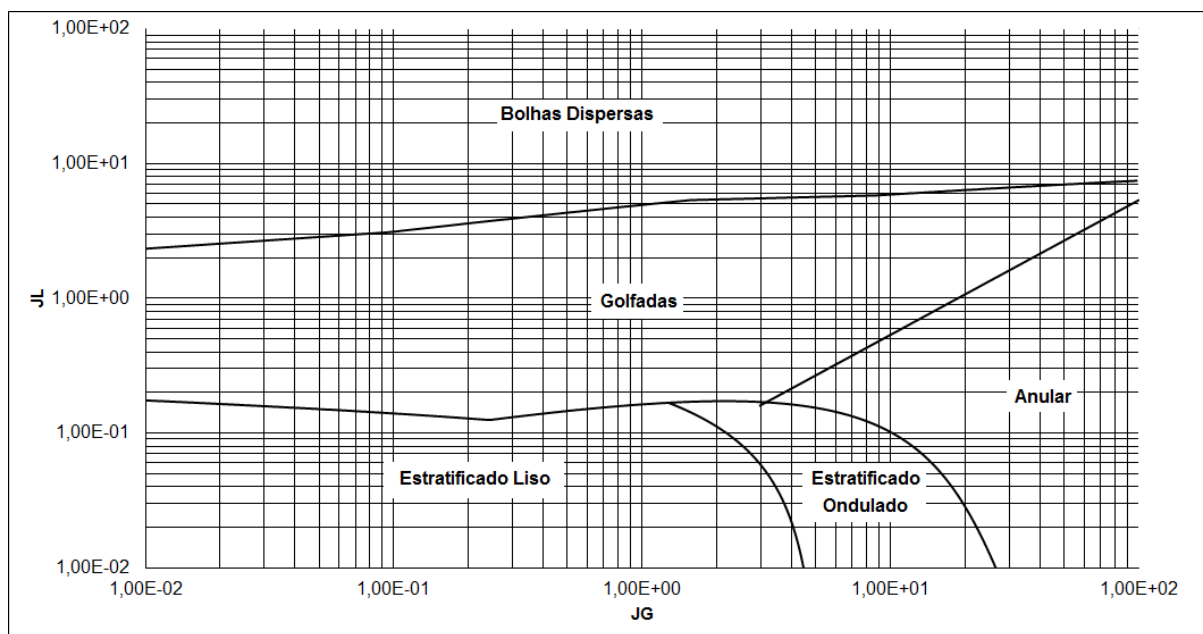
O escoamento estratificado ocorre para baixas vazões de líquido e gás. A principal característica desse padrão de escoamento é a separação das fases por atuação da aceleração gravitacional, o que leva o líquido a ocupar a região inferior da tubulação, enquanto o gás ocupa a região superior. Este padrão de escoamento pode ser dividido em escoamento estratificado liso, mostrado na Figura 2-1(a), e escoamento estratificado ondulado, mostrado na Figura 2-1(b). Em função do aumento na vazão de gás, o escoamento estratificado evolui de liso a ondulado.

Com o aumento das vazões dos fluidos, principalmente de líquido, o escoamento deixa de ser estratificado e assume o padrão de escoamento em golfadas, conforme é observado na Figura 2-1c. O aumento da vazão de líquido induz ao crescimento de pequenas perturbações presentes no escoamento ondulado. Esse processo é descrito pela teoria da instabilidade de Kelvin-Helmholtz (Shoham, 2006). A característica fundamental desse padrão de escoamento é a sucessão de bolhas alongadas de gás e pistões de líquido. Com o aumento da vazão de gás, ocorre o desprendimento de pequenas bolhas de gás que tornam o pistão de líquido aerado.

O escoamento anular, mostrado na Figura 2-1(d), ocorre para elevadas vazões de gás. A principal característica deste padrão de escoamento é a alta velocidade de gás com gotículas de líquido dispersas na região central da tubulação e uma fina camada líquida nas paredes da tubulação.

O padrão de escoamento de bolhas dispersas, mostrado na Figura 2-1(e), ocorre quando a vazão de líquido é muito elevada. A distribuição das bolhas dispersas torna-se mais homogênea quanto maior a vazão do gás.

Taitel e Dukler (1976) propuseram um mapa de padrões de escoamento em função das velocidades superficiais de gás ( $J_G$ ) e de líquido ( $J_L$ ). Na Figura 2-2 apresenta-se o mapa de padrões de escoamento bifásico água-ar para uma tubulação horizontal com uma (01) polegada de diâmetro. Observa-se que o padrão de escoamento bifásico em golfadas ocorre para uma ampla faixa de vazões e, segundo Brennen (2005), ocorre com frequência em diversas aplicações industriais.



**Figura 2-2 – Mapa de Padrões de Escoamento baseado em Taitel e Dukler (1976)**

A caracterização do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas pode ser feita através da definição e conhecimento de alguns parâmetros. Esses parâmetros podem ser: diâmetro da tubulação  $D$ , comprimento da bolha de gás alongada  $L_B$  e do pistão de líquido  $L_s$ , velocidade de translação da bolha alongada  $V_B$ , velocidade do pistão de líquido  $V_s$ , tensões superficiais entre os fluidos e atrito com as paredes da tubulação.

Os primeiros modelos propostos para calcular os parâmetros de interesse do escoamento em golfadas foram denominados como modelos de estado estacionário ou de célula unitária. Wallis (1969) propôs o conceito de célula unitária - estrutura composta por uma bolha alongada de gás sucedida por um pistão de líquido - para caracterização do escoamento bifásico em golfadas. Dessa forma, o escoamento bifásico em golfadas pode ser descrito como uma sucessão, no tempo e no espaço, de células unitárias.

Na Figura 2-3 apresenta-se uma célula unitária, composta pelo pistão de líquido e pela bolha alongada de gás, e os parâmetros geométricos que caracterizam este padrão de escoamento: comprimento da bolha alongada de gás ( $L_B$ ) e comprimento do pistão de líquido ( $L_s$ ). Além dos parâmetros geométricos se faz necessário o conhecimento das velocidades superficiais do gás e do líquido ( $J_G$  e  $J_L$ , respectivamente) e da velocidade translacional da bolha alongada ( $V_B$ ) para a completa caracterização de uma célula unitária.

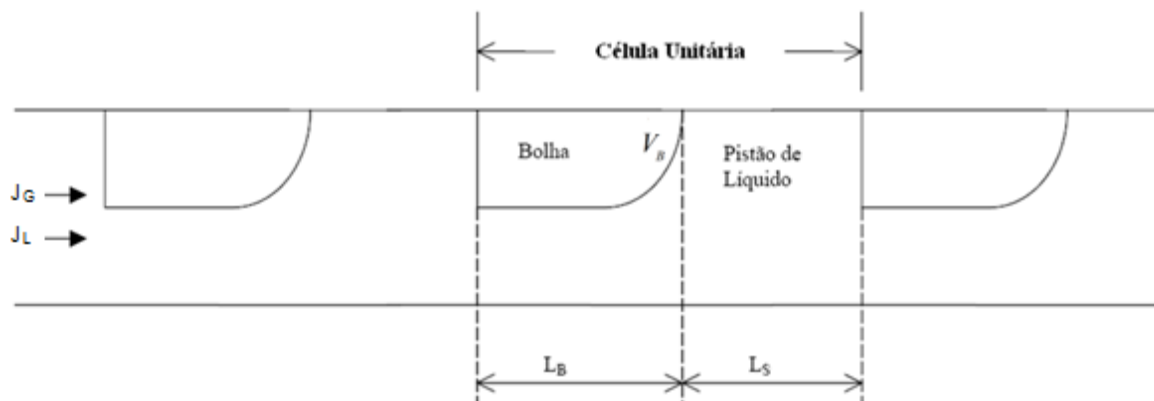


Figura 2-3 – Célula Unitária

### 2.3 MODELOS MATEMÁTICOS PARA ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS

Embora venham sendo estudados há mais de um século, os escoamentos bifásicos líquido-gás não são ainda completamente entendidos e uma modelagem precisa dos comportamentos das fases durante a sua evolução não foi ainda obtido. Devido à variedade de fenômenos físicos envolvidos e à interação entre as fases, as pesquisas são em geral desenvolvidas para modelar problemas específicos que, apesar de bem distintos entre si, possuem uma semelhança: a alta complexidade (Brennen, 2005).

Numa primeira classe de modelos, baseada no conceito de célula unitária, proposto por Wallis (1969), o escoamento é considerado estacionário e periódico, ou seja, uma única célula unitária se repete tanto no tempo como no espaço. Com essa simplificação, todos os cálculos são realizados para uma única célula unitária e extrapolados para todo o comprimento da tubulação. Na modelagem estacionária proposta por Wallis (1969) as quedas de pressão devidas ao efeito gravitacional e ao friccional são calculadas de forma simplificada. Além disso, são utilizadas correlações experimentais existentes à época para calcular a velocidade translacional da bolha alongada de gás.

Posteriormente, baseando-se no conceito de célula unitária, Dukler e Hubbard (1975) e Fernandes et al. (1983), realizaram estudos experimentais e desenvolveram modelos simplificados para o escoamento bifásico em golfadas em tubulações horizontais e verticais, respectivamente. Os autores apresentaram características do escoamento bifásico em golfadas que são aceitas até hoje, como a queda de pressão

devido à aceleração do líquido que passa do filme para o pistão que o segue. Com os modelos, propostos por Dukler e Hubbard (1975) e Fernandes et al. (1983), pode-se calcular os parâmetros de interesse, como comprimentos de bolha alongada e pistão de líquido, além da queda de pressão na célula unitária. No entanto, estes modelos desprezam a intermitência do escoamento e ainda precisam de algumas equações adicionais para obtenção de sua solução, como a frequência da célula unitária e a fração de líquido no pistão de líquido.

Taitel e Barnea (1990) propuseram um modelo generalizado para o escoamento bifásico em golfadas em tubulações com qualquer ângulo de inclinação. Neste trabalho, os autores levaram em consideração o formato da bolha alongada, o que não havia sido considerado nos trabalhos anteriores. Ressalta-se que a característica principal dos modelos estacionários é a determinação dos parâmetros assumindo-se que bolhas e pistões se repetem periodicamente ao longo do escoamento, onde não existe interação entre as células unitárias vizinhas.

Uma segunda classe de modelos para o escoamento bifásico de líquido-gás foi desenvolvida baseada em Modelos de Dois Fluidos e de Mistura (Ishii e Hibiki, 2006). Neste tipo de modelo, a solução numérica das equações de conservação da massa e balanço da quantidade de movimento é aplicada para cada fase individualmente formando um sistema de equações. Esta é uma alternativa para a obtenção de resultados mais próximos aos reais, levando em consideração a intermitência do escoamento. As desvantagens desta família de modelos são o custo computacional mais elevado e uma possível instabilidade numérica na solução das equações de acordo com o padrão do escoamento. Para resolução desta classe de modelos são necessárias relações empíricas para os parâmetros característicos do escoamento em golfadas.

Mais recentemente, surgiram os modelos lagrangeanos de seguimento de pistões (*Slug Tracking Models*). Nestes modelos são obtidas equações para volumes de controle definidos geometricamente pelos pistões de líquido e bolhas alongadas de gás, volumes de controle estes que são acompanhados e monitorados ao longo da simulação. A simulação numérica desta classe de modelos apresenta um menor custo computacional visto que os volumes de controle são da mesma ordem de grandeza das células unitárias. Para a resolução do modelo de seguimento de pistões é necessário o conhecimento prévio das características geométricas das células unitárias que entram na tubulação. Na literatura destacam-se os trabalhos de Barnea

e Taitel (1993), Zheng et al. (1994), Nydal e Banerjee (1995), Taitel e Barnea (2000), Grenier (1997), Franklin e Rosa (2004), Ujang et al. (2006), Rodrigues et al. (2010), Rosa et al. (2015), entre outros.

Assim como os modelos estacionários, os modelos baseados em seguimento de pistões e os modelos de mistura têm em comum a necessidade do conhecimento prévio das características das células unitárias que compõem o escoamento. A caracterização da célula unitária para um dado escoamento pode ser realizada através de um estudo experimental do escoamento bifásico em golfadas, que venha a complementar ou expandir os modelos teóricos existentes.

É neste contexto que se insere o presente trabalho, o qual busca uma metodologia baseada em redes neurais artificiais que seja capaz de, a partir de dados experimentais de um escoamento real, levantar parâmetros característicos da célula unitária do escoamento de tal forma que seja possível subsidiar a obtenção de um modelo matemático para o escoamento estudado, seja um modelo estacionário mais simples, um modelo baseado em seguimento de pistões ou ainda um modelo de mistura.

Na próxima seção, descreve-se o sensor de malha de eletrodos, uma alternativa para a monitoração experimental *online* da evolução das estruturas inerentes do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas, e que foi usado para a obtenção de dados experimentais utilizados no presente trabalho.

## 2.4 MONITORAÇÃO DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS

A literatura apresenta diversas técnicas experimentais para a monitoração e caracterização dos padrões de escoamento bifásico de uma forma geral. Como exemplo, pode-se citar: sondas de impedância (Ahmed et al., 2008), videometria de alta velocidade (Guevara-López et al., 2008) e técnicas complexas tais como a tomografia por raios-X e raios-gama (Hervieu E. et al., 2002). Uma técnica mais recente é a baseada na utilização de um sensor de malha de eletrodos (*wire-mesh sensor*) (Da Silva et al., 2007).

Porém, nenhuma das técnicas citadas anteriormente tem uma aplicação universal e seu uso pode ser restrito a algumas condições específicas do escoamento em estudo. A determinação da técnica de medição mais apropriada a um determinado

estudo e/ou aplicação está relacionada ao custo e à resolução temporal e espacial requeridas. Uma revisão sobre o estado da arte, vantagens e limitações das diversas técnicas pode ser encontrada em Da Silva (2008). Neste trabalho, constatou-se que o sensor de malha de eletrodos é uma alternativa razoável quando se considera as resoluções, espaciais e temporais, e o custo operacional.

#### 2.4.1 *Sensor de Malha de Eletrodos*

O sensor de malha de eletrodos foi proposto inicialmente por Prasser et al. (1998), e desde então vem sendo estudado e aprimorado. O sensor de malha de eletrodos utilizado neste trabalho é constituído por dois planos de fios estendidos em uma seção transversal ao longo do tubo através do qual ocorre o escoamento. Os planos de transmissão e recepção são perpendiculares entre si e são separados por uma pequena distância axial. Cada ponto de cruzamento entre os fios forma um sensor indicador de fase, tal como ilustrado na Figura 2-4.

A eletrônica responsável em operar o sensor de malha de eletrodos realiza uma varredura nos eletrodos e determina a capacitância de cada um dos cruzamentos de forma multiplexada. O processo é repetido para cada um dos eletrodos transmissores sendo ativados sequencialmente. Ao final deste processo obtém-se uma matriz de valores de capacitância para cada um dos cruzamentos, os quais correspondem à distribuição instantânea de fases na seção transversal do tubo (Da Silva et al., 2007). Uma ilustração da seção transversal da tubulação durante a passagem de uma bolha alongada é apresentada na Figura 2-5, sendo a fase gasosa identificada em vermelho e a fase líquida em azul.

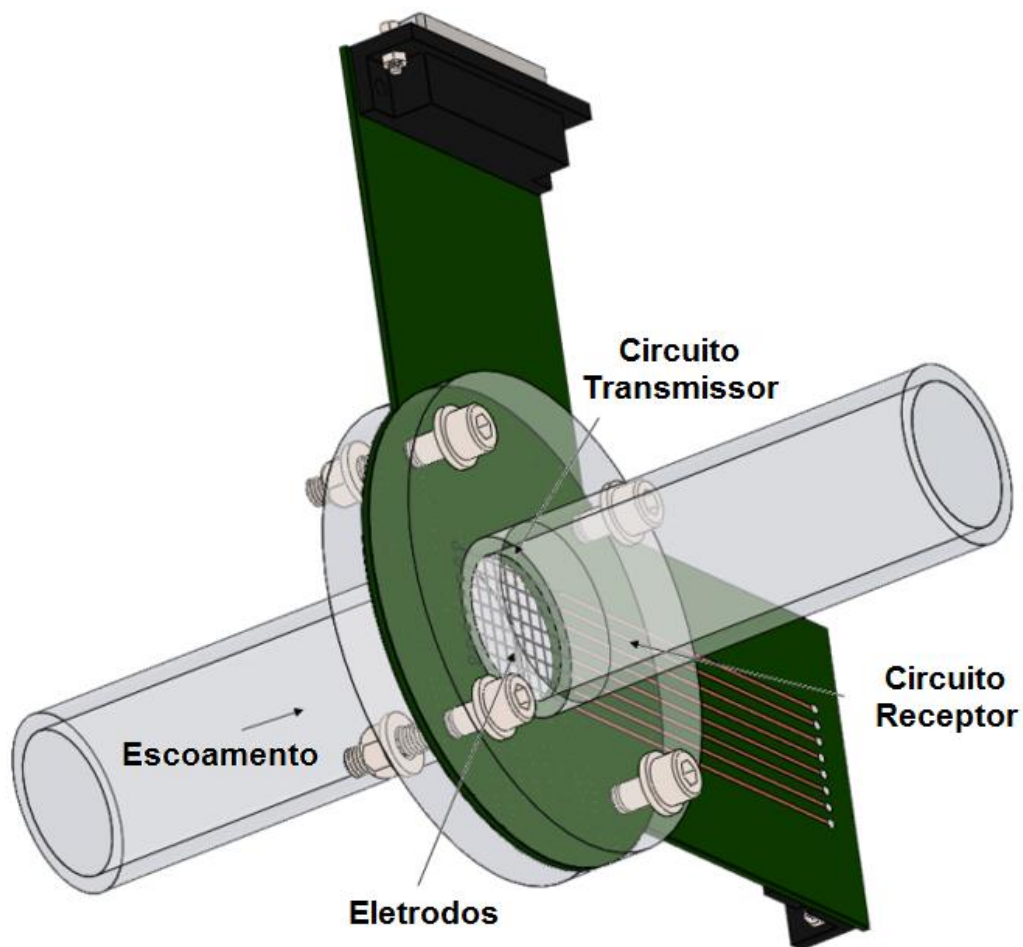


Figura 2-4 – Ilustração do sensor de malha de eletrodos e seus componentes  
 Fonte: Adaptado de Cozin et al., 2016.

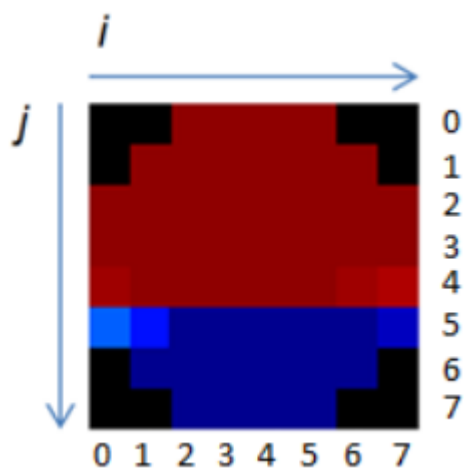


Figura 2-5 – Seção Transversal – Passagem de uma bolha alongada de gás



O processo de obtenção das séries temporais de fração de vazio a partir das medidas de capacitância do sensor de malha de eletrodos é descrito em detalhes em Da Silva et al., 2007.

Um exemplo típico da série temporal de fração de vazio do escoamento bifásico em golfadas é apresentado na Figura 2-6. Frações de vazio elevadas (30-70%) representam a passagem de bolhas de gás e frações de vazio baixas são relativas à passagem dos pistões de líquido.

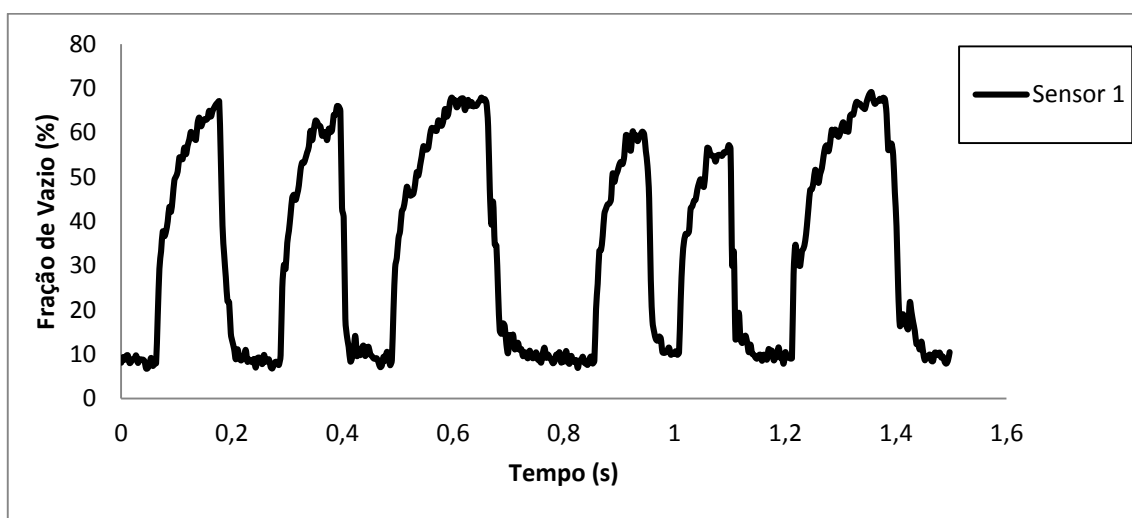


Figura 2-6 – Exemplo de Série Temporal de Fração de Vazio ( $J_G=1,5$  m/s e  $J_L=1,5$  m/s)

Com a utilização de dois sensores de malha de eletrodos, instalados em série na tubulação, é possível determinar a velocidade de translação da bolha alongada,  $V_B$ . Dos Santos et al. (2015) desenvolveram um algoritmo de identificação da bolha alongada que determina os comprimentos da bolha alongada de gás ( $L_B$ ) e do pistão de líquido ( $L_s$ ) a partir das séries temporais de fração de vazio obtidas via sensor de malha de eletrodos. No Capítulo 3, serão apresentados maiores detalhes deste procedimento.

## 2.5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Uma rede neural artificial é um mapeamento não-linear entre um conjunto de dados de entrada e outro de saída, obtido através de um procedimento sistemático de ajuste de parâmetros denominado *treinamento* ou *aprendizagem*. O mapeamento é realizado através da interligação entre camadas de neurônios, que serão definidos a

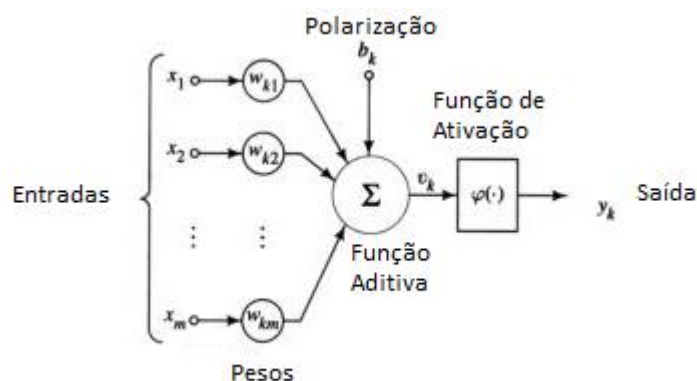
seguir, com funções de ativação, onde os dados de entrada são somados e ponderados para produzir uma saída única.

A propriedade que é de importância primordial para uma rede neural artificial é a habilidade de aprender a partir de seu ambiente e de melhorar o seu desempenho através da aprendizagem. Como um modelo baseado em dados, o desempenho de uma rede neural artificial é estabelecido a partir de uma métrica conhecida *a priori*.

Uma rede neural artificial é treinada através de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos e níveis de polarização (parâmetros da rede neural). Idealmente a rede se torna mais instruída sobre o seu ambiente após cada iteração do processo de aprendizagem (Haykin, 2001).

Se um conjunto de treinamento adequado é fornecido, a rede neural artificial é capaz de generalizar o conhecimento adquirido durante o processo de treinamento e torna-se capaz de responder adequadamente para novos casos, não incluídos no conjunto de treinamento, dentro de um intervalo de segurança.

Um *neurônio artificial* é a unidade básica de processamento de informação em um modelo por rede neural artificial. Uma representação gráfica para um neurônio artificial é apresentada na Figura 2-7.



**Figura 2-7 – Modelo de um Neurônio Artificial**  
 Fonte: Adaptado de Da Silva et al., 2010.

Na Figura 2-7, o vetor  $\mathbf{x}$  representa o vetor dos dados de entrada de ordem  $\mathbf{m}$  e  $\mathbf{w}$  é uma matriz de pesos. A soma de todas as entradas ponderadas é processada por uma função de ativação,  $(\varphi(x))$ , para resultar na saída do neurônio, vetor  $\mathbf{y}$ . O parâmetro  $\mathbf{b}$  é denominado polarização (*bias*) e sua função é aumentar o número de

graus de liberdade disponíveis no modelo, permitindo uma melhor adaptação, por parte da rede neural, ao conhecimento a ela fornecido.

O modelo do neurônio artificial apresentado na Figura 2-7 pode ser representado matematicamente por:

$$y_k = \varphi(v_k). \quad (2.5)$$

Com

$$v_k = u_k + b_k, \quad (2.6)$$

onde  $v_k$  é o campo local induzido ou potencial de ativação e,

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j, \quad (2.7)$$

onde  $u_k$  é a saída do combinador linear devida aos sinais de entrada.

A função de ativação,  $\varphi(x)$ , define a saída de um neurônio em função do campo local induzido  $v_k$ , ou seja, tem por objetivo intensificar, reduzir ou apenas propagar o sinal de cada neurônio da rede neural artificial.

A escolha da arquitetura da rede, da quantidade de neurônios e da forma de conexão entre eles é de fundamental importância no tratamento de problemas através de rede neural artificial e cabe ao usuário identificar a arquitetura mais adequada. Neste trabalho, utilizam-se Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas ou *feedforward* com uma camada de neurônios ocultos, chamadas de *perceptrons* de múltiplas camadas. Embora exista uma grande quantidade de arquiteturas de redes neurais, a estrutura multicamada é considerada uma das arquiteturas mais versáteis quanto à aplicabilidade na aproximação universal de funções e na generalização para uma ampla classe de problemas (Da Silva et al., 2010).

Um *perceptron* de múltiplas camadas tem três características principais:

- O modelo de cada neurônio da rede inclui uma função de ativação não-linear baseada na função sigmoide. Neste trabalho, utiliza-se a função logística:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (2.8)$$

onde  $a$  é o parâmetro de inclinação da função logística;

- A rede contém uma ou mais camadas de neurônios ocultos que não fazem parte da entrada ou da saída da rede. Esses neurônios ocultos capacitam a rede a aprender tarefas complexas extraindo progressivamente as características mais significativas dos padrões de entrada;
- A rede exibe um alto grau de conectividade determinado pelas sinapses da rede.

### 2.5.1 Processos de Treinamento

No contexto de redes neurais artificiais, Haykin (2001) definiu o treinamento como “*um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural artificial são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre*”.

Dá-se o nome de algoritmo de treinamento ao conjunto de procedimentos que realiza o ajuste dos pesos sinápticos e o nível de polarização (*bias*). Os principais processos de aprendizagem são: correção de erro, memória, hebbiana, competitiva e Boltzmann. Haykin (2001) apresenta detalhadamente o passo-a-passo de cada um desses processos. Os processos de aprendizagem podem ser classificados em dois grupos principais segundo a metodologia utilizada e são descritos a seguir:

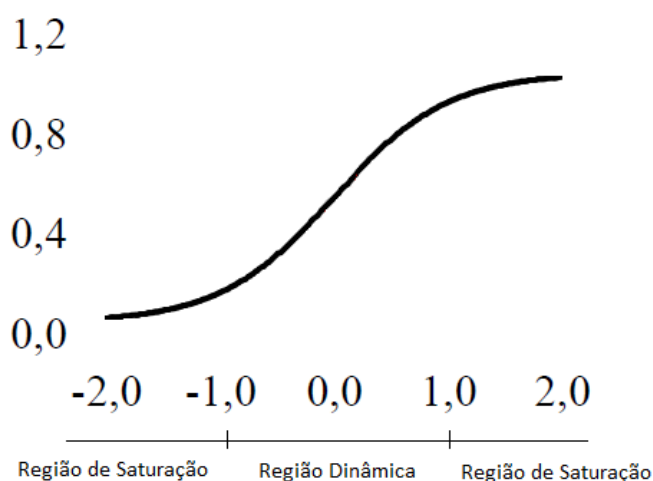
**Método Supervisionado:** são apresentados à rede os dados de entrada e saída que se deseja que a rede seja capaz de prever. Espera-se que a diferença entre os dados preditos pela rede e a saída real seja próxima de zero;

**Método Não-Supervisionado:** neste grupo não há exemplos rotulados a serem aprendidos pela rede. Nesse caso, o processo de aprendizagem de um mapeamento de entrada-saída ocorre através da interação contínua com o ambiente, visando minimizar um índice escalar de desempenho.

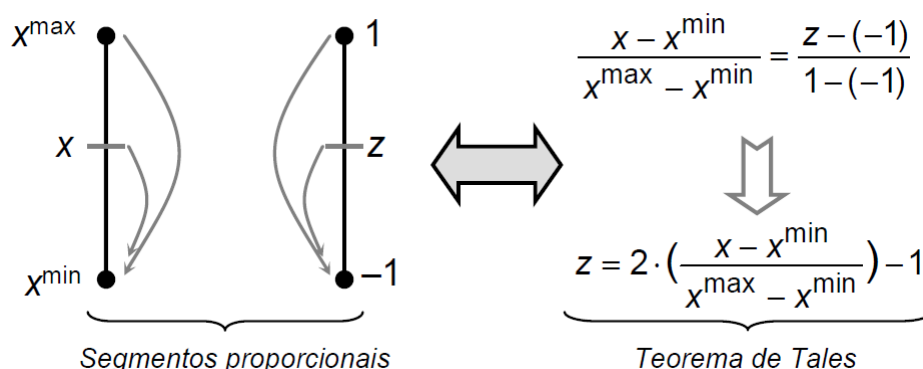
Para treinamento das redes neurais artificiais utiliza-se, neste trabalho, o algoritmo de retropropagação do erro (*backpropagation*), que é um método supervisionado. Segundo Hornik et al (1990) *apud* Haykin (2001), foi demonstrado que uma rede neural treinada com o algoritmo da retropropagação é um aproximador universal. Neste algoritmo ocorre a retropropagação dos erros da camada de saída

em relação às camadas anteriores para realizar o ajuste dos pesos sinápticos. Ou seja, na etapa “para frente”, os dados de entrada da rede propagam-se nas camadas até atingir a saída, sem alteração nos pesos. Na etapa “para trás”, o erro calculado na saída da rede é propagado de volta ajustando-se os pesos sinápticos. Os pesos sinápticos são ajustados para fazer com que a resposta real da rede se mova para mais perto da resposta desejada, em um sentido estatístico.

Segundo Da Silva et al. (2010), uma alternativa para melhorar o desempenho do algoritmo de retropropagação é o escalonamento das entradas. Os valores dos sinais de entrada e saída devem ser escalonados levando-se em consideração as faixas de variações dinâmicas das funções de ativação. A região dinâmica da função logística é apresentada na Figura 2-8. Nesse caso, os dados de entrada devem ser escalonados no intervalo  $[-1,1]$  e os dados de saída no intervalo  $[0,1]$ . Uma das técnicas de escalonamento mais utilizadas é baseada no princípio dos seguimentos proporcionais (Teorema de Tales) ilustrado na Figura 2-9, em que um conjunto de valores inicialmente definidos num intervalo  $[x^{\min}, x^{\max}]$  será convertido para um domínio proporcional no intervalo  $[-1,1]$ .



**Figura 2-8 – Regiões de Saturação e Dinâmica para a função de ativação logística**



**Figura 2-9 – Princípio de normalização dos padrões de treinamento e teste**  
 Fonte: Adaptado de Da Silva et al., 2010.

A versão do método de retropropagação do erro utilizada nesta tese é uma versão regularizada, numericamente robusta, conhecida na literatura como algoritmo de Levenberg-Marquardt, o qual permite uma aceleração da convergência de treinamento da rede neural, sendo mais eficiente do que a técnica original do gradiente descendente (Bishop, 1995). Para potencializar a eficiência do processo de treinamento é utilizado o gradiente de segunda ordem, baseado no método de mínimos quadrados para modelos não-lineares (Da Silva et al., 2010).

### 2.5.2 Aproximação de Funções

Um *perceptron* multicamadas treinado com um algoritmo de retropropagação do erro segundo o teorema de aproximação universal é capaz de realizar um mapeamento não-linear de entrada-saída de natureza geral (Haykin, 2001).

Após treinada, a relação entrada-saída da rede define um mapeamento de um espaço de entrada euclidiano para outro espaço de saída euclidiano, que é infinita e continuamente diferenciável enquanto a função de ativação também o for (Haykin, 2001).

O Teorema da Aproximação Universal é diretamente aplicável aos *perceptrons* multicamadas visto que a função sigmóide é uma função não constante, continuamente diferenciável, limitada e monotonamente crescente. Pode-se definir a função F,

$$F(x_1, \dots, x_{m_0}) = \sum_{i=1}^{m_1} \alpha_i \varphi\left(\sum_{j=1}^{m_0} w_{ij} x_j + b_i\right), \quad (2.9)$$

para todo  $x_1, x_2, \dots, x_{m_0}$  que se encontre no espaço de entrada.

Observa-se ainda que a Eq. (2.9) representa a saída de um *perceptron* de múltiplas camadas, onde:

- (a) A rede tem  $m_0$  nós de entrada e uma única camada oculta consistindo de  $m_1$  neurônios;
- (b) As entradas da rede são representadas por  $x_1, x_2, \dots, x_{m_0}$  ;
- (c) O neurônio oculto  $i$  tem pesos sinápticos  $w_1, w_2, \dots, w_{m_0}$  e polarização  $b_i$ ;
- (d) A saída da rede é uma combinação linear das saídas dos neurônios ocultos com  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m_1}$  definindo os pesos sinápticos da camada de saída.

O Teorema da Aproximação Universal é um teorema existencial, ou seja, fornece a justificativa matemática para a aproximação de uma função contínua arbitrária, em oposição à representação exata (Haykin, 2001). O teorema afirma que uma única camada oculta é suficiente para um *perceptron* de múltiplas camadas computar uma aproximação  $\varepsilon$  uniforme para um dado conjunto de treinamento representado pelo conjunto de entradas  $x_1, x_2, \dots, x_{m_0}$  e a saída desejada  $f(x_1, x_2, \dots, x_{m_0})$ , ou seja,

$$\left| F(x_1, \dots, x_{m_0}) - f(x_1, \dots, x_{m_0}) \right| < \varepsilon, \quad (2.10)$$

para todo  $x_1, x_2, \dots, x_{m_0}$  que se encontre no espaço de entrada.

Hornik et al (1990) *apud* Haykin (2001) mostraram que *perceptrons* de múltiplas camadas podem aproximar funções que não são diferenciáveis no sentido clássico, mas que possuem uma derivada generalizada como no caso das funções diferenciáveis por partes. Os resultados da aproximação relatados por Hornik et al (1990) *apud* Haykin (2001) fornecem uma justificativa teórica para utilização de *perceptrons* de múltiplas camadas em aplicações que requerem a aproximação de uma função e de suas derivadas, como será o caso da estimativa dos parâmetros característicos do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas estudado neste trabalho.

## 2.6 REDES NEURAS ARTIFICIAIS APLICADAS AO ESCOAMENTO BIFÁSICO

Na literatura encontram-se vários trabalhos que apresentam a utilização de redes neurais artificiais como ferramenta de análise aplicada a escoamentos bifásicos de líquido-gás em tubulações.

Mi et al. (1998) apresentaram uma rede neural auto-organizável, obtida através de um treinamento não-supervisionado, combinada com modelos teóricos para a identificação de padrões do escoamento bifásico de água-ar em uma tubulação vertical. Dados de sensores de impedância do escoamento e séries temporais de fração de vazio foram utilizados como entrada para o sistema. Foram considerados 28 (vinte e oito) pontos de medida distribuídos em 4 (quatro) padrões de escoamento: bolhas dispersas, golfadas, agitante e anular. Os resultados demonstraram que redes neurais artificiais são apropriadas para o reconhecimento de padrões do escoamento bifásico líquido-gás visto que a rede proposta acertou todos os casos analisados.

Blaney e Yeung (2008) apresentaram um método para reconhecimento de padrões de escoamento bifásico em tubulação vertical utilizando distribuições de probabilidade de medidas realizadas com um densímetro de raios gama e mapas auto-organizáveis. Foram desenvolvidos dois modelos de identificação de padrões: redes multicamadas e mapa auto-organizável de Kohonen (Kohonen, 1982). Como dados de entrada foram utilizadas características estatísticas da série temporal de fração de vazio. Os resultados mostram uma taxa de acerto superior a 60 % na identificação dos padrões de escoamento.

El-Sebakhy (2010) apresentou um modelo baseado em sistemas de inferência *neuro-fuzzy* (Jang et al., 1997) para determinação do padrão de escoamento bifásico e do *holdup* de líquido (fração de líquido na seção transversal da tubulação). Os resultados mostraram uma acurácia de 99% na identificação do padrão do escoamento e os autores concluem afirmando que a inferência *neuro-fuzzy* é flexível, confiável e mostra capacidade de solução de diferentes problemas da indústria de óleo e gás.

Hernandez et. al. (2010) apresentaram a utilização de rede neural artificial para a classificação dos padrões de escoamento bifásico vertical através de funções de densidade de probabilidade acumulada. Foram analisados 125 (cento e vinte e cinco) pontos experimentais com uma taxa de acerto de 95%. De forma que os



resultados mostram uma boa concordância com modelos teóricos para reconhecimento de padrões no escoamento bifásico.

Meribout et al. (2010) apresentaram um dispositivo de medição de vazão de cada fase do escoamento bifásico. O dispositivo é composto por sensores elétricos e acústicos e seus sinais foram modelados por uma rede neural multicamada para determinação da vazão de cada fase do escoamento. As variáveis foram estimadas com erro relativo médio menor que 10%.

Rosa et al. (2010) propuseram um modelo híbrido para resolver o problema de reconhecimento de padrões de escoamento gás/líquido em duas etapas. A primeira consistia na aplicação de algoritmos de agrupamento (*k-means*, *self organized maps*, *fuzzy C-means*) para criação de uma base de conhecimentos otimizada. A segunda etapa consistia na aplicação da base de conhecimentos otimizada em um modelo de reconhecimento de padrões (redes neurais artificiais) baseado em sistemas especialistas. Os resultados mostraram que a utilização dos algoritmos de agrupamento proporcionou informações consistentes para o aprendizado do modelo de reconhecimento de padrões que obteve níveis de acertos satisfatórios, entre 96% e 100%.

Arubi e Yeung (2012), além da identificação do padrão de escoamento, propuseram um Modelo MLP (*feedforward multilayer perceptron*) para inferência das velocidades superficiais do gás e do líquido e a fração de água na mistura. Os autores utilizaram dados experimentais obtidos em uma planta de escoamento horizontal e vertical ascendente, de ar-água-óleo, monitorados por um sensor de raios gama. O Modelo MLP apresentou uma taxa de acerto de 95%.

Bar e Das (2012) propuseram a predição da quantidade de gás e queda de pressão no escoamento bifásico por redes neurais. Os autores apresentaram os resultados utilizando *perceptron* multicamadas treinado com três algoritmos diferentes: *backpropagation com gradiente descendente*, gradiente conjugado e Levenberg-Marquardt. Também foram testadas quatro funções de ativação. Os melhores resultados foram obtidos com o *perceptron* multicamadas treinado com o algoritmo de Levenberg-Marquardt.

Mehta et al (2013) discutiram a predição do padrão de escoamento bifásico usando redes neurais artificiais e utilizando a vazão dos fluidos como dados de entrada. Foram analisados vários modelos de rede neural artificial variando os

modelos de rede e as funções de transferência e algoritmos de treinamento. Os melhores resultados foram obtidos com as redes que utilizam funções de base radial.

A aplicação de redes neurais artificiais no reconhecimento de padrões em geral, e no escoamento bifásico em particular, é vasta, uma vez que as redes neurais são uma das ferramentas computacionais mais utilizadas para este tipo de tarefa (Duda et al., 2000). Dentre os trabalhos já reportados nesta seção, destacam-se ainda: Sun et al. (2002), Geng et al. (2006), Dongzhi et al. (2007), Chunguo e Qiuguo (2009), Tambouratzis e Pázsit (2009), Guo et al. (2010), Liu e Zhang (2010), Sun e Wang (2010), Han et al. (2011), Dasari et al. (2013), Timung e Mandal (2013), entre outros. Em conclusão, os modelos por redes neurais são aceitos como classificadores aptos a identificar os padrões de escoamento bifásico líquido-gás.

Poucos e recentes são os trabalhos que apresentam a utilização de redes neurais artificiais como preditores dos parâmetros característicos do escoamento bifásico em golfadas. Entre esses, destacam-se os trabalhos de Yan e Mylvaganam (2012), Fan e Yan (2014) e Shaban e Tavoularis (2015).

Yan e Mylvaganam (2012) propuseram o uso de rede neural artificial para a detecção do padrão de escoamento bifásico em golfadas. Segundo os autores, importantes parâmetros como comprimento, frequência e velocidade do pistão de líquido podem ser estimados utilizando técnicas *neuro-fuzzy*. Os autores apresentaram a estimação da frequência da célula unitária com taxa de acerto variando entre 11% e 28% quando comparado aos dados experimentais, dependendo da configuração de rede neural artificial utilizada.

Fan e Yan (2014) apresentaram um método para obtenção das vazões de gás e líquido a partir de dados experimentais e redes neurais artificiais. Os autores extraíram das séries temporais de fração de vazio os parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas: velocidade translacional da bolha de gás, fração de gás no pistão de líquido e na bolha de gás, comprimento do pistão de líquido e da bolha de gás. Uma rede neural artificial foi modelada para determinar uma relação funcional entre os parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas e as vazões dos fluidos. Segundo os autores, os resultados apresentaram erro relativo médio da ordem de 10%.

Recentemente, Shaban e Tavoularis (2015) apresentaram uma metodologia para a medição da velocidade superficial de gás e de líquido em uma mistura bifásica, baseada na análise da série temporal de fração de vazio obtida experimentalmente

com o sensor de malha de eletrodos. A frequência relativa e a densidade espectral de potência são usadas como dados iniciais para uma rede neural artificial que estima a velocidade superficial dos fluidos. Os resultados apresentaram um erro relativo médio de 8,3% e 9,3% usando um único sensor de malha de eletrodos e 4,1% e 5,8% usando um par de sensores de malha de eletrodos, para a velocidade superficial do gás e do líquido, respectivamente.

De um modo geral, a utilização de modelos por redes neurais para a predição ou inferência de parâmetros apresentam taxa de acerto menores se comparadas com a eficácia dos modelos neurais para reconhecimento de padrões. No entanto, como relatado por Fan e Yan (2014), as suas taxas de acerto ainda são maiores que as dos modelos mecanicistas, com a vantagem de serem facilmente obtidas a partir de dados experimentais. Este fato justifica a metodologia proposta nesta tese, que busca um modelo baseado em redes neurais para a inferência de parâmetros da célula unitária de um escoamento bifásico em golfadas a partir da análise da série temporal de frações de vazão experimentalmente obtidas com um sensor de malha de eletrodos.

## 2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi apresentada uma revisão bibliográfica relacionada ao escoamento bifásico em golfadas. Em seguida, descreveu-se o sensor de malha de eletrodos, como uma das técnicas de monitoração do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. E, finalmente foi exposta a metodologia de Redes Neurais Artificiais e sua aplicação no estudo do comportamento de escoamentos bifásicos.

Na grande maioria dos trabalhos revisados, citados acima, a técnica de redes neurais artificiais foi utilizada como classificador de padrão de escoamento bifásico líquido-gás. Além de Yan e Mylvaganam (2012), Fan e Yan (2014) e Shaban e Tavoularis (2015), não foram encontrados na literatura trabalhos relacionados à caracterização de escoamento bifásico em golfadas a partir de dados experimentais com a mesma abordagem aqui proposta.

A forma clássica de obtenção dos parâmetros característicos do escoamento em estudo é sempre através de modelos de célula unitária, como o Modelo de Bolha, proposto por Taitel e Barnea (1990) e/ou medidas experimentais. Porém, para a solução deste modelo são necessárias correlações auxiliares que, na maioria das

vezes, também dependem de dados experimentais e, desta forma, têm uma aplicação mais restrita.

No presente trabalho propõe-se o desenvolvimento de uma metodologia, utilizando Redes Neurais Artificiais, para a predição de parâmetros que caracterizem o escoamento bifásico em golfadas a partir das séries temporais da fração de vazio obtidas experimentalmente. Os resultados obtidos vêm complementar o estudo e desenvolvimento de modelos físicos, como por exemplo, modelos de célula unitária (Dukler e Hubbard, 1975), modelo de mistura ou *Drift Flux* (Ishii e Hibiki, 2006) e modelo de seguimento de pistões (Rosa et al., 2015).

No próximo capítulo será apresentada a metodologia proposta para a obtenção dos parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas. Para isso, serão apresentados os parâmetros característicos deste padrão de escoamento, sua extração a partir das séries temporais de fração de vazio e, por fim, serão apresentados os esquemas de solução baseados em redes neurais artificiais.

### 3 METODOLOGIA DE SOLUÇÃO

Neste capítulo é apresentada a metodologia proposta para a obtenção dos parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas: comprimento da bolha alongada de gás ( $L_B$ ), comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ), velocidade de translação da bolha ( $V_B$ ) e os desvios padrões para essas variáveis. Para isso, são apresentados os parâmetros característicos deste padrão de escoamento, sua extração a partir das séries temporais de fração de vazio e os modelos de solução propostos baseados em redes neurais artificiais. Por fim, apresenta-se o algoritmo representativo de todo o processo de solução da metodologia proposta nesta tese.

#### 3.1 CARACTERIZAÇÃO DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS

Para a solução dos modelos matemáticos para o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas, descritos no capítulo anterior, se faz necessário a caracterização adequada deste padrão de escoamento. Esses modelos são, em geral, baseados na descrição de uma célula unitária do escoamento que evolui espacial e temporalmente ao longo do duto. Por conveniência, a Figura 2-3 é reapresentada. Na Figura 2-3 é mostrada uma célula unitária, composta pela bolha alongada de gás e pelo pistão de líquido, e os parâmetros geométricos que caracterizam este padrão de escoamento: comprimento da bolha de gás ( $L_B$ ) e comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ).

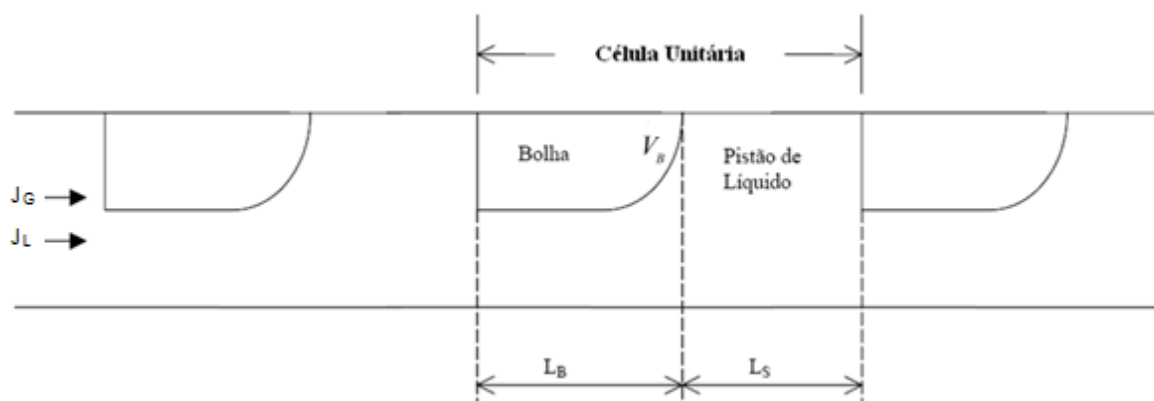
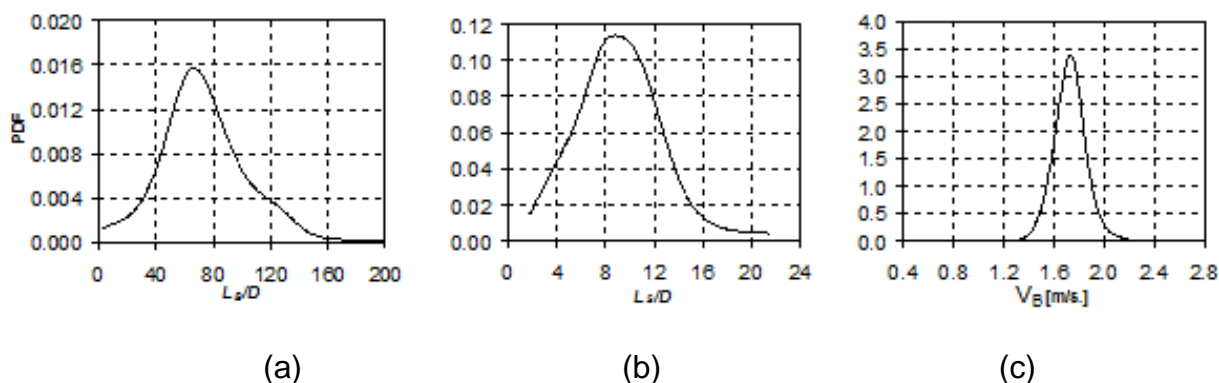


Figura 2-3 – Célula Unitária

Segundo Barnea e Taitel (1993), como os parâmetros geométricos do escoamento em golfadas, comprimento da bolha alongada de gás ( $L_B$ ) e comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ), e a velocidade de translação da bolha de Taylor ( $V_B$ ) evoluem de maneira intermitente ao longo do duto, é possível descrevê-los em termos estatísticos. O escoamento intermitente pode então ser reproduzido estatisticamente pelo uso da função densidade de probabilidade desses parâmetros (Nydal et al. 1992; Barnea e Taitel, 1993).

Na Figura 3-1 apresenta-se um exemplo da distribuição do comprimento da bolha de gás ( $L_B$ ), do comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ) e da velocidade de translação da bolha ( $V_B$ ), em uma dada seção do duto durante um determinado período de escoamento. Observa-se que há uma distribuição significativa em torno do valor médio das variáveis analisadas durante o escoamento. Ou seja, durante o escoamento bifásico em golfadas tem-se uma sequência de bolhas com comprimentos que variam entre 1 e 200 diâmetros (Figura 3-1a), pistões de líquido que variam entre 2 e 22 diâmetros (Figura 3-1b) e velocidades de translação das bolhas variando entre 1,4 a 2,2 m/s (Figura 3-1c). Este é o comportamento que caracteriza a intermitência intrínseca a este padrão de escoamento.



**Figura 3-1 – Representação gráfica da distribuição experimental dos parâmetros geométricos e físicos – (a) Comprimento da Bolha Alongada, (b) Comprimento do Pistão de Líquido e (c) Velocidade de Translação da Bolha**

A medição experimental pode fornecer uma caracterização completa do escoamento bifásico em golfadas, uma vez que permite fazer levantamentos estatísticos sobre seu comportamento, e construir funções densidade de probabilidade para diferentes variáveis como as mostradas na Figura 3-1. Porém, no

procedimento experimental, nem sempre é possível medir uma gama muito alta de vazões dos fluidos devido às limitações dos componentes da planta.

Como uma alternativa para ampliar a aplicabilidade dos dados experimentais, utiliza-se um modelo baseado em redes neurais artificiais para estimar os parâmetros dos escoamentos bifásicos em golfadas. Segundo diversos autores, como por exemplo, Falcone et. al. (2009), Haykin (2001) e Da Silva et al. (2010), as redes neurais se apresentam como uma ferramenta reconhecida pela sua capacidade em tratar fenômenos não lineares e, dessa forma, podem ser utilizadas no caso em estudo neste trabalho.

Segundo Haykin (2001), redes neurais artificiais são aproximadores universais capazes de modelar qualquer tipo de mapeamento entre variáveis, a partir de dados experimentais. Dessa forma, com o uso das redes neurais artificiais, obtém-se um modelo, baseado em dados experimentais de séries temporais de fração de vazio, capaz de caracterizar o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas.

Neste contexto, o modelo, baseado em redes neurais artificiais, desenvolvido neste trabalho é capaz de prever as velocidades superficiais do gás e do líquido ( $J_G$  e  $J_L$ ), os comprimentos de pistões de líquido e bolhas de gás ( $L_S$  e  $L_B$ ), a velocidade translacional da bolha alongada ( $V_B$ ) e os desvios padrões para cada uma destas variáveis a partir de dados experimentais obtidos em uma planta piloto. Com a predição de todos estes parâmetros, estima-se a característica intermitente deste padrão de escoamento.

### 3.2 OBTENÇÃO DOS PARÂMETROS CARACTERÍSTICOS DO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS VIA REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Jones e Zuber (1975) mostraram que as informações essenciais para a identificação do padrão de escoamento bifásico podem ser obtidas a partir do comportamento estatístico da série temporal de fração de vazio. Toral e Darwich (1991) registraram uma patente sobre métodos e aparatos para a medição experimental do escoamento bifásico. Os autores também propuseram a análise do comportamento estatístico da série temporal de fração de vazio para caracterização dos padrões de escoamento bifásico. Seguindo estes dois trabalhos, Cai et al (1994), Xie et al (2003), Rosa et al (2010), entre outros, utilizaram o comportamento estatístico

da série temporal de fração de vazio (média, desvio padrão, curtose e assimetria) como dados de entrada para modelos baseados em redes neurais artificiais com o objetivo de identificar o padrão de escoamento bifásico.

Assim, a escolha dos parâmetros estatísticos para a caracterização do escoamento bifásico em golfadas é devido a eles serem fisicamente ligados à forma da distribuição da fração de vazio, que está intimamente relacionado ao padrão do escoamento (Jones e Zuber, 1975).

Na Figura 3-2, adaptada de Rosa et al. (2010), apresenta-se uma representação gráfica da relação entre a série temporal de fração de vazio ( $\alpha$ ) e seus parâmetros estatísticos. As oscilações de amplitude de  $\alpha$  indicam a passagem de uma bolha de gás seguida de um pistão de líquido. Na função densidade de probabilidade (PDF), o primeiro pico ( $0 \leq \alpha \leq 0.5$ ) refere-se à distribuição do pistão de líquido com bolhas dispersas e o segundo pico ( $0.5 \leq \alpha \leq 1$ ) refere-se à distribuição estatística das bolhas alongadas de gás (Figura 3-2b). Observa-se ainda que, para o escoamento bifásico em golfadas, os quatro parâmetros estatísticos não apresentam uma grande diferença de amplitude entre eles (Figura 3-2c).

Dessa forma, a fim de extrair parâmetros representativos da série temporal de fração de vazio, foram utilizados os quatro parâmetros estatísticos para caracterizar sua distribuição de probabilidade desta série: média, desvio padrão, curtose e assimetria. A média ( $\bar{x}$ ) é o valor onde mais se concentram os dados de uma distribuição. O desvio padrão ( $\sigma$ ) mostra o quanto de variação existe em relação ao valor médio. A curtose ( $c$ ) é uma medida de dispersão que caracteriza o pico ou "achatamento" da curva da função de distribuição de probabilidade e o Coeficiente de Assimetria ( $A_s$ ) é uma medida da igualdade ou da desigualdade da distribuição dos valores em torno de uma média. As fórmulas matemáticas para estes parâmetros são apresentadas na Tabela 3-1, para um conjunto de  $N$  medidas de uma variável aleatória  $x(\cdot)$ .



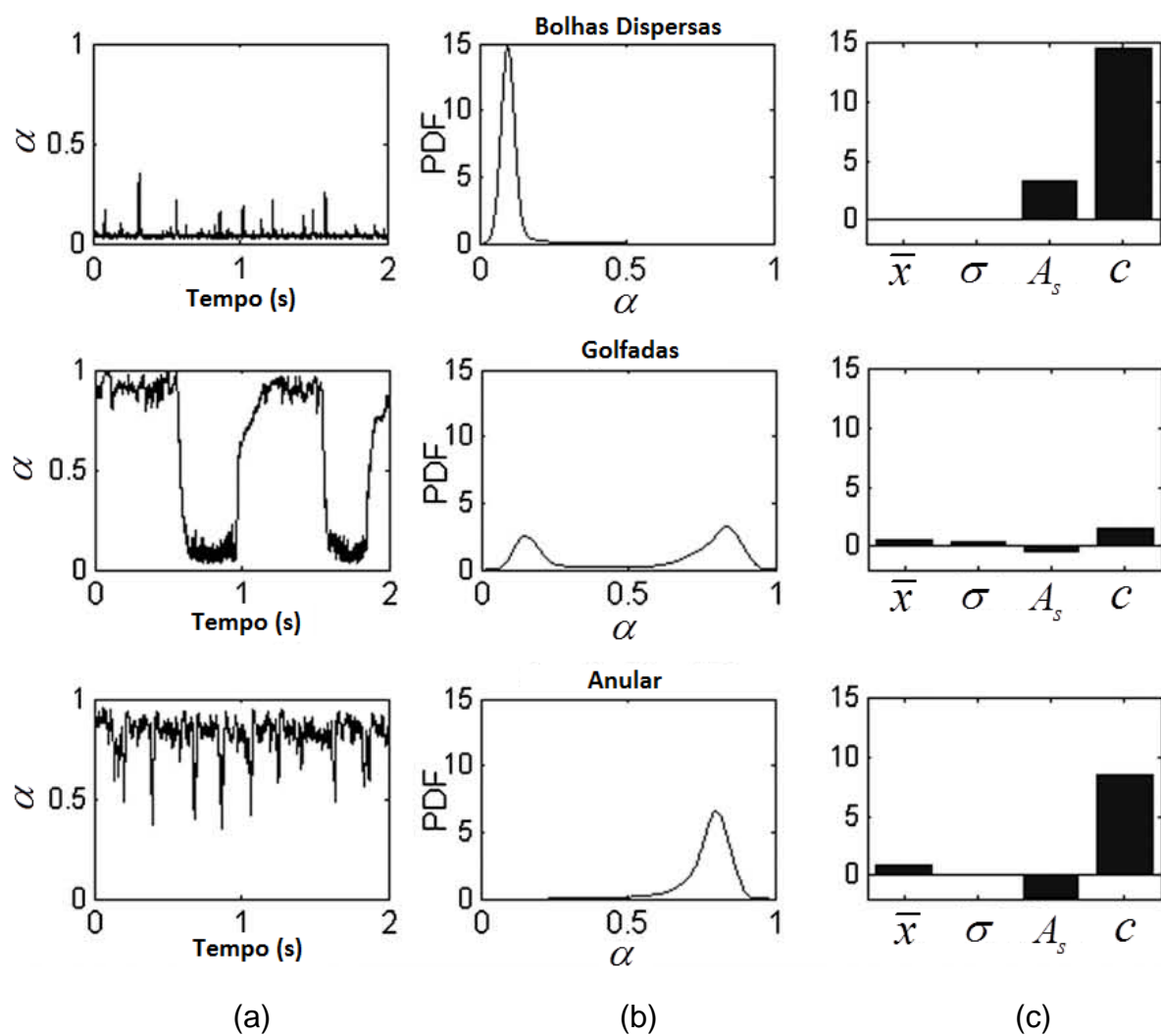


Figura 3-2 – Representação gráfica da relação entre a série temporal de fração de vazio e seus parâmetros estatísticos para diferentes regimes: (a) Série Temporal, (b) PDF e (c) Parâmetros Estatísticos ( $\bar{x}$  média,  $\sigma$  desvio padrão,  $c$  curtose,  $A_s$  coeficiente de assimetria).

Fonte: Adaptado de Rosa et al (2010).

**Tabela 3-1 – Parâmetros Estatísticos**

Símbolo	Descrição	Expressão
$\bar{x}$	Média	$\bar{x} = \frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$
$\sigma$	Desvio Padrão	$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2}{N-1}}$
$c$	Curtose	$c = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{(N-1)\sigma^4}$
$A_s$	Coefficiente de Assimetria	$A_s = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^3}{(N-1)\sigma^3}$

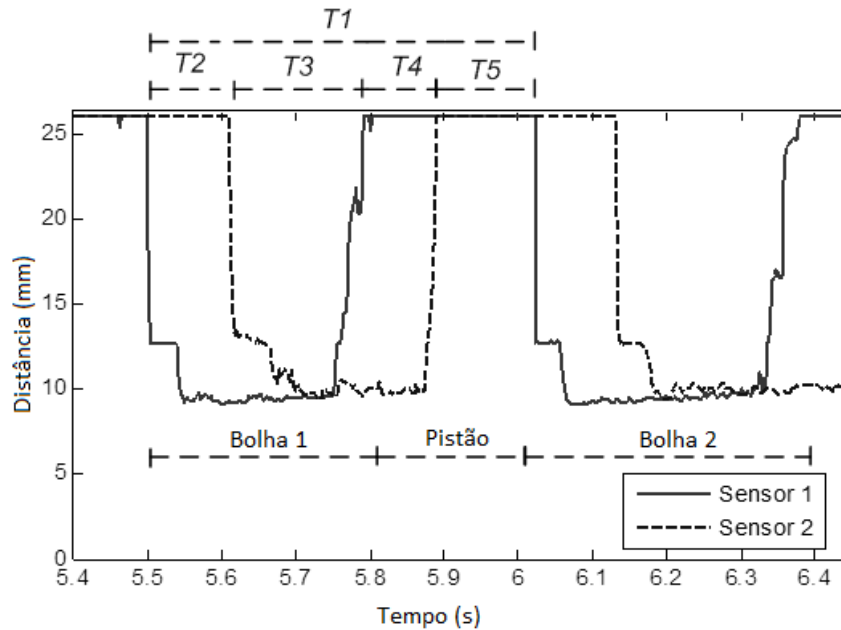
Os parâmetros estatísticos apresentados anteriormente descrevem o comportamento estatístico da série temporal medida e serão relacionados, via redes neurais artificiais, aos diversos parâmetros que descrevem o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas que se deseja estimar. Como parâmetros característicos do escoamento em estudo estimam-se oito variáveis, descritas na Tabela 3-2, que caracterizam um conjunto de células unitárias.

**Tabela 3-2 – Variáveis de Interesse**

Símbolo	Descrição
$J_G$	Velocidade superficial do gás
$J_L$	Velocidade superficial do líquido
$L_B$	Comprimento da bolha de gás
$L_S$	Comprimento do pistão de líquido
$V_B$	Velocidade translacional da bolha
$\sigma_{LB}$	Desvio padrão do comprimento da bolha alongada de gás
$\sigma_{LS}$	Desvio padrão do comprimento do pistão de líquido
$\sigma_{VB}$	Desvio padrão da velocidade translacional da bolha

Na Figura 3-3, apresenta-se um trecho de duas séries temporais para uma determinada combinação de velocidades superficiais de gás e líquido que definem um

exemplo de escoamento bifásico em golfadas. Neste contexto, utiliza-se um par de sensores, Sensor 1 e Sensor 2, para a determinação da velocidade de translação da bolha alongada ( $V_B$ ). Já para a determinação do comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ) e do comprimento da bolha alongada ( $L_B$ ) são utilizadas apenas as medidas de um sensor.



**Figura 3-3 – Obtenção dos parâmetros em função das séries temporais**

A velocidade da frente da bolha alongada ou velocidade de translação da bolha ( $V_B$ ) é calculada pela relação

$$V_{Bj} = \frac{\Delta L}{T_2}, \quad (3.1)$$

onde  $\Delta L$  representa a distância entre os dois sensores de malha de eletrodos e  $T_2$  representa a diferença de tempo entre a detecção da frente da bolha alongada pelos dois sensores.

O comprimento da bolha alongada de gás ( $L_B$ ) é calculado a partir das velocidades de translação da bolha ( $V_B$ ) e o deslocamento traseiro da bolha alongada  $j$  e é dado pela equação

$$L_B = V_{Bj} (T_2 + T_3), \quad (3.2)$$

onde  $(T_2 + T_3)$  é a diferença de tempo entre a detecção da frente da bolha e a traseira da bolha pelos sinais recebidos.

O comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ) é calculado a partir da velocidade de translação da bolha  $j+1$ ,  $V_{B_{j+1}}$ , e a diferença de tempo entre a detecção da traseira da bolha  $j$  e a frente da bolha  $j+1$  do sinal recebido ( $T_4 + T_5$ ):

$$L_S = V_{B_{j+1}}(T_4 + T_5). \quad (3.3)$$

A partir do processamento das séries temporais de fração de vazio obtêm-se os valores para comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ), comprimento da bolha alongada ( $L_B$ ) e velocidade translacional da bolha ( $V_B$ ). Como para uma mesma vazão de gás e líquido têm-se inúmeras bolhas de gás e pistões de líquido escoando, obtêm-se uma lista de valores ( $L_S$ ,  $L_B$ ,  $V_B$ ) que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas para a vazão em estudo. Das listas de valores obtidas são calculados os valores médios e os desvios padrões para as variáveis.

Com estas informações disponíveis, é possível gerar uma lista aleatória de características para o escoamento bifásico em golfadas, que leva em conta a intermitência desse padrão de escoamento, de forma a reproduzir o escoamento em estudo. Uma aplicação possível dessa lista de parâmetros característicos é sua utilização como uma relação auxiliar na solução dos modelos matemáticos para escoamento bifásico líquido-gás em golfadas.

A partir de estudos preliminares, as arquiteturas de rede propostas a seguir foram definidas para que as mesmas tivessem um desempenho satisfatório. Dessa forma, em função das séries temporais de fração de vazio, das suas características estatísticas e dos parâmetros característicos do escoamento líquido-gás em golfadas propõem-se quatro (04) arquiteturas de redes neurais artificiais. As arquiteturas de RNA's relacionam a característica estatística da série temporal aos parâmetros da célula unitária que caracterizam o padrão de escoamento em estudo e são descritas a seguir:

**Rede 1:** Em função dos parâmetros estatísticos (média, desvio padrão, curtose, assimetria) da série temporal de fração de vazio, espera-se inferir as velocidades superficiais dos fluidos que compõem a mistura bifásica ( $J_G$  e  $J_L$ ), como mostrado na Figura 3-4.

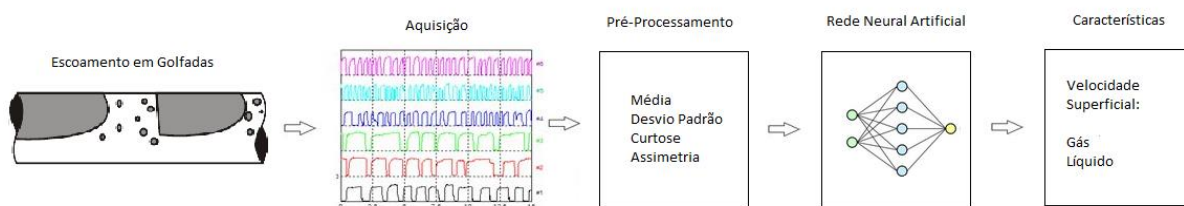


Figura 3-4 – Rede 1

**Rede 2:** Em função das velocidades superficiais dos fluidos que compõem a mistura bifásica ( $J_G$  e  $J_L$ ), espera-se inferir o comprimento da bolha de gás, o comprimento do pistão de líquido e a velocidade de translação da bolha alongada ( $L_B$ ,  $L_s$  e  $V_B$ , respectivamente), como mostrado na Figura 3-5;

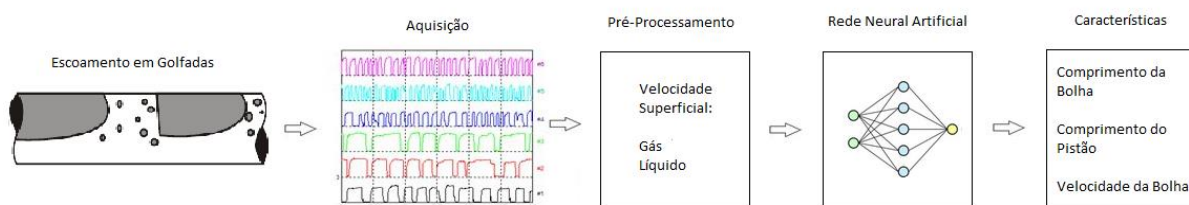


Figura 3-5 – Rede 2

**Rede 3:** Na Figura 3-6, em função dos parâmetros estatísticos (média, desvio padrão, curtose, assimetria) da série temporal de fração de vazio, espera-se inferir as velocidades superficiais dos fluidos que compõem a mistura bifásica, o comprimento da bolha de gás, o comprimento do pistão de líquido e a velocidade de translação da bolha alongada ( $J_G$ ,  $J_L$ ,  $L_B$ ,  $L_s$  e  $U_T$ , respectivamente);

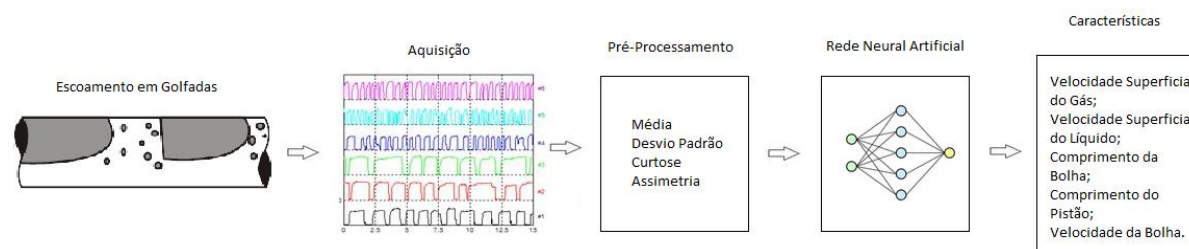
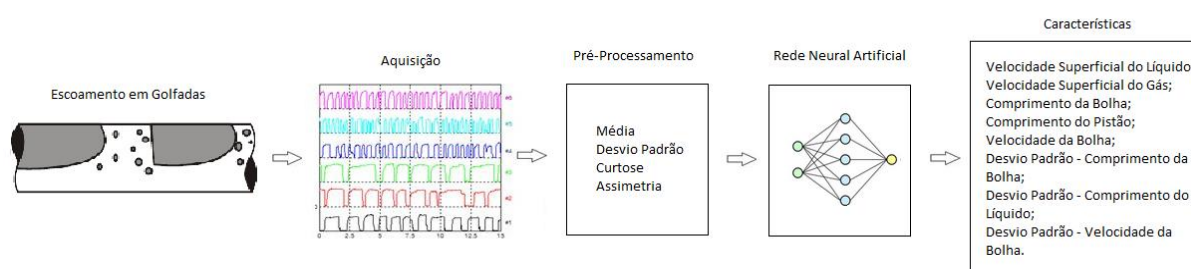


Figura 3-6 – Rede 3

**Rede 4:** É a rede mais completa. Em função dos parâmetros estatísticos (média, desvio padrão, curtose, assimetria) da série temporal de fração de vazio, espera-se inferir as velocidades superficiais dos fluidos que compõem a mistura bifásica, o comprimento da bolha de gás, o comprimento do pistão de líquido, a velocidade de translação da bolha alongada, o desvio padrão para o comprimento da bolha de gás, para o comprimento do pistão de líquido e para a velocidade de translação da bolha alongada ( $J_G$ ,  $J_L$ ,  $L_B$ ,  $L_S$ ,  $U_T$ ,  $\sigma_{L_B}$ ,  $\sigma_{L_S}$  e  $\sigma_{V_B}$ , respectivamente), como mostrado na Figura 3-7;



**Figura 3-7 – Rede 4**

Com os dados processados e as topologias de redes neurais artificiais definidas inicia-se o processo de treinamento das redes. O processo de escolha da melhor rede em cada uma das arquiteturas propostas segue o fluxograma apresentado na Figura 3-8a. Inicialmente são selecionados os padrões de treinamento, validação e teste. Em seguida, é aplicado o processo de escalonamento dos dados, apresentado na seção 2.4.1. As redes neurais artificiais são treinadas e, através de validação cruzada, é identificada a melhor rede. Caso não seja atingido um erro satisfatório deve-se redefinir as topologias candidatas e dar sequência ao processo de treinamento. Detalhes do processo de configuração das redes neurais artificiais são apresentados no próximo capítulo.

Para a utilização da rede neural artificial selecionada deve-se apresentar os padrões de entrada escalonados à rede treinada, obter os resultados e pós-processá-los, voltando os dados ao intervalo original para se obter o resultado final. O fluxograma desta etapa é apresentado na Figura 3-8b.

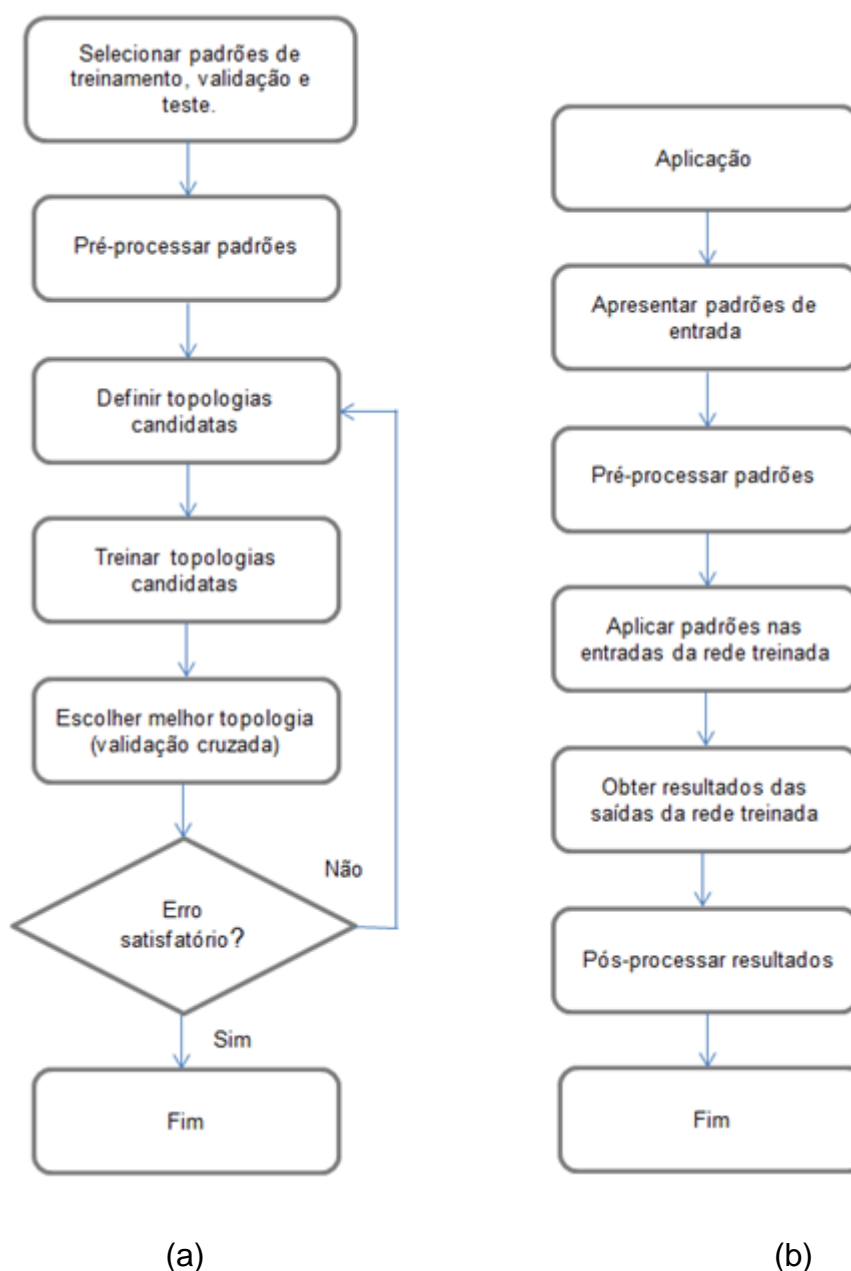


Figura 3-8 – Diagrama de Blocos – (a) Fase de Treinamento e (b) Fase de Operação  
 Fonte: Da Silva et al., 2010

Para atingir o objetivo principal deste trabalho, de obtenção de parâmetros característicos do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas a partir das séries temporais de fração de vazio, sugere-se seguir os passos sintetizados a seguir:

**Dados de Entrada:** Séries temporais de fração de vazio obtidas experimentalmente;

**Passo 1:** Pré-processamento 1 – cálculo dos parâmetros estatísticos da cada série temporal de fração de vazio: média, desvio padrão, curtose e coeficiente de assimetria conforme Tabela 3-1;

**Passo 2:** Pré-processamento 2 – cálculo das variáveis de interesse descritas na Tabela 3-2 utilizando as equações (3.1) a (3.3);

**Passo 3:** Elaboração de redes neurais artificiais que relacionem os dados calculados em Passo 1 e Passo 2;

**Passo 4:** Procedimento de treinamento e operação das arquiteturas de redes neurais artificiais elaboradas no Passo 3 conforme a Figura 3-8.

### 3.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi apresentada a metodologia proposta para a obtenção dos parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas. Foram apresentados os tópicos relevantes à compreensão do processo de solução proposto: parâmetros característicos deste padrão de escoamento, sua extração a partir das séries temporais de fração de vazio e os esquemas de solução baseados em redes neurais artificiais.

No próximo capítulo serão apresentados os resultados obtidos nas etapas de treinamento, validação e teste das redes neurais artificiais propostas para a obtenção dos parâmetros característicos do escoamento bifásico em golfadas.



## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

No presente capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos nas etapas de treinamento, validação e teste das redes neurais artificiais propostas para a obtenção dos parâmetros característicos do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. São apresentados os dados experimentais e o processo de configuração das redes neurais artificiais.

### 4.1 DADOS EXPERIMENTAIS

Os dados experimentais utilizados no presente trabalho fazem parte do banco de dados de escoamento bifásico do NUEM/UTFPR e foram adquiridos por Castillo (2015). A sessão de teste era composta por uma linha bifásica horizontal de 9,2 m de comprimento e 25,8 mm de diâmetro. A monitoração das características do escoamento bifásico foi realizada utilizando dois (02) sensores de malha de eletrodos de 12x12 nós. A distância entre os sensores é de 3,75 cm e estão localizados a 7,5m da entrada da tubulação. Uma representação gráfica da bancada experimental é apresentada na Figura 4-1. Os testes experimentais foram realizados para 144 combinações de vazão de líquido e de gás para o escoamento bifásico em golfadas, levando em conta as limitações da bancada experimental.

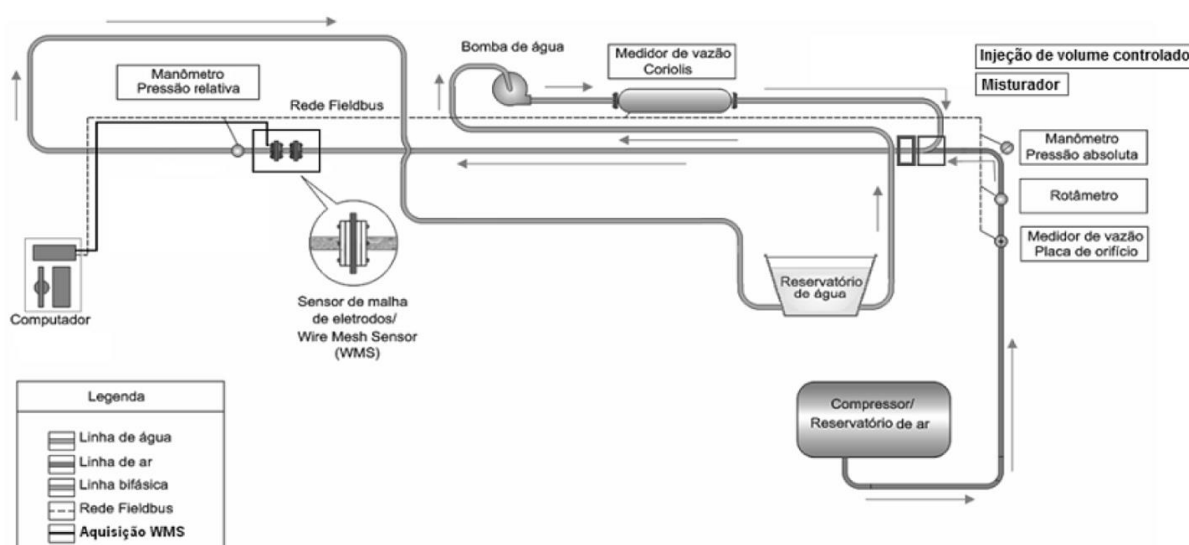


Figura 4-1 – Bancada Experimental – NUEM/UTFPR - Fonte: Castillo (2013)

Para treinamento, validação e teste da modelagem via rede neural artificial foram selecionados 144 pontos de medidas referentes ao padrão de escoamento bifásico em golfadas. As velocidades superficiais de líquido variaram entre 0,15 e 3 m/s e para o gás variaram entre 0,02 e 5,4 m/s. Na Figura 4-2, é apresentado o mapa de padrões de escoamento de Taitel e Dukler (1976) para a sessão de testes utilizada com identificação dos pontos de medida.

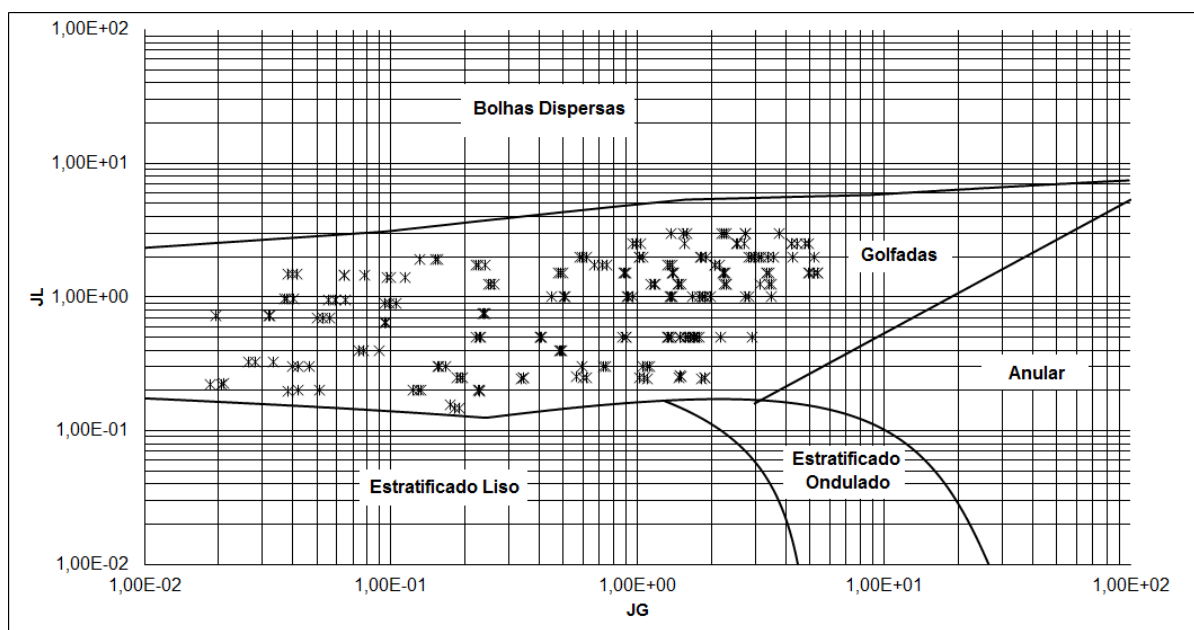


Figura 4-2 – Mapa de Padrões de Escoamento baseado em Taitel e Dukler (1976)

#### 4.2 MODELOS BASEADOS EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Para a implementação das redes neurais propostas utilizou-se a *toolbox Neural Fitting* do software *Matlab*. O algoritmo utilizado para treinamento da rede foi o de *Levenberg-Marquardt* (Duda et al., 2000), que utiliza a técnica de retropropagação (*backpropagation*) do erro com regularização para realizar os ajustes dos pesos nas ligações da rede neural artificial. O algoritmo de *Levenberg-Marquardt* é um método de gradiente de segunda ordem, baseado no método dos mínimos quadrados para modelos não-lineares. Os neurônios na camada escondida têm função de ativação do tipo sigmóide, e os neurônios de saída são do tipo linear.

Para garantir que as informações sejam extraídas do conjunto de dados e avaliar o desempenho da rede neural artificial, utiliza-se uma ferramenta padrão para validação de modelos estatísticos conhecida como validação cruzada. O propósito da

validação cruzada é avaliar a aptidão de cada uma das redes quando aplicadas a um conjunto de dados que seja diferente daquele usado no ajuste de seus parâmetros internos (Da Silva et al., 2010). Dessa forma, o conjunto de dados foi dividido em três subconjuntos com 48 amostras cada: D1, D2 e D3. Esses subconjuntos serão combinados e utilizados como dados de Treinamento, Validação e Teste.

O conjunto de dados de treinamento de uma rede neural tem por finalidade permitir o ajuste dos pesos das conexões, através do algoritmo de treinamento. O conjunto de dados de validação será utilizado durante o treinamento da rede neural artificial para avaliar a capacidade de generalização da rede treinada. A utilização do conjunto de validação tenta impedir o sobre-treinamento, ou seja, um treinamento em excesso, que leva a modelos com pouca capacidade de generalização (Haykin, 2001). O conjunto de testes permite verificar se as saídas estão de acordo com o resultado esperado para o sistema treinado e servem para indicar a acurácia do modelo neural.

Após análise dos dados processados, foram propostas quatro arquiteturas de rede combinando os parâmetros de interesse do escoamento bifásico em golfadas e descritas na seção 3.2. Para cada uma das arquiteturas propostas foram apresentadas seis combinações possíveis de conjuntos (D1, D2, D3) para Treinamento, Validação e Teste, respectivamente utilizando dez neurônios na camada oculta. E também considerando dez inicializações aleatórias para cada rede. O número de neurônios da camada oculta foi ajustado para capacitar a rede no aprendizado de tarefas complexas pela extração progressiva de aspectos relevantes dos padrões de entrada (Haykin, 2001).

O erro quadrático médio na estimação dos parâmetros via RNA é apresentado na Tabela 4-1. Foram consideradas variadas combinações de conjuntos de Treinamento, Validação e Teste para cada um dos quatro esquemas de solução apresentados anteriormente na seção 3.2. Selecionados em cinza claro estão os melhores resultados para cada uma das redes. A expressão para o erro quadrático médio é dado por:

$$EQM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i|^2}, \quad (4.1)$$

onde  $y_i$  e  $x_i$  são os valores esperados e inferidos pela RNA respectivamente e  $n$  o número de dados.

Tabela 4-1 – Erro Quadrático Médio

Rede	Dados	Treinamento	Validação	Teste
1	D1D2D3	0,06	0,22	0,22
	D1D3D2	0,09	0,24	0,25
	D2D1D3	0,12	0,27	0,12
	D2D3D1	0,07	0,1	0,5
	D3D1D2	0,12	0,19	0,14
	D3D2D1	0,05	0,14	0,92
2	D1D2D3	0,37	0,6	0,52
	D1D3D2	0,25	0,41	0,49
	D2D1D3	0,42	0,55	0,42
	D2D3D1	0,43	0,38	1,06
	D3D1D2	0,56	0,89	0,64
	D3D2D1	0,16	0,29	0,62
3	D1D2D3	0,38	0,67	0,56
	D1D3D2	0,36	0,57	0,68
	D2D1D3	0,34	0,77	0,38
	D2D3D1	0,21	0,35	0,84
	D3D1D2	0,33	0,67	0,43
	D3D2D1	0,26	0,37	1
4	D1D2D3	0,65	1,2	0,97
	D1D3D2	0,47	0,88	0,68
	D2D1D3	0,36	0,92	0,68
	D2D3D1	0,37	0,71	1,24
	D3D1D2	0,42	1,13	2,03
	D3D2D1	0,57	0,74	0,92

Para a Rede 1 conseguiu-se inferir as variáveis desejadas com um erro quadrático médio de 0,12, 0,19 e 0,14 nas etapas de treinamento, validação e teste, respectivamente, utilizando os conjuntos D3D1D2. Para a Rede 2, a estimação mais precisa ocorreu com a utilização dos conjuntos D2D1D3 onde obteve-se um erro quadrático médio de 0,42, 0,55 e 0,42 nas etapas de treinamento, validação e teste, respectivamente. Já para a Rede 3, a melhor estimativa ocorreu na apresentação dos conjuntos D2D1D3 com erro quadrático médio de 0,34, 0,77 e 0,38 nas etapas de treinamento, validação e teste, respectivamente. Finalmente, utilizando os conjuntos

D2D1D3, nas etapas de treinamento, validação e teste, obteve-se um erro quadrático médio de 0,36, 0,92 e 0,68 para a Rede 4.

Para a melhor rede selecionada em cada uma das quatro arquiteturas de redes propostas calculou-se o erro relativo médio na estimação dos parâmetros característicos do escoamento em golfadas. Para o erro relativo médio utilizou-se a expressão:

$$ERM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - x_i|}{y_i}, \quad (4.2)$$

onde  $y_i$  e  $x_i$  são os valores esperados e inferidos, respectivamente, e  $n$  o número de dados. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 4-2.

**Tabela 4-2 – Erro Relativo Médio**

Rede	Parâmetros	Treinamento (%)	Validação (%)	Teste (%)	Erro Relativo Médio (%)
1	J <sub>G</sub>	9,09	12,85	9,68	10,54
	J <sub>L</sub>	16,06	22,49	18,21	18,92
2	L <sub>B</sub>	9,54	9,9	11,64	10,36
	L <sub>S</sub>	11,89	15,94	14,78	14,20
	V <sub>B</sub>	3,48	3,42	5,17	4,02
3	J <sub>G</sub>	7,58	8,46	13,32	9,79
	J <sub>L</sub>	7,79	10,19	13,35	10,44
	L <sub>B</sub>	10,6	12,21	13,2	12,00
	L <sub>S</sub>	9,61	13,09	24,85	15,85
	V <sub>B</sub>	7,6	9,18	15,7	10,83
4	J <sub>G</sub>	8,71	12,2	9,58	10,16
	J <sub>L</sub>	11,24	18,02	12,52	13,93
	L <sub>B</sub>	10,26	12,88	11,99	11,71
	L <sub>S</sub>	16,57	19,75	15,19	17,17
	V <sub>B</sub>	9,56	13,51	9,96	11,01
	$\sigma_{LB}$	12,11	15,47	15,44	14,34
	$\sigma_{LS}$	39,2	39,85	40,37	39,81
	$\sigma_{VB}$	41,46	54,04	50,5	48,67

Para a Rede 1, a velocidade superficial do gás ( $J_G$ ) e a velocidade superficial do líquido ( $J_L$ ) foram estimadas com erro relativo médio de 10,54% e 18,92%, respectivamente.

Uma boa concordância na determinação de  $L_B$  e  $V_B$  foi observada na Rede 2, com erro relativo médio de 10,36% e de 4,02%, respectivamente. Para o comprimento do pistão de líquido,  $L_S$ , a relação não foi tão satisfatória, com 14,2% de erro relativo médio.

Na Rede 3, as velocidades superficiais dos fluidos que compõem a mistura bifásica, o comprimento da bolha alongada de gás, o comprimento do pistão de líquido e a velocidade translacional da bolha alongada ( $J_G$ ,  $J_L$ ,  $L_B$ ,  $L_S$  e  $V_B$ , respectivamente) foram estimados com erro relativo médio de 9,79%, 10,44%, 12%, 15,85% e 10,83%, respectivamente.

Os resultados relativos à Rede 4 mostram que as variáveis as variáveis  $J_G$ ,  $J_L$ ,  $L_B$ ,  $L_S$ ,  $V_B$ ,  $\sigma_{L_B}$ ,  $\sigma_{L_S}$  e  $\sigma_{V_B}$  foram estimadas com erro relativo médio de 10,16%, 13,93%, 11,71%, 17,17%, 11,01%, 14,34%, 39,81% e 48,67%, respectivamente.

Na Tabela 4-3, estão agrupados os Erros Relativos Médios por variável estimada para todas as redes propostas na seção anterior. Os erros máximos, de 15,74% e 14,43%, estão relacionados à estimação do comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ) e da velocidade superficial do líquido ( $J_L$ ), respectivamente. As variáveis relativas ao gás foram estimadas com mais acurácia. O comprimento da bolha de gás ( $L_B$ ), a velocidade superficial do gás ( $J_G$ ) e a velocidade translacional da bolha ( $V_B$ ) foram estimados pelos modelos propostos com erro relativo médio de 11,36%, 10,16% e 8,62%, respectivamente.

**Tabela 4-3 – Erro Relativo Médio**

Variável	Rede	Erro Relativo Médio (%)	Média dos Erros Relativos Médios (%)
$J_G$	1	10,54	10,16
	3	9,79	
	4	10,16	
$J_L$	1	18,92	14,43
	3	10,44	
	4	13,93	
$L_B$	2	10,36	11,36
	3	12	
	4	11,71	
$L_S$	2	14,2	15,74
	3	15,85	
	4	17,17	
$V_B$	2	4,02	8,62
	3	10,83	
	4	11,01	

Uma proposta alternativa para a estimação das variáveis relacionadas à fase líquida com uma maior exatidão seria a utilização de duas relações auxiliares para solução dos modelos estacionários para escoamento bifásico em golfadas. Neste caso, seria necessário estabelecer as relações para a velocidade de translação da bolha de gás ( $V_B$ ) e para a frequência de passagem da célula unitária ( $f$ ). Com o uso destas duas equações e da estimação via rede neural artificial para as variáveis relativas ao gás ( $J_G$  e  $L_B$ ) obtém-se um sistema linear com duas equações e duas incógnitas: comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ) e da velocidade superficial do líquido ( $J_L$ ). As relações auxiliares para solução dos modelos matemáticos para o escoamento bifásico em golfadas serão apresentadas na próxima seção.

#### 4.3 RELAÇÕES AUXILIARES PARA O ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS

Frequentemente, são necessárias duas correlações para a solução dos modelos estacionários de escoamentos bifásicos líquido-gás em golfadas: uma para

a frequência da célula unitária ( $f$ ) e outra para a velocidade translacional das bolhas alongadas ( $V_B$ ).

A frequência ( $f$ ) de uma célula unitária consiste no número de células unitárias que passam por um determinado ponto da tubulação durante um intervalo de tempo. Pode-se definir a frequência ( $f$ ) como uma relação entre a velocidade de translação da bolha alongada ( $V_B$ ) e o comprimento da célula unitária ( $L_B + L_S$ ):

$$f = \frac{V_B}{L_B + L_S} \quad (4.3)$$

Existem na literatura diversas correlações para o cálculo da frequência da célula unitária baseadas em dados experimentais. A maioria destas correlações têm aplicação restrita devido às limitações da planta experimental utilizada. Recentemente, Schulkes (2011) propôs uma correlação em função dos números adimensionais de Reynolds e Froude. Esta correlação foi obtida a partir de 1200 pontos experimentais para variadas condições de operação: diâmetro da tubulação (19 a 100 mm), viscosidade do líquido (1 a 589 cP), pressão (1 a 50 bar) e inclinação (1-80°). A correlação proposta por Schulkes (2011) é dada por:

$$f = \Psi(\alpha) \times \Phi(\text{Re}_L) \times \Theta(\theta, Fr_L) \quad (4.4)$$

onde

$$\begin{aligned} \Psi(\alpha) &= 0,016\alpha(2 + 3\alpha), \\ \Phi(\text{Re}_L) &= \begin{cases} 12,1\text{Re}_L^{-0,37} & \text{se } \text{Re}_L < 4000 \\ 1 & \text{se } \text{Re}_L \geq 4000 \end{cases}, \\ \Theta(\theta, Fr_L) &= \begin{cases} 1 + \frac{2}{Fr_L} \text{sgn}(\theta) \sqrt{|\theta|} & \text{se } |\theta| \leq 0,17 \\ \frac{1,8}{Fr_L} \times (0,6 + 2\theta - \theta^2) & \text{se } \theta > 0,17 \end{cases}, \end{aligned} \quad (4.5)$$

E

$$\alpha = \frac{J_L}{(J_G + J_L)}, \quad \text{Re}_L = \frac{\rho_L D J_L}{\mu_L}, \quad Fr_L = \frac{J_L}{\sqrt{gD \cos \theta}}. \quad (4.6)$$

A equação para a velocidade da bolha alongada pode ser expressa por:

$$V_B = C_0 J + C_\infty \sqrt{gD}, \quad (4.7)$$



onde  $g$  é a aceleração da gravidade,  $D$  o diâmetro da tubulação,  $C_0$  e  $C_\infty$  são constantes. A constante  $C_0$  quantifica a influência da velocidade da mistura bifásica e  $C_\infty$  é relacionada à velocidade que uma bolha teria se o líquido à sua frente estivesse estagnado. As constantes  $C_0$  e  $C_\infty$  foram propostas por Bendiksen (1984).

Isolando a velocidade superficial do líquido  $J_L$  na Eq. (4.7):

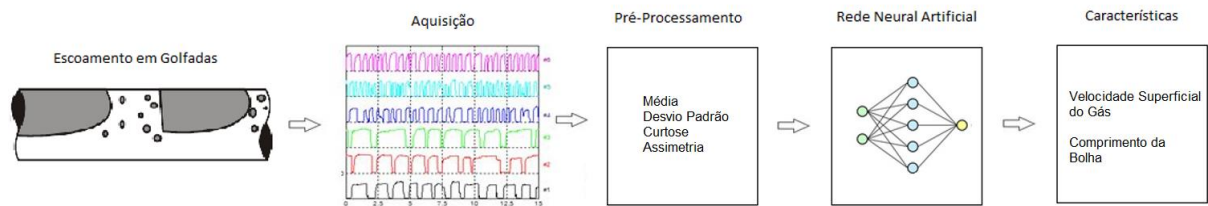
$$J_L = \frac{1}{C_0} \left( U_T - C_0 J_G - C_\infty \sqrt{gD} \right). \quad (4.8)$$

E, isolando o comprimento do pistão de líquido  $L_S$  na Eq. (4.3):

$$L_S = \frac{U_T}{f} - L_B. \quad (4.9)$$

Com a utilização das equações (4.8) e (4.9), e da estimação via rede neural artificial das variáveis relativas ao gás, obtém-se as variáveis relativas à fase líquida: comprimento do pistão de líquido ( $L_S$ ) e da velocidade superficial do líquido ( $J_L$ ).

Assim, propõem-se a arquitetura de rede apresentada na Figura 4-3. Nela, a partir dos dados da série temporal de fração de vazio, são obtidas as variáveis referentes à fase gasosa: velocidade superficial do gás ( $J_G$ ) e o comprimento da bolha de gás ( $L_B$ ).



**Figura 4-3 – Rede 5 – Solução Híbrida**

Como nas redes propostas anteriormente, para a implementação da Rede 5 utilizou-se a *toolbox Neural Fitting* do *software Matlab* considerando o algoritmo para treinamento da rede o de *Levenberg-Marquardt* (Duda et al., 2000). Os neurônios na camada escondida tinham função de ativação do tipo sigmoide, e os neurônios de saída são do tipo linear.

Na Tabela 4-4 apresentam-se os erros quadráticos médios da inferência das variáveis desejadas, considerando variadas combinações de conjuntos de

treinamento, validação e teste para a Rede 5 apresentada anteriormente. Selecionado em cinza está o melhor resultado para a rede proposta.

**Tabela 4-4 - Erro Quadrático Médio**

Rede	Dados	Treinamento	Validação	Teste
5	D1D2D3	0,11	0,23	0,15
	D1D3D2	0,09	0,12	0,18
	D2D1D3	0,21	0,40	0,23
	D2D3D1	0,02	0,07	0,88
	D3D1D2	0,06	0,23	0,10
	D3D2D1	0,08	0,18	0,70

Para a Rede 5 conseguiu-se inferir as variáveis desejadas com um erro quadrático médio de 0,06, 0,23 e 0,10 nas etapas de treinamento, validação e teste, respectivamente, utilizando os conjuntos D3D1D2. Para a melhor rede selecionada calculou-se o erro relativo médio na estimação dos parâmetros característicos do escoamento em golfadas. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 4-5.

Nesse caso, a velocidade superficial do gás ( $J_G$ ) e comprimento da bolha de gás ( $L_B$ ) foram estimados com erros relativos médios de 14,95% e 19,58%, respectivamente.

**Tabela 4-5 – Erro Relativo Médio**

Rede	Parâmetros	Treinamento (%)	Validação (%)	Teste (%)	Erro Relativo Médio (%)
5	$J_G$	13,71	16,75	14,39	14,95
	$L_B$	18,60	19,75	20,40	19,58

Pelos resultados apresentados observa-se que utilizando a Rede 1 combinada com a Rede 2 obtém-se resultados mais satisfatórios do que quando utiliza-se a Rede 5. O erro médio relativo na estimação da velocidade superficial do gás ( $J_G$ ) pela Rede 1 foi de 10,54% enquanto pela Rede 5 foi de 14,95%. Já para o comprimento da bolha de gás ( $L_B$ ), o erro médio relativo na estimação foi de 10,36% para a Rede 1 e 19,58% para a Rede 5. A Rede 5 pode ser utilizada para uma solução híbrida, quando se faz necessário combinar dados experimentais e equações auxiliares disponíveis na literatura.

#### 4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos nas etapas de treinamento, validação e teste das redes neurais artificiais propostas como metodologia de solução à obtenção dos parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas. Os resultados obtidos apresentaram erro relativo médio variando entre 10% e 16%, conforme apresentado na Tabela 4-3.

Como relatado anteriormente, na literatura são encontrados os trabalhos de Yan e Mylvaganam (2012), Fan e Yan (2014) e Shaban e Tavoularis (2015), que apresentam a estimação de poucos parâmetros do escoamento em estudo. Os resultados obtidos no presente trabalho são melhores que os resultados obtidos por Yan e Mylvaganam (2012) que realizaram a estimação das velocidades superficiais dos fluidos e da frequência da célula unitária com taxa de acerto variando entre 11 e 28%. Já Fan e Yan (2014), estimaram as velocidades superficiais dos fluidos, utilizando redes neurais artificiais, com um erro de aproximadamente 10%. E, Shaban e Tavoularis (2015), estimaram as velocidades superficiais dos fluidos, também utilizando redes neurais artificiais, com um erro relativo médio variando entre 4 e 10%.

Os resultados são bastante satisfatórios e indicam que as redes neurais artificiais podem ser utilizadas na estimação dos parâmetros característicos do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. Dessa forma, no próximo capítulo será apresentada uma aplicação prática da metodologia apresentada nesta tese. Serão obtidas as condições iniciais para simulação de um modelo numérico de seguimento de pistões em uma tubulação com leve mudança de direção e os resultados serão comparados com dados experimentais.

## 5 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DESENVOLVIDA

Uma vez desenvolvida a metodologia, apresentada no capítulo anterior, esta será aplicada para a caracterização do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. Será dada ênfase para a determinação das condições iniciais, necessárias para a simulação do escoamento intermitente utilizando o modelo de seguimento de pistões (*Slug Tracking Model*).

Llantoy Parra et al. (2015) desenvolveram um modelo matemático e numérico, visando à utilização do método de seguimento de pistões, para a simulação do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas com uma leve mudança de direção.

O modelo matemático apresentado por Llantoy Parra et al. (2015) baseia-se no conceito da célula unitária proposto por Wallis (1969). Nele, aplicam-se balanços de massa e de quantidade de movimento nas formas integrais aos volumes de controle nas regiões do pistão de líquido, da bolha de gás alongada e do filme de líquido em um duto com uma leve inclinação em relação à horizontal. No Apêndice A, apresenta-se detalhes sobre a modelagem matemática e numérica desenvolvidas por Llantoy Parra et al. (2015).

Neste capítulo apresenta-se a obtenção dos dados iniciais para a simulação do escoamento bifásico em golfadas com leve mudança de direção utilizando a metodologia proposta apresentada no capítulo anterior. São descritos o procedimento experimental e a abordagem via redes neurais artificiais. Ao final do capítulo é feita uma análise comparativa dos resultados obtidos considerando os dados experimentais e os dados estimados pela metodologia proposta.

### 5.1 DADOS DE ENTRADA PARA A SIMULAÇÃO

Para a simulação do escoamento em golfadas, proposto por Llantoy Parra et al. (2015), se faz necessário o conhecimento de alguns parâmetros que definem o escoamento. São eles:

- a) **Parâmetros hidrodinâmicos:** velocidades superficiais do líquido e do gás, pressão na saída da tubulação;
- b) **Configuração do duto:** diâmetro, comprimento e ângulo de inclinação dos trechos;
- c) **Propriedades dos fluidos:** viscosidade e massa específica do gás e do líquido, tensão superficial;
- d) **Características das células unitárias que serão inseridas na tubulação:** velocidades superficiais do líquido e do gás, comprimentos de pistões de líquido e bolha de gás, fração de gás na região do pistão de líquido e da bolha alongada e desvio padrão para essas mesmas variáveis.

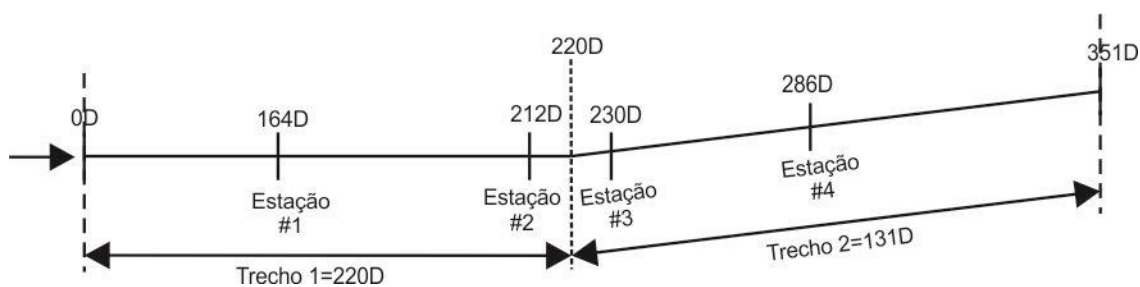
Frequentemente as informações relativas ao item “d” são obtidas experimentalmente. Mas, nem sempre todas essas informações, para uma determinada combinação de vazões que se deseja simular, encontram-se disponíveis devido às limitações da planta experimental. Propõe-se, neste caso, utilizar a metodologia proposta nesta tese, de forma a estimar as variáveis de interesse do escoamento bifásico em golfadas via redes neurais artificiais.

## 5.2 APARATO EXPERIMENTAL

Llantoy Parra et al. (2015) utilizaram uma bancada de testes que está localizada no NUEM-UTFPR para medição experimental e validação de seu modelo teórico e numérico. Os dados medidos por Llantoy Parra et al. (2015) também serão utilizados no processo de caracterização das células unitárias do escoamento bifásico em golfadas via redes neurais artificiais.

O circuito experimental é constituído por uma tubulação horizontal de acrílico de 26 mm de diâmetro interno e 9,2 m de comprimento. Os fluidos utilizados para geração do escoamento bifásico foram ar e água. As vazões dos fluidos são medidas, de forma separada e independente, com medidores do tipo Coriolis para o líquido e rotâmetro para o gás. Uma foto e o esquema gráfico da seção de teste são apresentados na Figura 5-1. A monitoração do escoamento em golfadas foi realizada por quatro pares de sensores resistivos colocados em pontos estratégicos da

tubulação: dois pares antes da mudança de direção (em 164D e 212D) e dois pares após a mudança de direção (230D e 286D). Utilizando o modelo proposto, baseado em redes neurais artificiais, a caracterização do escoamento em golfadas é realizada a partir da fração de vazio medida pelo sensor 1, a 164D da entrada da tubulação.



**Figura 5-1 – Planta Experimental**  
**Fonte: Llantoy Parra (2013)**

### 5.3 PROCESSAMENTO E ANÁLISE DOS DADOS

Foram selecionados 27 pontos de medida, apresentados na Tabela 5-1, referentes ao padrão de escoamento em golfadas. Na Figura 5-2, tem-se o mapa de padrões de escoamento de Taitel e Dukler (1976) para a seção de testes utilizada com identificação dos pontos de medida. As velocidades superficiais de líquido variaram entre 0,25 e 3 m/s e para o gás entre 0,25 e 2,5 m/s.

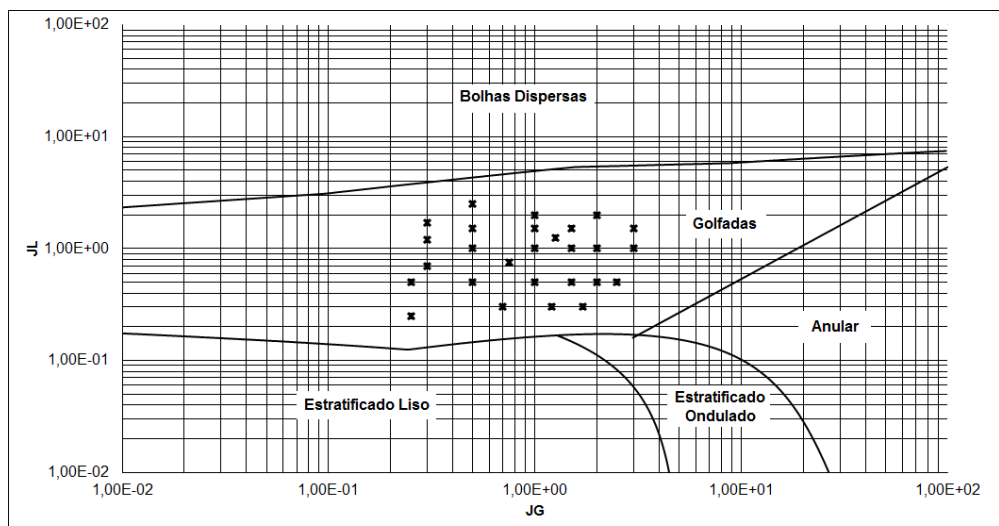


Figura 5-2 – Mapa de Padrões de Escoamento baseado em Taitel e Dukler (1976)

Tabela 5-1 – Dados Experimentais (Llantoy Parra, 2013)

Ponto	JL (m/s)	JG (m/s)
1	0,25	0,25
2	0,25	0,50
3	0,30	0,70
4	0,30	1,20
5	0,30	1,70
6	0,50	0,50
7	0,50	1,00
8	0,50	1,50
9	0,50	2,50
10	0,70	0,30
11	0,75	0,75
12	1,00	0,50
13	1,00	1,00
14	1,00	1,50
15	1,00	2,00
16	1,20	0,30
17	1,25	1,25
18	1,50	0,50
19	1,50	1,00
20	1,50	1,50
21	1,70	0,30
22	2,00	0,50
23	2,00	1,00
24	2,00	2,00
25	2,50	0,50
26	3,00	1,00
27	3,00	1,50

A metodologia de processamento das séries temporais de fração de vazio obtidas experimentalmente foram processadas conforme descrito na seção 3.2.

Ao final do processamento foram obtidas as características experimentais das células unitárias, descritas a seguir:

- $J_G$ : Velocidade superficial do gás;
- $J_L$ : Velocidade superficial do líquido;
- $L_B$ : Comprimento da bolha de gás;
- $L_S$ : Comprimento do pistão de líquido;
- $V_B$ : Velocidade da bolha;
- $\sigma_{LB}$ : Desvio padrão do comprimento da bolha;
- $\sigma_{LS}$ : Desvio padrão do comprimento do pistão;
- $\sigma_{VB}$ : Desvio padrão da velocidade da bolha.

Essas variáveis compõem o conjunto de dados que serão utilizados como dados de Treinamento, Validação e Teste para as redes neurais artificiais aqui propostas. Para garantir que as informações serão extraídas do conjunto de dados e avaliar o desempenho da rede neural, o conjunto de dados foi dividido em três subconjuntos com 9 amostras cada: D1, D2 e D3.

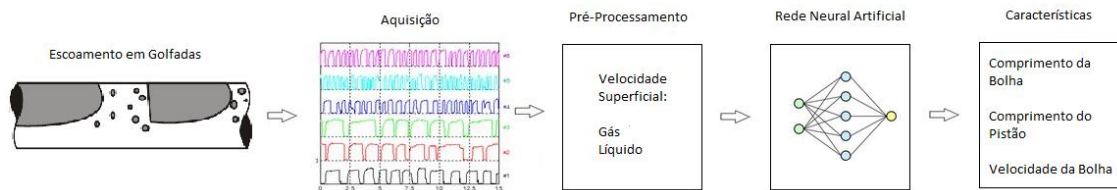
#### 5.4 REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Após análise dos dados processados, descritos na seção anterior, são propostas duas arquiteturas de rede combinando os parâmetros de interesse do escoamento bifásico em golfadas. Para cada uma das arquiteturas propostas foram apresentadas seis combinações possíveis de conjuntos (D1, D2, D3) para treinamento, validação e teste. As respostas das duas redes neurais propostas constituem as condições iniciais para a simulação do escoamento bifásico em golfadas.

A seguir apresenta-se um esquema gráfico para cada uma das arquiteturas de redes neurais artificiais propostas. São apresentados os dados de entrada para a rede neural artificial e os dados a serem inferidos:

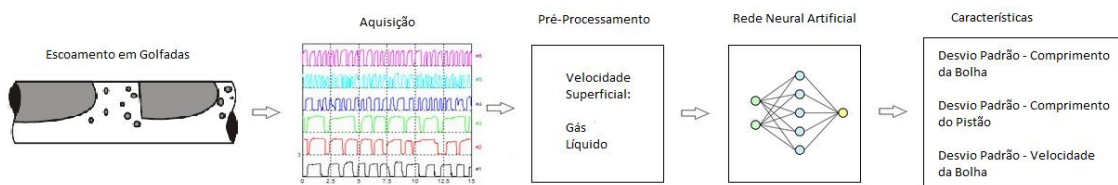


**Rede 1:** Como mostrado na Figura 5-3, em função das velocidades superficiais dos fluidos que compõem a mistura bifásica ( $J_G$  e  $J_L$ ), espera-se inferir o comprimento da bolha de gás, o comprimento do pistão de líquido e a velocidade de translação da bolha alongada ( $L_B$ ,  $L_S$  e  $V_B$ , respectivamente);



**Figura 5-3 – Rede 1**

**Rede 2:** Em função das velocidades superficiais dos fluidos que compõem a mistura bifásica ( $J_G$  e  $J_L$ ), espera-se inferir o desvio padrão para o comprimento da bolha de gás, o comprimento do pistão de líquido e a velocidade de translação da bolha alongada ( $\sigma_{LB}$ ,  $\sigma_{LS}$  e  $\sigma_{VB}$ , respectivamente), como mostrado na Figura 5-4;



**Figura 5-4 – Rede 2**

Para implementação das redes neurais propostas utilizou-se a *toolbox Neural Fitting* do software *Matlab*. O algoritmo utilizado para treinamento da rede foi o de *Levenberg-Marquardt* (Duda et al., 2000), que utiliza a técnica de retropropagação (*backpropagation*) do erro para realizar os ajustes dos pesos nas ligações da rede neural artificial. Os neurônios na camada escondida têm função de ativação do tipo sigmoide, e os neurônios de saída são do tipo linear.

Na Tabela 5-2 apresentam-se os erros quadráticos médios da inferência das variáveis desejadas, considerando variadas combinações de conjuntos de treinamento, validação e teste para os dois esquemas de solução apresentados

anteriormente. Selecionados em cinza estão os melhores resultados para cada uma das redes.

Para a Rede 1 e Rede 2 conseguiu-se inferir as variáveis desejadas com maior exatidão utilizando os conjuntos D3D1D2 para treinamento, validação e teste. Os resultados foram obtidos com erro quadrático médio de 0,00, 0,03 e 0,03, para a Rede 1 e, 0,02, 0,08 e 0,10, para a Rede 2, nas etapas de treinamento, validação e teste respectivamente.

**Tabela 5-2 – Erro Quadrático Médio**

Rede	Dados	Treinamento	Validação	Teste
1	D1D2D3	0,00	0,05	0,35
	D1D3D2	0,03	0,21	0,05
	D2D1D3	0,04	0,06	0,10
	D2D3D1	0,42	0,34	0,36
	D3D1D2	0,00	0,03	0,03
	D3D2D1	0,00	0,14	0,04
2	D1D2D3	0,01	0,14	0,50
	D1D3D2	0,00	0,17	0,09
	D2D1D3	0,00	0,03	0,29
	D2D3D1	0,10	0,26	0,11
	D3D1D2	0,02	0,08	0,10
	D3D2D1	0,00	0,13	0,27

## 5.5 SIMULAÇÕES NUMÉRICAS

Para análise da simulação do escoamento bifásico líquido-gás em golfadas com leve mudança de direção foram escolhidas duas combinações de vazões:  $J_G = J_L = 0,5$  m/s (Caso 1) e  $J_G = J_L = 2$  m/s (Caso 2). Com os parâmetros característicos estimados pelas redes neurais artificiais (Rede 1 e Rede 2) foram obtidos os dados iniciais para a simulação numérica em cada um dos casos.

Para avaliar os resultados obtidos foram comparados os resultados experimentais, os resultados numéricos obtidos por Llantoy Parra et al. (2015) e os resultados obtidos a partir da inferência via redes neurais artificiais. Llantoy Parra et

al. (2015) utilizaram o processamento da série temporal de fração de vazio, medida experimentalmente, para obtenção das condições iniciais do escoamento. Analisam-se os valores médios e funções densidade de probabilidade para o comprimento da bolha alongada, comprimento do pistão de líquido e velocidade da bolha alongada.

Utilizando a Rede 1, foram inferidos os valores médios para o comprimento da bolha de gás, o comprimento do pistão de líquido e a velocidade de translação da bolha alongada ( $L_B$ ,  $L_S$  e  $V_B$ , respectivamente). E, pela Rede 2, foram inferidos os valores do desvio padrão para o comprimento da bolha de gás, para o comprimento do pistão de líquido e para a velocidade de translação da bolha alongada ( $\sigma_{L_B}$ ,  $\sigma_{L_S}$  e  $\sigma_{V_B}$ , respectivamente). Este procedimento foi realizado para cada um dos casos em análise.

Com estes valores inferidos foram criadas células unitárias, que compõem uma lista de dados de entrada, para a simulação do escoamento bifásico em golfadas utilizando a metodologia desenvolvida por Llantoy Parra et al. (2015). O procedimento para geração das células unitárias é apresentado em detalhes em Pachas et al. (2011). Os resultados obtidos para cada um dos casos simulados são apresentados a seguir.

Na Tabela 5-3 e na Tabela 5-4 apresenta-se o erro relativo médio na monitoração do escoamento bifásico em golfadas para o Caso 1 e para o Caso 2, respectivamente. São monitorados, em posições específicas da tubulação, o comprimento da bolha alongada ( $L_B$ ) e do pistão de líquido ( $L_S$ ), e a velocidade da bolha ( $V_B$ ). A monitoração realizada em 0,01 m corresponde aos dados de entrada e as demais posições correspondem à evolução do escoamento bifásico em golfadas.

Para o Caso 1, os dados estimados pelo modelo proposto diferem em 10,4%, 6,44% e 3,8% para o comprimento da bolha, para o comprimento do pistão e para a velocidade da bolha, respectivamente. Ao final do processo de monitoração, a diferença nos dados de entrada induziu um erro relativo médio de 11,34%, 7,73% e 6,34%, para o comprimento da bolha, para o comprimento do pistão e para a velocidade da bolha, respectivamente.

**Tabela 5-3 – Erro relativo médio na monitoração do escoamento bifásico em golfadas com condições iniciais inferidas via redes neurais artificiais -  $J_G = J_L = 0,5$  m/s**

Posição (m)	LB/D			LS/D			VB (m/s)		
	Llantoy Parra (2013)	Estimado RNA	Erro (%)	Llantoy Parra (2013)	Estimado RNA	Erro (%)	Llantoy Parra (2013)	Estimado RNA	Erro (%)
0,01	16,36	18,06	10,40	8,47	9,02	6,44	1,08	1,04	3,80
0,62	15,85	18,42	16,18	8,42	9,02	7,11	1,08	1,05	2,89
1,25	17,49	18,95	8,34	8,76	8,65	1,23	1,13	1,06	6,51
1,72	13,90	17,47	25,65	10,26	9,72	5,23	1,08	1,04	3,11
2,44	15,45	17,84	15,44	9,84	9,50	3,44	1,10	1,05	4,27
3,17	16,77	18,22	8,61	10,14	9,18	9,48	1,15	1,06	8,30
4,02	17,89	18,71	4,56	10,01	9,25	7,63	1,16	1,06	8,48
4,50	17,59	17,86	1,53	10,69	8,42	21,29	1,16	1,01	13,38
Erro Relativo Médio (%)			11,34			7,73			6,34

**Tabela 5-4 – Erro relativo médio na monitoração do escoamento bifásico em golfadas com condições iniciais inferidas via redes neurais artificiais -  $J_G = J_L = 2$  m/s**

Posição (m)	LB/D			LS/D			VB (m/s)		
	Llantoy Parra (2013)	Estimado RNA	Erro (%)	Llantoy Parra (2013)	Estimado RNA	Erro (%)	Llantoy Parra (2013)	Estimado RNA	Erro (%)
0,01	15,36	13,54	11,85	9,14	8,34	8,67	3,93	3,63	7,77
0,62	15,09	13,71	9,17	9,13	8,43	7,65	3,93	3,68	6,37
1,25	15,76	13,40	14,97	8,72	8,55	1,98	4,01	3,73	6,91
1,72	14,89	13,26	11,00	8,30	8,83	6,38	3,97	3,80	4,41
2,44	15,62	13,67	12,53	8,25	8,73	5,81	3,94	3,83	2,93
3,17	16,53	13,76	16,80	8,32	8,52	2,35	4,12	3,87	6,06
4,02	16,87	14,52	13,92	8,06	8,76	8,69	4,15	3,98	4,18
4,50	17,39	14,88	14,42	7,99	8,65	8,22	4,17	4,05	2,86
Erro Relativo Médio (%)			13,08			6,22			5,18

E, para o Caso 2, os dados estimados pelo modelo proposto diferem em 11,85%, 8,67% e 7,77% para o comprimento da bolha, para o comprimento do pistão e para a velocidade da bolha, respectivamente. Ao final do processo de monitoração, a diferença nos dados de entrada induziu um erro relativo médio de 13,08%, 6,22% e 5,18%, para o comprimento da bolha, para o comprimento do pistão e para a velocidade da bolha, respectivamente.

Na Figura 5-5 e na Figura 5-6 são apresentados os valores médios e funções densidade de probabilidade, respectivamente, para o Caso 1. E na Figura 5-7 e na Figura 5-8 são apresentados os valores médios e funções densidade de probabilidade para o Caso 2. Nestes resultados é mostrada a comparação entre a simulação considerando os dados experimentais, a simulação com os dados estimados pelo modelo proposto, e os dados experimentais medidos em quatro (04) estações de medida.

A influência da estimação dos desvios padrões pode ser vista na primeira linha da Figura 5-6 e da Figura 5-8. Observa-se uma melhor concordância para os desvios padrões para o comprimento e velocidade da bolha alongada.

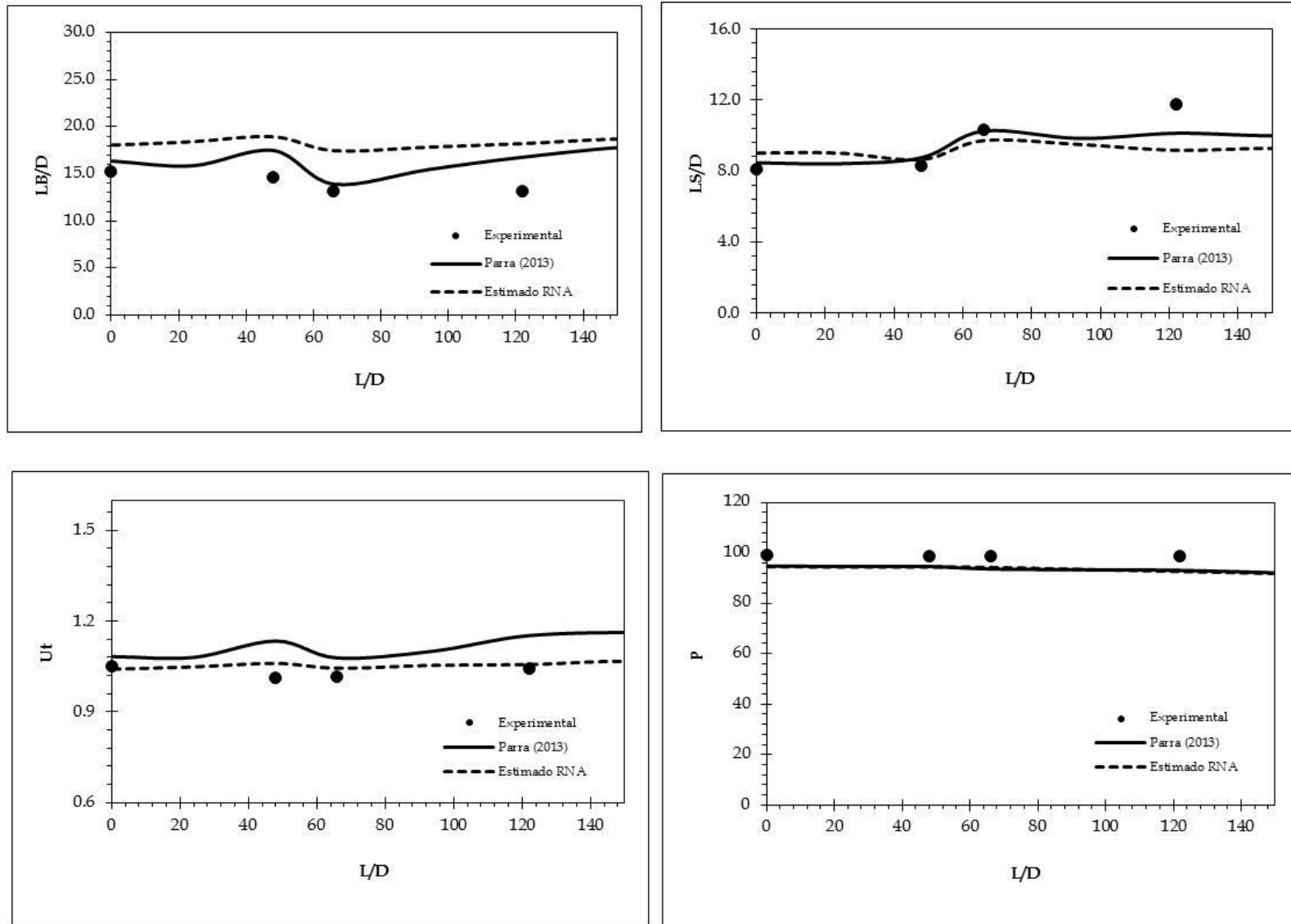


Figura 5-5 – Valores Médios -  $J_G = J_L = 0,5 \text{ m/s}$

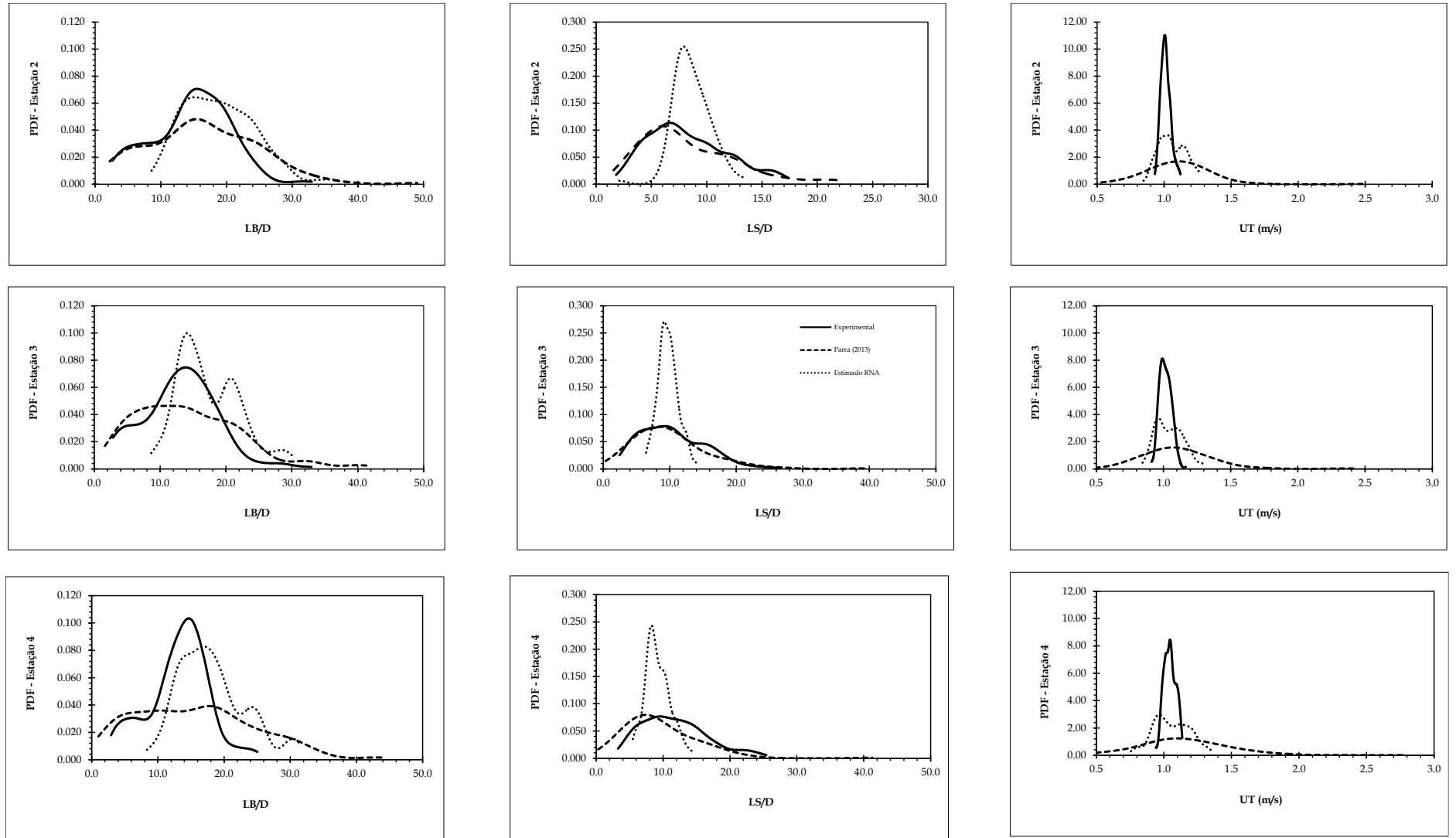


Figura 5-6 – Funções Densidade de Probabilidade -  $J_G = J_L = 0,5$  m/s

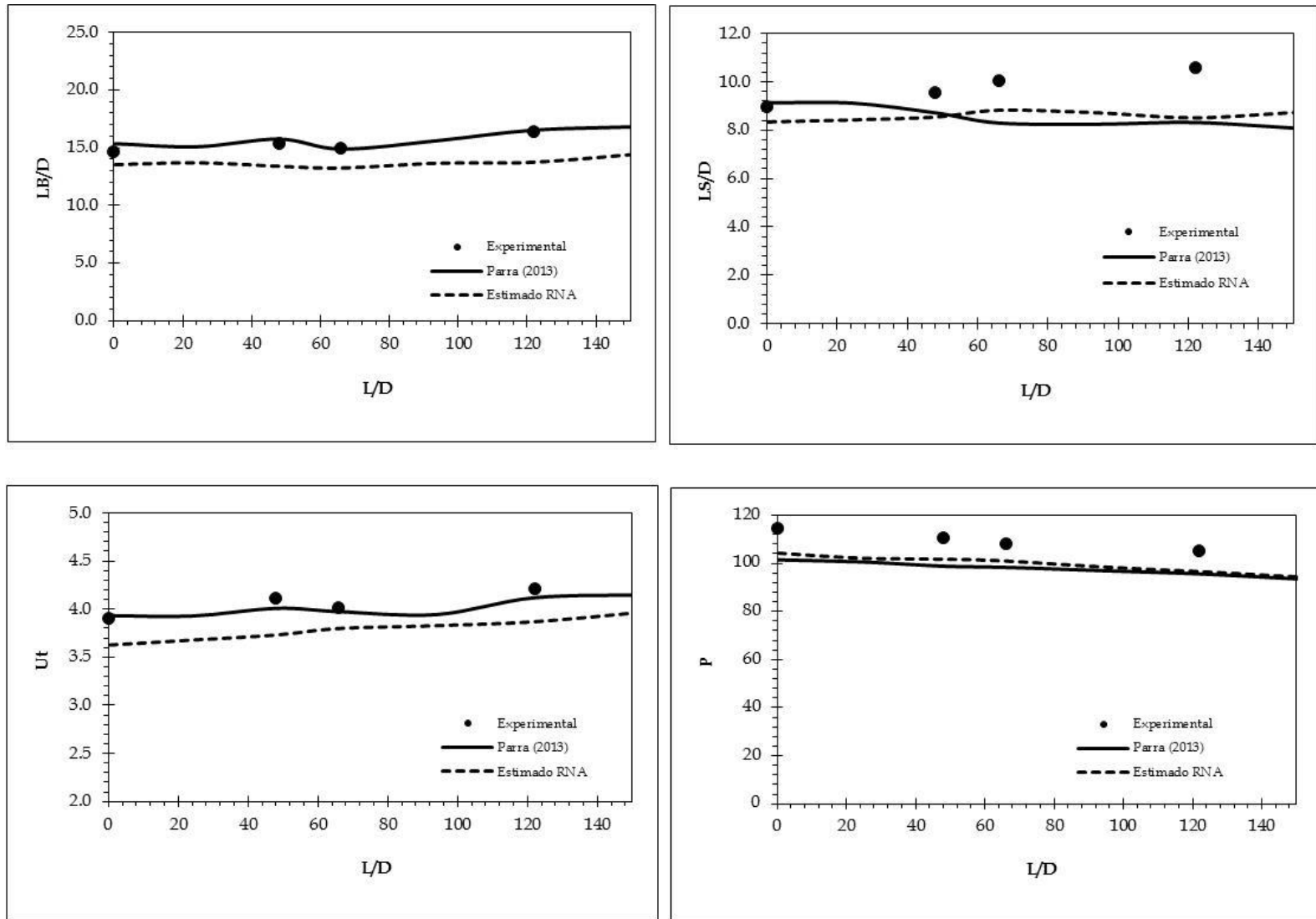


Figura 5-7 – Valores Médios -  $J_G = J_L = 2$  m/s



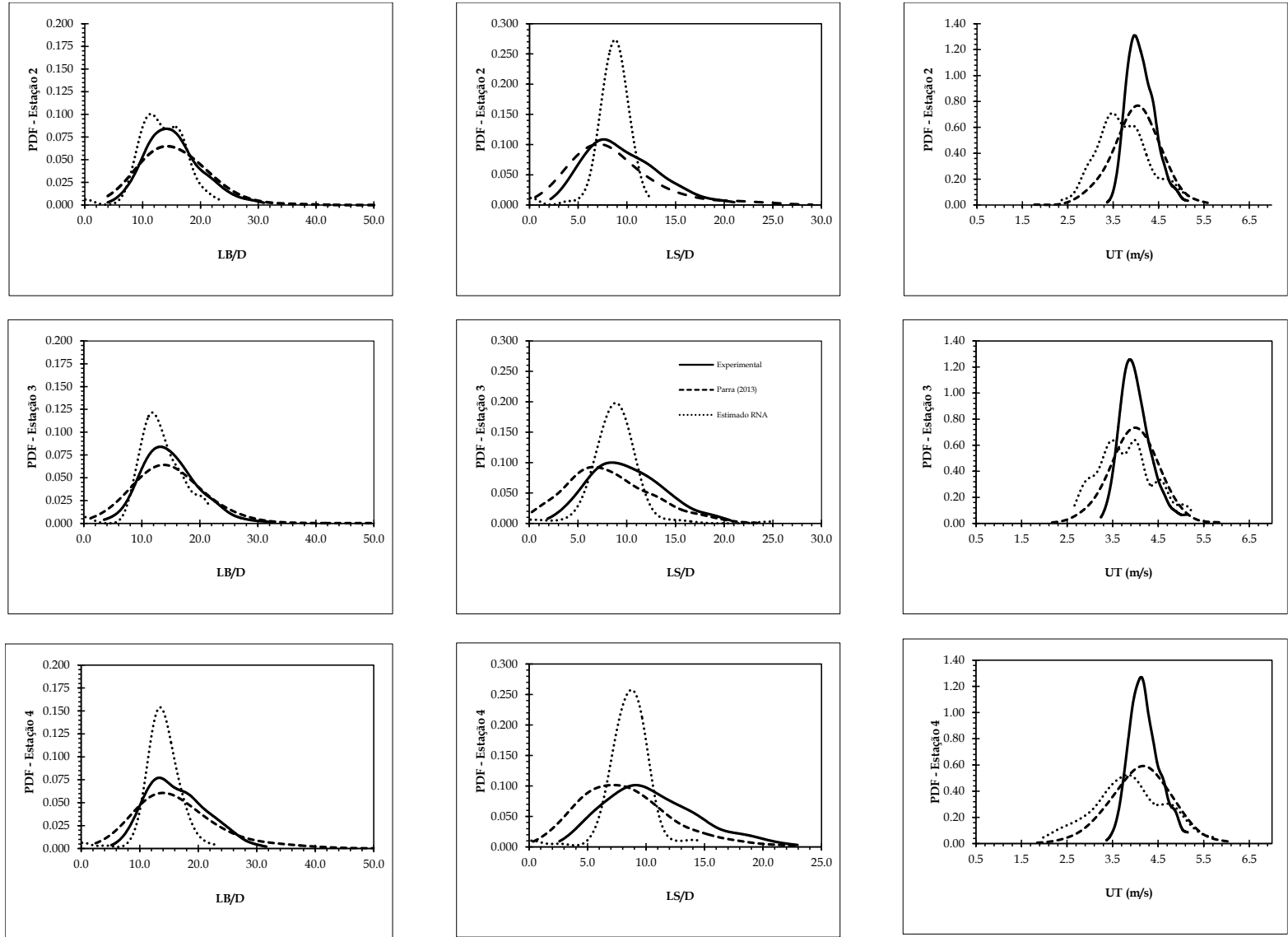
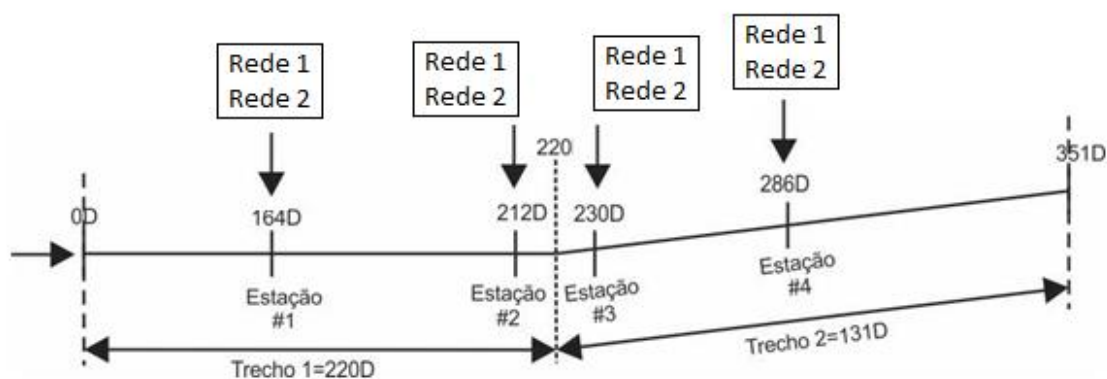


Figura 5-8 – Funções Densidade de Probabilidade -  $J_G = J_L = 2 \text{ m/s}$

Outra alternativa seria utilizar o modelo baseado em redes neurais não apenas para a obtenção das condições iniciais e sim para avaliar o escoamento bifásico em golfadas em vários pontos da tubulação. Na Figura 5-1 são mostrados quatro (04) pontos de medição experimental: Estação #1, Estação #2, Estação #3 e Estação #4. Pode-se aplicar a Rede 1 e Rede 2 em cada uma das estações de medidas e assim obter parâmetros característicos do escoamento em estudo em determinadas posições da tubulação, conforme mostrado Figura 5-9.



**Figura 5-9 – Ponto de monitoração via RNA**

**Fonte: Adaptado de Llantoy Parra (2013)**

Dessa forma, obtém-se os resultados, para o erro quadrático médio, apresentados na Tabela 5-2 para a Estação #1, na Tabela 5-5 para a Estação #2, na Tabela 5-6 para a Estação #3 e na Tabela 5-7 para a Estação #4.

Na Estação #1, para a Rede 1 e Rede 2 conseguiu-se inferir as variáveis desejadas com maior exatidão utilizando os conjuntos D3D1D2 para treinamento, validação e teste. Os resultados foram obtidos com erro quadrático médio de 0,00, 0,03 e 0,03, para a Rede 1 e, 0,02, 0,08 e 0,10, para a Rede 2, nas etapas de treinamento, validação e teste respectivamente.

Já na Estação #2, para a Rede 1 os melhores resultados foram obtidos utilizando os conjuntos D3D2D1 para treinamento, validação e teste. Os resultados foram obtidos com erro quadrático médio de 0,00, 0,01 e 0,14, para a Rede 1. E, para a Rede 2, utilizando os conjuntos D3D1D2 com erro quadrático médio de 0,00, 0,12 e 0,03, nas etapas de treinamento, validação e teste respectivamente.

**Tabela 5-5 – Erro Quadrático Médio – Estação #2**

Rede	Dados	Treinamento	Validação	Teste
1	D1D2D3	0,02	0,16	0,21
	D1D3D2	0,00	0,19	0,35
	D2D1D3	0,00	0,12	0,13
	D2D3D1	0,01	0,04	0,14
	D3D1D2	0,00	0,14	0,05
	D3D2D1	0,00	0,01	0,14
2	D1D2D3	0,01	0,17	0,29
	D1D3D2	0,01	0,29	0,33
	D2D1D3	0,00	0,13	0,06
	D2D3D1	0,00	0,04	0,16
	D3D1D2	0,00	0,12	0,03
	D3D2D1	0,00	0,09	0,17

Na Estação #3, para a Rede 1 a combinação dos conjuntos D3D2D1 para treinamento, validação e teste obtiveram melhores resultados. Os resultados foram obtidos com erro quadrático médio de 0,02, 0,03 e 0,03. Para a Rede 2, a combinação dos conjuntos D3D1D2 obtiveram os menores erros quadráticos médios de 0,01, 0,04 e 0,03, nas etapas de treinamento, validação e teste respectivamente.

**Tabela 5-6 – Erro Quadrático Médio – Estação #3**

Rede	Dados	Treinamento	Validação	Teste
1	D1D2D3	0,06	0,18	0,23
	D1D3D2	0,00	0,10	0,14
	D2D1D3	0,01	0,05	0,04
	D2D3D1	0,00	0,06	0,06
	D3D1D2	0,00	0,07	0,06
	D3D2D1	0,02	0,03	0,03
2	D1D2D3	0,03	0,07	0,14
	D1D3D2	0,00	0,16	0,11
	D2D1D3	0,01	0,23	0,14
	D2D3D1	0,00	0,13	0,15
	D3D1D2	0,01	0,04	0,03
	D3D2D1	0,02	0,07	0,07

Na Estação #4, para a Rede 1 conseguiu-se inferir as variáveis desejadas com melhores resultados utilizando os conjuntos D3D1D2 para treinamento, validação e teste. Os resultados foram obtidos com erro quadrático médio de 0,00, 0,03 e 0,04, nas etapas de treinamento, validação e teste, respectivamente. Já para a Rede 2,

utilizando os conjuntos D3D2D1 foram obtidos os erros quadráticos médios de 0,00, 0,03 e 0,02, nas etapas de treinamento, validação e teste, respectivamente.

**Tabela 5-7 – Erro Quadrático Médio – Estação #4**

Rede	Dados	Treinamento	Validação	Teste
1	D1D2D3	0,00	0,06	0,07
	D1D3D2	0,01	0,04	0,03
	D2D1D3	0,03	0,04	0,05
	D2D3D1	0,00	0,10	0,09
	D3D1D2	0,00	0,03	0,04
	D3D2D1	0,01	0,07	0,04
2	D1D2D3	0,01	0,06	0,09
	D1D3D2	0,01	0,09	0,09
	D2D1D3	0,01	0,01	0,05
	D2D3D1	0,00	0,04	0,05
	D3D1D2	0,01	0,04	0,04
	D3D2D1	0,00	0,03	0,02

Pelos resultados obtidos pode-se concluir que a inferência de parâmetros característicos do escoamento em golfadas via redes neurais artificiais é uma alternativa viável para obtenção das condições iniciais para simulação do escoamento em golfadas com uma leve mudança de direção. Além disso, também permite uma avaliação do comportamento do escoamento em determinados pontos da tubulação. Desta forma, a metodologia proposta e descrita no Capítulo 3 desta tese tem aplicação direta para auxiliar na solução dos modelos matemáticos para o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas.

Ressalta-se que melhores resultados poderiam ter sido obtidos a partir de uma base de dados com maior volume de pontos experimentais para a configuração da rede neural artificial.

## 5.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi proposta a utilização do modelo utilizando redes neurais artificiais para a predição de parâmetros que caracterizem o escoamento bifásico em golfadas a partir das séries temporais de fração de vazio obtidas por Llantoy Parra (2015). Foram realizadas simulações do escoamento bifásico em golfadas com leve

mudança de direção utilizando as variáveis inferidas pelas redes neurais artificiais. A metodologia proposta também foi aplicada em outros pontos da tubulação para avaliação do escoamento em estudo. No próximo capítulo, será feito o fechamento deste trabalho de tese, apresentando as conclusões finais e as perspectivas de continuação deste trabalho.

## 6 CONCLUSÕES

Neste trabalho foi proposta uma metodologia, utilizando redes neurais artificiais, para a obtenção de modelos de predição de parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico em golfadas, a partir das séries temporais de fração de vazio, obtidas por um par de sensores de malha de eletrodos. Os modelos obtidos permitem estimar as velocidades superficiais dos fluidos ( $J_G$  e  $J_L$ ), os comprimentos de pistões de líquido e bolhas de gás ( $L_S$  e  $L_B$ ), a velocidade da bolha alongada ( $V_B$ ) e os desvios padrões para estas variáveis.

Como metodologia de solução, foram propostas quatro arquiteturas de rede neural, variando-se os dados de entrada e os dados inferidos, com bons resultados de inferência dos parâmetros característicos do escoamento em golfadas. Os parâmetros inferidos pela rede neural fornecem informações que podem ser utilizadas para o desenvolvimento de modelos matemáticos aplicados a escoamentos bifásicos em golfadas. Apresentou-se também uma alternativa de solução híbrida, onde são levados em conta os dados experimentais e relações empíricas disponíveis na literatura.

Os resultados foram bastante promissores e indicam que a técnica das redes neurais pode ser utilizada como uma ferramenta de interpretação de dados de fenômenos experimentais complexos como o escoamento bifásico líquido-gás em golfadas. A metodologia proposta pode ser facilmente aplicada para dados de outros sensores de medidas, como por exemplo, sensores de raios gama, capacitivo, entre outros.

Para demonstrar a potencialidade da metodologia, apresentou-se sua utilização como uma ferramenta para o cálculo das condições iniciais para o modelo matemático do escoamento bifásico em golfadas, com leve mudança de inclinação, baseado no método de seguimento de pistões. Os resultados foram satisfatórios, mostrando que o modelo proposto é uma alternativa viável para a generalização das condições iniciais para simulação deste padrão de escoamento.

Com a utilização de modelos preditores generalistas, obtidos neste trabalho, ampliaram-se as metodologias para conhecimento de parâmetros relevantes do escoamento bifásico em golfadas. Os resultados obtidos fornecem subsídios ao

desenvolvimento de modelos físicos, como por exemplo, modelos de célula unitária (Dukler e Hubbard, 1975), modelo de mistura ou *Drift Flux* (Ishii e Hibiki, 2006) e modelo de seguimento de pistões (Rodrigues et al., 2010).

Além dos objetivos deste trabalho, os resultados satisfatórios encorajam novos desenvolvimentos tendo como base a aplicação de redes neurais artificiais a problemas relacionados a escoamentos bifásicos. Como continuidade deste estudo, sugere-se a sua aplicação e análise em outras bases de dados experimentais para escoamento bifásico líquido-gás em golfadas e também para outros padrões de escoamento. Obtendo assim, modelos mais completos que identifiquem o padrão de escoamento e forneçam parâmetros característicos para os padrões em estudo.

Assim, com modelos mais completos, pode ser desenvolvido um simulador computacional de um escoamento bifásico real que, primeiramente, faz a identificação do padrão de escoamento bifásico a partir de dados de uma planta experimental e, a seguir, infere parâmetros característicos do padrão de escoamento identificado, tais como: fração de vazio, velocidades das fases, volumes das bolhas de gás, tamanho do pistão de líquido, entre outros. O simulador pode ser desenvolvido utilizando técnicas de análise e processamento de sinais e imagens, além de computação numérica e mecânica dos fluidos. Como funcionalidades deste possível simulador, destacam-se o monitoramento, detecção, reconhecimento, caracterização e reconstrução numérica dos diversos comportamentos de um fluxo bifásico, bem próximos aos fenômenos reais que ocorrem em tubulações.

## 7 REFERÊNCIAS

AHMED, W.H. e ISMAIL, B. Innovative techniques for two-phase flow measurements, **Recent Patents in Electrical Engineering Journal**, Vol. 1, pp. 1-13, 2008.

ARUBI, T. I. M. e YEUNG, Hoi. Pattern recognition techniques for horizontal and vertically upward multiphase flow measurement, **7th International Symposium on Measurement Techniques for Multiphase Flows**, AIP Conf. Proc. 1428, pp. 373-381, 2012.

BAR, N., DAS, S. K. Gas-non-Newtonian liquid flow through horizontal pipe – gas holdup and pressure drop prediction using multilayer perceptron. **American Journal of Fluid Dynamics**, Vol. 2, pp: 7-16, 2012.

BARNEA, D., TAITEL, Y. A model for slug length distribution in gas-liquid slug flow. **International Journal of Multiphase Flow**, 19 (5): 829-838, 1993.

BENDIKSEN, K. An Experimental Investigation of the Motion of Long Bubbles in Inclined Tubes. **International Journal of Multiphase Flow**, 10(4), 467-483, 1984.

BISHOP, C. M. **Neural Networks for Pattern Recognition**. Clarendon Press, Oxford. 1995

BLANEY, S., YEUNG, H. Investigation of the exploitation of a fast-sampling single gamma densitometer and pattern recognition to resolve the superficial phase velocities and liquid phase water cut of vertically upward multiphase flows, **Flow Measurement and Instrumentation**, vol 19, pp 57–66, 2008.

BRATLAND, O. **Pipe Flow 2**, 2010. Disponível em: <http://www.drbratland.com/PipeFlow2/PipeFlow2Multi-phaseFlowAssurance.pdf>.

BRENNEN, C. E. **Fundamentals of Multiphase Flows**. Pasadena, California, EUA: Cambridge University Press, 2005.

CAI, S., TORAL, H., QIU, J., ARCHER, J.A. Neural network based objective flow regime identification in air–water two phase flow. **Can. J. Chem. Eng.** 72 (3), 440–445, 1994.



CARNEIRO, J. N. E.; FONSECA JR, R.; ORTEGA, A. J.; CHUCUYA, R. C.; NIECKELE, A. O.; AZEVEDO, L. F. A. Statistical characterization of two-phase slug flow in a horizontal pipe. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 33, n. SPE1, p. 251–258, 2011. SciELO Brasil.

CARPINTERO, E. **Experimental Investigation of Developing Plug and Slug Flows**, 2009. Tese. Technische Universität München. Disponível em: < <https://mediatum.ub.tum.de/doc/738028/738028.pdf> >.

CASTILLO, F. E. **Caracterização Experimental do Escoamento Intermitente Líquido-Gás em Tubulações Horizontais**, 2013, Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica e de Materiais, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 140 p.

CASTILLO, F. E.; SCHNEIDER, F. A.; COZIN, C.; BARBUTO, F. A.; DA SILVA, M. J.; MORALES, R. E. M. An Experimental Characterization of Horizontal Gas-Liquid Slug Flow. **ASME 2015 International Mechanical Engineering Congress and Exposition**, 2015, Houston. Volume 7B: Fluids Engineering Systems and Technologies. p. V07BT09A020, 2015.

CHUNGUO, J. QIUGUO, B. Flow Regime identification of gas/liquid two-phase flow in vertical pipe using RBF neural networks. **Chinese Control and Decision Conference**, 2009.

DA SILVA, M.J., SCHLEICHER, E., HAMPEL, U. Capacitance wire-mesh sensor for fast measurement of phase fraction distributions. **Measurement Science and Technology**, Vol. 18, pp. 2245-2251, 2007.

DA SILVA, M. J. Impedance Sensors for Fast Multiphase Flow Measurement and Imaging. (G. Gerlach, Ed.) **Elektrotechnik Und Informationstechnik**, TUDpress, 2008. Disponível em: < <http://www.qucosa.de/fileadmin/data/qucosa/documents/488/1228836406821-3167.pdf> >.

DA SILVA, I. N., SPATTI, D. H., FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências sociais aplicadas**. São Paulo/SP: Artliber, 2010.

DASARI, A., DESAMALA, A.B., DASMAHAPATRA, A. K., MANDAL, T. K. Experimental studies and probabilistic neural network prediction on flow pattern of viscous oil–water flow through a circular horizontal pipe. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, Vol. 52, 7975-7985, 2013.

DOS SANTOS, E.N., MORALES, R.E.M., DA SILVA, M.J. Advanced image processing of wire-mesh sensor data for two-phase flow investigation. **IEEE Latin America Transactions**, vol. 13, n. 7, 2015.

DONGZHI, Z., BOKAI, X., TAO, F. Measurement for water content in oil-water two phase flow based on novel hybrid intelligent prediction model. **Proceedings of the 26th Chinese Control Conference**, Zhangjiajie, Hunan, China, July 26-31, 2007.

DUDA, R. O., HART, P. E., STORK, D. G. **Pattern Classification**. Hardcover. Third Edition. 2000.

DUKLER, A. E., HUBBARD, M. G. A model for gas-liquid slug flow in horizontal and near horizontal tubes. **Industrial & Engineering Chemistry Fundamentals**, 14 (4), 337-347, 1975.

EL-SEBAKHY, E. A. Flow regimes identification and liquid-holdup prediction in horizontal multiphase flow based on neuro-fuzzy inference systems, **Mathematics and Computers in Simulation**, 2010.

FALCONE, G.; HEWITT, G. F.; ALIMONTI, C. **Multiphase Flow Metering: Principles and Applications**. Elsevier Science, 2009.

FAN, S., YAN, T., Two-phase air-water slug flow measurement in horizontal pipe using conductance probes and neural network, **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, vol. 63 n. 2, 2014.

FERNANDES, R. C., SEMIAT, R., DUKLER, A. E. Hydrodynamic model for gas-liquid slug flow in vertical tubes. **AIChE Journal**, Vol. 29, No. 6, pp. 981-989, 1983.

FRANKLIN, E. M., ROSA, E. S. Dynamic slug tracking model for horizontal gas-liquid flow. **Proceedings of the 3rd International Symposium on Two-phase Flow Modelling and Experimentation**, Pisa, 2004.

GENG Y., ZHENG J., SHI G. Measurement of two-phase flow rate based on slotted orifice couple and neural network ensemble **IEEE International Conference on Information Acquisition**, Weihai, Shandong, China, August 20 - 23, 2006.

GRENIER P., Evolution des longueurs de bouchons en écoulement intermittent horizontal. Toulouse: Institut de Mécanique des Fluides de Toulouse, **Institut National Polytechnique de Toulouse**, 193p. Tese (Doutorado), 1997.

GUEVARA-LÓPEZ, E., SANJUAN-GALINDO, R., CÓRDOVA-AGUILAR, M.S., CORKIDI, G., ASCANIO, G., e GALINDO, E. High-speed visualization of multiphase dispersions in a mixing tank, **Chemical Engineering Research and Design**, Vol. 86, pp. 1382-1387, 2008.

GUO, L., ZHANG, S., CHEN, Y., Identification of boiling two-phase flow patterns in water wall tube based on BP neural network. **International Conference on Electrical and Control Engineering**, 2010.

HAN, J., DONG, F., XU, Y. Gas/liquid two-phase flow regime recognition based on adaptive wavelet-based neural network. **Fourth International Conference on Natural Computation**, 2008.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e prática**. Porto Alegre, RS: Bookman, 2001.

HERNANDEZ, L., JULIÁ, J. E., OZAR, B., HIBIKI, T., ISHII, M., Flow regime identification in boiling two-phase flow in a vertical annulus. **7<sup>th</sup> International Conference on Multiphase Flow**, ICMF 2010, USA, 2010.

HERVIEU, E., JOUET, E., DESBAT, L. Development and validation of an x-ray tomography for two-phase flow, **Annals of the New York Academy of Sciences**, Vol. 972 pp. 87–94, 2002.

ISHII, M., HIBIKI, T. **Thermo-Fluid Dynamic of Two-Phase Flow**. Springer, 2006.

JANG, S., SUN, C., MIZUTANI, C. **Neuro-fuzzy and Soft Computing**, Prentice Hall, 1997.

JONES, O.C., ZUBER, N. The interrelation between void fraction fluctuations and flow patterns in two-phase flow. **Int. J. Multiphase Flow** 2, 273–306, 1975.

KING, M. J. S., HALE, C. P., LAWRENCE, C. J., HEWITT, G. F., Characteristics of Flowrate Transients in Slug Flow, **Int. J. Multiphase Flow**, v. 24, p. 825-854, 1998.

KOHONEN, T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. **Biological Cybernetics**, No. 43, pp. 59–69, 1982.

LI, H., ZHOU, Z. e HU, C. Measurement and evaluation of two-phase flow parameters. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**. No. 41, pp. 298-303, 1992.

LIU, Y., ZHANG, S. Local flow regime identification for boiling two-phase flow by BP neural networks approach. **Sixth International Conference on Natural Computation**, 2010.

LLANTOY PARRA, V. E., Escoamento bifásico líquido-gás em golfadas com leve mudança de direção, **Dissertação (Mestrado em Engenharia) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica e de Materiais**, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 150p, 2013.

LLANTOY PARRA, V. E.; RUEDA, S.A. J.; ALVES, R. F.; COZIN, C; BARBUTO, F. A. A.; SCHNEIDER, F. A.; SILVA, M. J.; MORALES, R. E. M. Numerical and experimental analysis of gas-liquid slug flow with slight direction changes. **IV Journeys in Multiphase Flows**, Campinas, 2015.

MANDHANE, J. M., GREGORY, G. A. and AZIZ, K., A Flow pattern map for gas-liquid flow in horizontal pipes, **International Journal of Multiphase Flow**, vol 1, 537-553, 1974.

MEHTA, H. B., PUJARA, M. P., BANERJEE, J. Prediction of two phase flow using artificial neural network. **International Conference on Chemical and Environmental Engineering**, Johannesburg, April 15-16,2013.

MERIBOUT, M., AL-RAWAHI, N. Z., AL-NAAMANY, A. M., AL-BIMANI, A., AL-BUSAIDI, K., MERIBOUT, A., A Multisensor Intelligent Device for Real-Time Multiphase Flow Metering in Oil Fields, **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, vol 59, no. 6, 2010.

MI, Y., ISHII, M., TSOUKALAS, L.H. Vertical two-phase flow identification using advanced instrumentation and neural networks, **Nuclear Engineering and Design**, 184 (1998) 409–420, 1998.

NYDAL, O. J., BANERJEE, S., Object oriented dynamic simulation of slug flow, **Proceedings of the 2nd International Conference Multiphase Flow**, Kyoto, vol. 2, pp. IF2\_7-14, 1995.

NYDAL, O. J.; PINTUS, S.; ANDREUSSI, P. Statistical characterization of slug flow in horizontal pipes. **International Journal of Multiphase Flow**, v. 18, n. 3, p. 439–453, 1992.

PACHAS N., A.; PEREA M., C.; MORALES, R. E. M.; COZIN, C.; ROSA, E. E.; MAZZA, R. A. Numerical Simulation of Gas-Liquid Slug Flow Along Vertical Pipes Using the Slug Tracking Model. **ASMEJSMEKSME 2011 Joint Fluids Engineering Conference**, 2011, Hamamatsu. ASME-JSME-KSME 2011 Joint Fluids Engineering Conference: Volume 1, Symposia - Parts A, B, C, and D. p. 2637-10.

PRASSER, H. M.; BÖTTGER, A.; ZSCHAU, J. A new electrode-mesh tomography for gas-liquid flows. **Flow Measurement and Instrumentation**, v. 9, p. 111–119, 1998.

RODRIGUES, H. T.; MORALES, R. E. M.; MAZZA, R. A. Modelagem e simulação do escoamento bifásico no padrão de golfadas na horizontal e vertical através de um modelo numérico de slug tracking. **Boletim Técnico da Produção de Petróleo**, v. 4, p. 118-138, 2010.

ROSA, E. S., SALGADO, R.M., OHISHI, T., MASTELARI, N. Performance comparison of artificial neural networks and expert systems applied to flow pattern identification in vertical ascendant gas–liquid flows, **International Journal of Multiphase Flow**, 2010.

ROSA, E. S., MAZZA, R. A., MORALES, R. E., RODRIGUES, H. T., COZIN, C. Analysis of slug tracking model for gas-liquid flows in a pipe. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 1, p. 1, 2015.

SHABAN, H., TAVOULARIS, S. The wire-mesh sensor as a two-phase flow meter. **Measurement Science and Technology**, vol. 26, 2015.

SCHULKES, R. Slug frequencies revisited. **BHR Group Multiphase flow**. 2011.

SHEMER, L., Hydrodynamic and statistical parameters of slug flow, **International Journal of Heat and Fluid Flow**, v. 24, n. 3, p. 334–344, 2003.

SHOHAM, O. **Mechanistic modeling of gas-liquid two-phase flow in pipes**. 1<sup>a</sup> ed. Texas-USA: Society of Petroleum Engineers, 2006.

SUN, B., WANG, H. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on distance evaluation. **Sixth International Conference on Natural Computation**, 2010.

SUN, T., ZHANG, H., HU, C. Identification of gas-liquid two-phase flow regime and quality. **Proceedings IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference**, pp. 1471-1474, 2002.

TAITEL, Y., DUKLER, A.E. A model for predicting flow regime transitions in horizontal and near horizontal gas-liquid flow, **AIChE Journal**, No. 22, pp. 47-55, 1976.

TAITEL, Y., BARNEA, D., DUKLER, A. E., Modelling flow pattern transitions for steady upward gas-liquid flow in vertical tubes, **AIChE Journal**, vol 26, 345-354, 1980.

TAITEL, Y., BARNEA, D. A consistent approach for calculating pressure drop in inclined slug flow. **Chemical Engineering Science**, 45(5), 199-1206, 1990.

TAITEL, Y., BARNEA, D. Slug Tracking model for hilly terrain pipelines, **SPE Journal**, Vol. 5, p.102-109, 2000.

TAMBOURATZIS, T., PAZSIT, I. General Regression Artificial Neural Networks for Two-Phase Flow Regime Identification. **Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks**, Atlanta, Georgia, USA, June 14-19, 2009.

THAKER, J., BANERJEE, J. On intermittent flow characteristics of gas-liquid two-phase flow. **Nuclear Engineering and Design**, 2016. (Article in press).

TIMUNG, S., MANDAL, T. K. Prediction of flow pattern of gas-liquid flow through circular micro channel using probabilistic neural network. **Applied Soft Computing**. Vol. 13, 1674–1685, 2013.

TORAL, H., DARWICH, T. Method and Apparatus for the Measurement of Gas/Liquid flow, **United States Patent**, 5051922.

UJANG, P. M., LAWRENCE, C. J., HEWITT, G. F. Conservative incompressible slug tracking model for gas-liquid flow in a pipe, **Proceedings of the 5th BHRG North American Conference on Multiphase Technology**, Banff, Canada, 2006.

VAN HOUT, R., BARNEA, D., SHEMER, L., Evolution of statistical parameters of gas-liquid slug flow along vertical pipes, **International Journal of Multiphase Flow** , V. 27, 1579-1602, 2001.

WALLIS, G. B. **One-Dimensional Two-Phase Flow**. New York: McGraw-Hill Book Comp., 1969.

XIE, T., GHIASASIAAN, S.M., KARRILA, S. Flow regime identification in gas-liquid-pulp fiber flow based on pressure fluctuations using ANN. **Ind. Eng. Chem. Res.** 42, 7014-7024, 2003.

YAN, R., MYLVAGANAM, S. Neuro-fuzzy methods for slug detection and control in multi-phase flow based on differential pressure and electrical capacitance tomometry (ECTm). **IEEE Conference on Control, Systems and Industrial Informatics**. Bandung, Indonesia, September 23-26, 2012.

ZHENG, G., BRILL, J. P., TAITEL, Y. Slug flow behavior in a hilly terrain pipeline, **International Journal of Multiphase Flow**, Vol. 20, No. 1, pp. 63-79, 1994.

## APÊNDICE A – MODELO MATEMÁTICO PARA O ESCOAMENTO BIFÁSICO LÍQUIDO-GÁS COM UMA LEVE MUDANÇA DE DIREÇÃO

Llantoy Parra (2013) apresentou um estudo numérico e experimental do escoamento bifásico líquido-gás no padrão em golfadas com uma leve mudança de direção. O autor realizou uma análise das influências desta mudança de direção da tubulação nos parâmetros característicos do escoamento bifásico em golfadas como comprimento da bolha alongada, comprimento do pistão de líquido, velocidade da bolha alongada, fração de gás na região da bolha alongada e frequência de passagem das células unitárias.

Por conveniência, apresenta-se na Tabela A1 e na Tabela A2 a nomenclatura de Llantoy Parra (2013) para o modelo matemático e discretização numérica.

**Tabela A1 – Nomenclatura – Llantoy Parra (2013)**

Símbolo	Descrição	Unidade
$A$	Ângulo da seção transversal	[m <sup>2</sup> ]
$C$	Coeficiente de atrito	-
$C_0$	Coeficiente de velocidade da bolha	-
$C_\infty$	Coeficiente de velocidade da bolha	-
$D$	Diâmetro do tubo	[m]
$Eu$	Número de Eötvös	-
$Fr$	Número de Froude	-
$f$	Fator de atrito	-
$g$	Aceleração da gravidade	[m/s <sup>2</sup> ]
$H$	Fator de pressão	[m]
$h$	Fator de esteira	-
$j$	Velocidade superficial	[m/s]
$L$	Comprimento	[m]
$\dot{m}$	Vazão mássica	[Kg/s]
$P$	Pressão	[Pa]
Re	Número de Reynolds	-



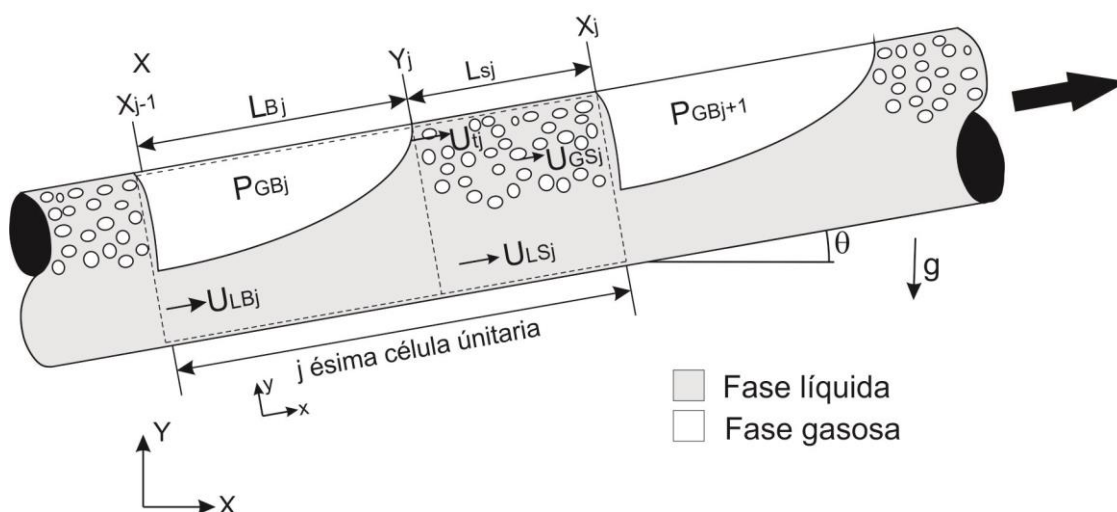
$S$	Perímetro molhado	[m]
$t$	Tempo	[s]
$U$	Velocidade	[m/s]
$x$	Posição da frente do pistão	[m]
$y$	Posição da frente da bolha	[m]
$z$	Direção axial	[m]
$\theta$	Ângulo de inclinação do duto	-
$\alpha$	Fator de relaxação	-
$\mu$	Viscosidade	[Pa.s]
$\phi$	Ângulo interno do perímetro molhado de líquido	-
$\rho$	Massa específica	[Kg/m <sup>3</sup> ]
$\sigma$	Tensão superficial	[N/m]
$\tau$	Tensão de cisalhamento	[Pa]
$\forall$	Volume de líquido	[m <sup>3</sup> ]

**Tabela A2 – Subscritos – Llantoy Parra (2013)**

Símbolo	Descrição
$B$	Região da bolha
$G$	Gás
$GB$	Gás na região da bolha alongada
$GS$	Gás no pistão de líquido
$f$	Filme
$j$	j-ésima célula unitária
$I$	Interface
$L$	Líquido
$LS$	Líquido no pistão
$LB$	Líquido na região da bolha (filme de líquido)
$T$	Translação
$S$	Região do pistão

## MODELO MATEMÁTICO DE SEGUIMENTO DE PISTÕES PARA ESCOAMENTOS BIFÁSICOS EM GOLFADAS COM LEVE MUDANÇA DE DIREÇÃO

O modelo matemático apresentado por Llantoy Parra (2013) baseia-se no conceito da célula unitária proposto por Wallis (1969). Nele, aplicam-se balanços de massa e de quantidade de movimento nas formas integrais aos volumes de controle nas regiões do pistão de líquido, da bolha alongada e do filme de líquido em um duto com uma leve inclinação em relação à horizontal. Este modelo utiliza uma abordagem lagrangeana e considera as seguintes hipóteses para a simplificação das equações: escoamento unidimensional em regime transitório, isotérmico, fluidos newtonianos, gás compressível, líquido incompressível e pressão constante ao longo da bolha alongada.



**Figura A1 – Parâmetros da Célula Unitária**  
**Fonte: Llantoy Parra (2013)**

Na Figura A1 é apresentado o volume de controle que envolve a  $j$ -ésima célula unitária, onde  $x_j$  e  $y_j$  são as posições da frente do pistão e da frente da bolha, respectivamente. O comprimento do pistão de líquido  $j$  é  $L_{Sj}$ , o comprimento da bolha é  $L_{Bj}$ , a pressão no interior do gás é  $P_{GBj}$ .  $U_{LSj}$  e  $U_{GSj}$  são as velocidades médias do líquido e do gás, respectivamente, no pistão  $j$ ,  $U_{GBj}$  é a velocidade média do líquido no filme,  $U_{Tj}$  é a velocidade da translação da bolha e  $\theta$  é o ângulo de inclinação do tubo com a horizontal. Durante o processo de simulação do escoamento bifásico em

golfadas são monitoradas, a cada passo de tempo, todas as variáveis que caracterizam a célula unitária.

### *Balanço de Massa*

O balanço de massa é aplicado a todas as regiões da célula unitária para as fases de líquido e gás. O acoplamento dessas equações resulta numa equação de balanço de massa na célula unitária  $j$  apresentada na Eq. (A.1).

$$U_{LSj} - U_{LSj-1} = \frac{dP_{GBj}}{dt} \left[ L_{Bj} \frac{(1-R_{LBj})}{P_{GBj}} + \frac{L_{Sj}(1-R_{LSj})}{2 P_{GBj}} + \frac{L_{SJ-1}(1-R_{LSj-1})}{2 P_{GBj-1}} \right] + \left( \frac{1-R_{LSj}}{R_{LSj}} \right) U_{DSj} - \left( \frac{1-R_{LSj-1}}{R_{LSj-1}} \right) U_{DSj-1}, \quad (A.1)$$

onde  $U_{DSj}$  é a velocidade de elevação das bolhas em um meio estagnado,  $U_{LS}$  é a velocidade do líquido no pistão,  $R_{LSj}$  e  $R_{LBj}$  são as frações de líquido na região do pistão e da bolha alongada,  $L_{Sj}$  e  $L_{Bj}$  são respectivamente os comprimentos dos pistões e das bolhas e  $P_{GB}$  é a pressão de gás na bolha.

A Eq. (A.1) relaciona as velocidades do líquido nos pistões adjacentes à expansão do gás da bolha entre os pistões (primeiro termo do lado direito) e à diferença de velocidade das bolhas dispersas nos pistões de líquido da  $j$ -ésima célula e a anterior (segundo e terceiro termos).

### *Balanço da Quantidade de Movimento*

O balanço da quantidade de movimento é também aplicado a todas as regiões líquidas da célula unitária - pistão e filme líquido – e obtém-se:

$$\begin{aligned}
P_{GBj} - P_{GBj+1} = & \frac{\tau_{LBj+1} S_{LBj+1} L_{Bj+1} + \tau_{LSj} \pi D L_{Sj}}{A} + \\
& + \left( R_{LSj} L_{Sj} + R_{LBj+1} L_{Bj+1} \right) \rho_L g \sin \theta + \\
& + \rho_L \left\{ L_{Sj} R_{LSj} \frac{dU_{LSj}}{dt} + L_{Sj} \frac{dR_{LSj}}{dt} \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{dx_j}{dt} + \frac{dy_j}{dt} \right) - L_{Sj} U_{LSj} \right] \right\},
\end{aligned} \tag{A.2}$$

onde  $\tau_{LBj+1}$  e  $\tau_{LSj}$  são a tensão do cisalhamento da região da bolha alongada e da região do pistão,  $S_{LBj+1}$  é o perímetro molhado na região da bolha,  $\theta$  é o ângulo de inclinação do duto em relação à horizontal,  $A$  é a área da seção transversal do tubo,  $\rho_L$  é a massa específica de líquido  $x$  e  $y$  são as posições referentes às frentes dos pistões e das bolhas, respectivamente.

A Eq. (A.2) mostra que a diferença de pressões do gás no interior de duas bolhas de gás consecutivas é devida às forças de atrito que atuam na parede do pistão e o filme de líquido (primeiro termo do lado direito), à ação da gravidade apresentada pelo segundo termo e à aceleração do pistão de líquido apresentada pelo terceiro termo.

### Equações Auxiliares

Para o cálculo da tensão do cisalhamento da região da bolha alongada e da região do pistão ( $\tau_{LBj+1}$  e  $\tau_{LSj}$ ), do perímetro molhado na região da bolha ( $S_{LBj+1}$ ) e da velocidade da frente do pistão de líquido  $\left( \frac{dx_j}{dt} \right)$  são necessárias equações auxiliares apresentadas na Tabela A3.

**Tabela A3 – Relações Auxiliares**

Variável	Expressão
$\tau_{LBj+1}$	$\tau_{LBj+1} = C_{LBj+1} \rho_L \frac{U_{LBj+1}^2}{2}$ onde:

	$C_{LBj} = \begin{cases} \frac{16}{Re_{LBj}}, & \text{se } Re_{LBj} < 1000 \\ 0,079 \\ \frac{0,079}{Re_{LBj}^{0,25}}, & \text{se } Re_{LBj} > 1000 \end{cases} \quad e \quad Re_{LBj} = \frac{\rho_L U_{LBj} D_{Hj}}{\mu_L} \quad e$ $D_{Hj} = 4 \frac{R_{LBj} A}{S_{LB}} = \frac{R_{LBj} D^2 \pi}{S_{LBj}}$
$\tau_{LSj}$	$\tau_{LSj} = C_{LSj} \frac{\rho_L U_{LSj}^2}{2} \quad \text{onde:}$ $C_{LSj} = \begin{cases} \frac{16}{Re_{LSj}}, & \text{se } Re_{LSj} < 1000 \\ 0,079 \\ \frac{0,079}{Re_{LSj}^{0,25}}, & \text{se } Re_{LSj} > 1000 \end{cases}, \quad Re_{LSj} = \frac{\rho_L U_{LSj} D_{Hj}}{\mu_L} \quad e$ $D_{Hj} = 4 \frac{R_{LBj} A}{S_{LB}} = \frac{R_{LBj} D^2 \pi}{S_{LBj}}$
$S_{LBj+1}$	$\frac{S_{LBj}}{\pi D} = \begin{cases} 1, & \text{se } \theta \sim 90^\circ \\ 0,5269 R_{LBj} + 0,2365, & \text{se } \theta \sim 0^\circ \end{cases}$
$\frac{dx_j}{dt}$	$\frac{dx_{j-1}}{dt} = \frac{(R_{GBj} - R_{GSj}) \frac{dy_j}{dt} - \frac{L_{Sj}}{2} \frac{dR_{LSj}}{dt} - \frac{L_{Sj-1}}{2} \frac{dR_{LSj-1}}{dt}}{R_{GBj} - R_{GBj-1}} +$ $\frac{\frac{dP_{GBj}}{dt} \left( \frac{L_{Bj} R_{GBj}}{P_{GBj}} + \frac{L_{Sj} R_{GSj}}{2P_{GBj}} + \frac{L_{Sj-1} R_{GSj-1}}{2P_{GBj-1}} \right) + R_{GSj} U_{GSj} - R_{GSj-1} U_{GSj-1}}{R_{GBj} - R_{GBj-1}}$

A velocidade da frente da bolha alongada,  $\frac{dy_j}{dt}$ , é calculada por:

$$\frac{dy_j}{dt} = U_{Tj} = (C_0 J + C_\infty \sqrt{gD})(1 + h), \quad (\text{A.3})$$

onde  $g$  é a aceleração da gravidade,  $D$  é o diâmetro da tubulação,  $C_0$  e  $C_\infty$  são constantes e  $h$  é o fator de esteira. A constante  $C_0$  quantifica a influência da velocidade da mistura bifásica e  $C_\infty$  é relacionada à velocidade que uma bolha teria se o líquido à sua frente estivesse estagnado. As constantes  $C_0$  e  $C_\infty$  foram propostas por Bendiksen (1984) e são apresentadas na Tabela A4.

**Tabela A4 – Coeficientes para o cálculo da Velocidade Translacional da Bolha**

Número de Reynolds	Número de Froude	$C_0$	$C_\infty$
$Re \geq 2000$	$Fr \geq 3,5$	1,2	$\frac{0,345}{(1 + 3805 / Eo^{3,06})^{0,58}} \text{sen}(\theta)$
	$Fr < 3,5$	$1 + 0,2 \text{sen}^2(\theta)$	$\left(0,542 - \frac{1,76}{Eo^{0,56}}\right) \cos(\theta) + \frac{0,345}{(1 + 3805 / Eo^{3,06})^{0,58}} \text{sen}(\theta)$
$Re < 2000$		2,0	$\left(0,542 - \frac{1,76}{Eo^{0,56}}\right) \cos(\theta) + \frac{0,345}{(1 + 3805 / Eo^{3,06})^{0,58}} \text{sen}(\theta)$

Na Tabela A5 são apresentadas as relações para determinar os números de Eötvös, Froude e Reynolds. O número de Eötvös ( $Eo$ ) é a relação entre as forças gravitacionais e a tensão superficial de líquido; o número de Froude ( $Fr$ ) é a relação entre as forças de inércia e gravitacionais e o número de Reynolds ( $Re$ ) é a relação entre as forças inerciais e viscosas.

**Tabela A5 – Números Adimensionais**

Número de Eötvös	Número de Froude	Número de Reynolds
$Eo = \frac{(\rho_L - \rho_G) g D^2}{\sigma}$	$Fr = \frac{J_G + J_L}{\sqrt{gD}}$	$Re = \frac{\rho_L D (J_G + J_L)}{\mu_L}$

O fator de esteira é calculado a partir da expressão:

$$k_J = a_w \exp\left(-b_w \frac{L_S}{D}\right), \quad (\text{A.4})$$

onde  $a_w$  e  $b_w$  são constantes obtidas experimentalmente. Para escoamentos com pistões de líquidos relativamente grandes os efeitos da esteira na velocidade da bolha são pequenos. Por outro lado, para escoamentos com pistões de líquidos pequenos o efeito da esteira incrementa a velocidade da bolha provocando a coalescência entre bolhas.

### *Mudança de Direção*

Em seu modelo, Llantoy Parra (2013) deu ênfase à captura dos efeitos produzidos pela variação do ângulo de inclinação nos principais parâmetros do escoamento bifásico. Dentre os efeitos produzidos pela mudança de direção tem-se o efeito gravitacional, o efeito geométrico e acúmulo de líquido na região do cotovelo. A seguir, descrevem-se resumidamente esses efeitos.

**Efeito Gravitacional:** A queda de pressão gravitacional depende da aceleração da gravidade, do comprimento da bolha de gás e do pistão de líquido, do ângulo de inclinação do trecho, das frações de líquido no pistão e na bolha alongada e da massa específica do líquido, e é expressa por:

$$\Delta PG_j = \left( R_{LSj} L_{Sj} + R_{LBj+1} L_{Bj+1} \right) \rho_L g \text{ sen}\theta \quad (\text{A.5})$$

Nesse sentido, enquanto a bolha alongada estiver passando pela região do cotovelo, todo o comprimento da bolha contribuirá para a queda da pressão gravitacional com a inclinação do trecho seguinte. Situação similar ocorrerá durante a passagem do pistão, porém de forma inversa. Se o pistão estivesse passando pela região do cotovelo todo seu comprimento contribuiria para a queda da pressão gravitacional com a inclinação do trecho anterior. As frações dos comprimentos do pistão e da bolha alongada que passaram do trecho horizontal para o trecho inclinado ascendente sofrem os efeitos da gravidade. Por outro lado, ainda restam frações do pistão e da bolha alongada que escoam no trecho horizontal, frações estas que não sofrem efeitos gravitacionais. Dessa maneira, de acordo com a equação para a queda da pressão gravitacional apresentada pela Eq.(A.5), os comprimentos das frações dos pistões e bolha alongada variam de zero até o comprimento total do pistão.

Com esta descrição da passagem dos comprimentos da bolha alongada e do pistão pela região do cotovelo, a equação da queda de pressão é modificada considerando-se os efeitos gravitacionais produzidos pela mudança de trecho.

$$\begin{aligned} \Delta PG_j = & \rho_L g R_{LSj} \left( L_{S1j} \text{sen}(\theta_1) + L_{S2j} \text{sen}(\theta_2) \right) + \\ & + \rho_L g R_{LBj+1} \left( L_{B1j+1} \text{sen}(\theta_1) + L_{B2j+1} \text{sen}(\theta_2) \right), \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

onde os subscritos 1 e 2 representam, respectivamente, os parâmetros do primeiro e segundo trecho (antes e depois do cotovelo).

**Efeito Geométrico:** De uma forma geral, o escoamento bifásico líquido-gás no padrão de golfadas sofre mudanças na geometria da bolha quando esta transita de um trecho para outro. Ao passar por um cotovelo, essa mudança de inclinação faz com que o comprimento da bolha aumente e a fração de vazio da bolha alongada varie. As mudanças do comprimento da bolha alongada  $L_B$  e da fração de líquido  $R_{LB}$  são calculadas a partir do modelo de bolha desenvolvido por Taitel e Barnea (1990). O modelo de bolha é obtido a partir de um balanço de massa e quantidade de movimento em uma célula unitária.

**Acúmulo de Líquido:** O acúmulo de líquido na região do cotovelo produz-se quando a bolha alongada atravessa de um trecho para outro. Quando o líquido acumulado no cotovelo é suficiente para bloquear a passagem de gás, um novo pistão é gerado no cotovelo e a bolha alongada é dividida em duas; caso contrário o líquido acumulado será capturado pelo pistão de líquido precedente ( $j-1$ ) incorporando esse líquido acumulado quando atravessar o cotovelo.

#### MODELO NUMÉRICO DE SEGUIMENTO DE PISTÕES PARA ESCOAMENTOS BIFÁSICOS EM GOLFADAS COM LEVE MUDANÇA DE DIREÇÃO

Para solução do modelo matemático descrito anteriormente, as equações governantes são discretizadas, obtendo-se um sistema de equações lineares em função da velocidade de líquido no pistão e da pressão na bolha alongada. Posteriormente, as equações auxiliares são discretizadas e, na etapa seguinte, o algoritmo de solução e sua implementação computacional são detalhados.

As equações apresentadas nas seções anteriores são discretizadas utilizando-se o método de diferenças finitas:

$$\int_t^{t+\Delta t} \varphi dt = \left( \alpha \varphi^N + (1-\alpha) \varphi^0 \right) \Delta t, \quad (\text{A.7})$$

onde  $\varphi$  é uma variável discretizada em forma geral, podendo ser a velocidade de líquido no pistão  $U_{LS}$  ou fator de pressão  $H_{GB}$  que será definido na próxima seção. Os



sobrescritos  $N$  e  $0$  indicam a função  $\varphi$  avaliada no tempo atual e antigo respectivamente.  $\alpha$  é o fator de relaxação que é igual a um para o esquema totalmente implícito, zero para o esquema explícito e 0,5 para o esquema Crank-Nicholson.

Na seção anterior foram mostradas as equações de conservação da massa e quantidade de movimento para uma célula unitária. Essas equações estão em função da velocidade do pistão e da pressão na bolha. O termo de pressão dessas equações tem uma ordem de grandeza muito superior à velocidade do pistão, o que ocasiona instabilidade numérica quando se resolve o sistema de equações. Por este motivo, define-se o fator de pressão  $H$ , que tem uma ordem de grandeza menor que da pressão da bolha  $P$ , garantindo-se assim a estabilidade numérica.

$$H_{GBj} = \frac{P_{GBj}}{\rho_L}. \quad (\text{A.8})$$

As equações de conservação da massa (A.1) e quantidade de movimento (A.2) são reescritas de forma simplificada em função do fator de pressão:

$$U_{LSj} - U_{LSj-1} = -\frac{dH_{GBj}}{dt} \left[ L_{Bj} \frac{(1-R_{LBj})}{H_{GBj}} + \frac{L_{Sj}(1-R_{LSj})}{2H_{GBj}} + \frac{L_{SJ-1}(1-R_{LSj-1})}{2H_{GBj-1}} \right] + \Delta U_{DSj} \quad (\text{A.9})$$

$$H_{GBj} - H_{GBj+1} = L_{Sj} R_{LSj} \frac{dU_{LSj}}{dt} + 2C_{LSj} \frac{L_{Sj}}{D} U_{LSj}^2 + \frac{1}{\rho_L} (\Delta P_{Gj} + \Delta I_J + \Delta P_{SJ+1}) \quad (\text{A.10})$$

Onde:

$$\Delta U_{DSj} = \frac{(1-R_{LSj})}{R_{LSj}} U_{DSj} - \frac{(1-R_{LSj-1})}{R_{LSj-1}} U_{DSj-1} \quad (\text{A.11})$$

$$\Delta P_{Sj+1} = \frac{2C_{LBj} S_{LBj}}{D} L_{Bj+1} U_{LBj+1}^2 \quad (\text{A.12})$$

$$\Delta I_J = \left[ \frac{L_{Sj}}{2} \left( \frac{dx_j}{dt} + \frac{dy_j}{dt} \right) - L_{Sj} U_{LSj} \right] \frac{dR_{LSj}}{dt} \rho_L \quad (\text{A.13})$$

$$\begin{aligned} \Delta P G_j = & \rho_L g R_{LSj} \left( L_{S1j} \text{sen}(\theta_1) + L_{S2j} \text{sen}(\theta_2) \right) + \\ & + \rho_L g R_{LBj+1} \left( L_{B1j+1} \text{sen}(\theta_1) + L_{B2j+1} \text{sen}(\theta_2) \right) \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

As equações (A.11) a (A.14) representam respectivamente: o termo devido à velocidade das bolhas dispersas, a queda da pressão devido ao atrito entre a parede do tubo e o filme de líquido, a variação da quantidade de movimento no interior do pistão devido à variação da fração do líquido no pistão e a queda da pressão quando ocorre a mudança de trecho.

Aplicando-se o esquema de diferenças finitas apresentado na equação (A.7) às equações (A.9) e (A.10), obtém-se:

$$\begin{aligned} & \left[ \alpha U_{LSj-1}^N + (1-\alpha) U_{LSj-1}^0 \right] - \left[ \alpha U_{LSj}^N + (1-\alpha) U_{LSj}^0 \right] = \Delta U_{DSj} \\ & + \left( \frac{H_{GBj}^N - H_{GBj}^0}{\Delta t} \right) \left[ L_{Bj} \frac{(1-R_{LBj})}{H_{GBj}} + \frac{L_{Sj} (1-R_{LSj})}{2 H_{GBj}} + \frac{L_{SJ-1} (1-R_{LSj-1})}{2 H_{GBj-1}} \right] \end{aligned} \quad (\text{A.15})$$

$$\begin{aligned} & \left[ \alpha H_{GBj}^N + (1-\alpha) H_{GBj}^0 \right] - \left[ \alpha H_{GBj+1}^N + (1-\alpha) H_{GBj+1}^0 \right] = L_{Sj} R_{LSj} \frac{U_{LSj}^N - U_{LSj}^0}{dt} + \\ & + 2C_{LSj} \frac{L_{Sj}}{D} U_{LSj}^N U_{LSj}^0 + \frac{1}{\rho_L} \left( \Delta P_{Gj} + \Delta I_J + \Delta P_{SJ+1} \right) \end{aligned} \quad (\text{A.16})$$

onde os sobrescritos  $N$  e  $0$  indicam a função avaliada no tempo novo e antigo respectivamente.

Isolando-se os termos relativos ao tempo novo no lado direito das equações (A.15) e (A.16), obtém-se o sistema de equações a ser resolvido a cada passo de tempo:

$$\mathbf{AX} = \mathbf{B}, \quad (\text{A.17})$$

onde  $\mathbf{A}$  é a matriz de coeficientes,  $\mathbf{B}$  é o vetor de termos fonte e  $\mathbf{X}$  é o vetor das incógnitas e são apresentados a seguir.

$$A = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha\Delta t} \left( \frac{L_{B1}(1-R_{LB1})}{H_{GB1}^0} + L_{S1} \frac{(1-R_{LS1})}{2H_{GB1}^0} + L_{S0} \frac{(1-R_{LS0})}{2H_{GB0}^0} \right) & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ -1 & \left( \frac{R_{LS1}L_{S1}}{\alpha\Delta t} + 2C_{LS1} \frac{L_{S1}U_{LS1}^0}{D} \right) & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -1 & \left( \frac{L_{Bn}(1-R_{LBn})}{H_{GBn}^0} + L_{Sn} \frac{(1-R_{LSn})}{2H_{GBn}^0} + L_{Sn-1} \frac{(1-R_{LSn-1})}{2H_{GBn-1}^0} \right) & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & -1 & \left( \frac{R_{LSn}L_{Sn}}{\alpha\Delta t} + 2C_{LSn} \frac{L_{Sn}U_{LSn}^0}{D} \right) \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} H_{GB1}^N \\ U_{LS1}^N \\ \vdots \\ H_{GBn}^N \\ U_{GBn}^N \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} U_{LSj0}^N + \left( \frac{1-\alpha}{\alpha} \right) (U_{LS0}^0 - U_{LS}^0) + \frac{1}{\alpha\Delta t} \left( L_{B1}(1-R_{LB1}) + L_{S1} \frac{(1-R_{LS1})}{2} + L_{S0} \frac{(1-R_{LS0})H_{GB1}^0}{2H_{GB0}^0} \right) - \frac{\Delta U_{DS1}}{\alpha} \\ \left( \frac{1-\alpha}{\alpha} \right) (H_{GB1}^0 - H_{GB2}^0) + \frac{R_{LS1}L_{S1}U_{LS1}^0}{\alpha\Delta t} - \frac{1}{\alpha\Delta t} (\Delta P_{S2} + \Delta PG_1 + \Delta I_1) \\ \vdots \\ \left( \frac{1-\alpha}{\alpha} \right) (U_{LSn-1}^0 - U_{LSn}^0) + \frac{1}{\alpha\Delta t} \left( L_{Bn}(1-R_{LBn}) + L_{Sn} \frac{(1-R_{LSn})}{2} + L_{Sn-1} \frac{(1-R_{LSn-1})H_{GBjn}^0}{2H_{GBjn-1}^0} \right) - \frac{\Delta U_{DSjn}}{\alpha} \\ \left( \frac{1-\alpha}{\alpha} \right) (H_{GBn}^0 - H_{GBn+1}^0) + \frac{R_{LSn}L_{Sn}U_{GBn}^0}{\alpha\Delta t} - \frac{1}{\alpha\Delta t} (\Delta P_{Sn+1} + \Delta PG_n + \Delta I_n) - H_{GBn+1}^N \end{bmatrix}$$

(A.18)

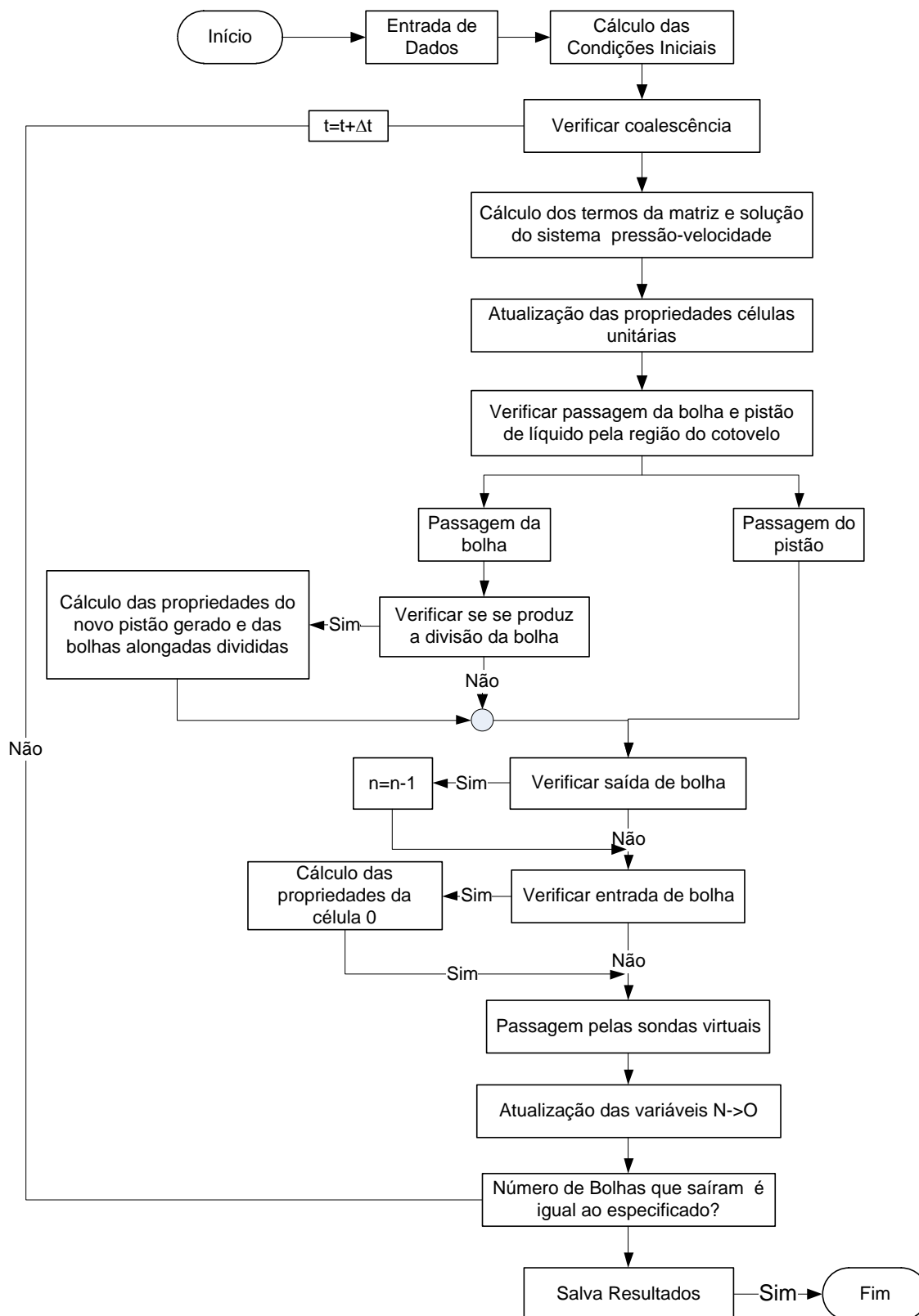
Também se faz necessária a discretização das equações de fechamento para o modelo matemático. As equações discretizadas são apresentadas na Tabela A6.

**Tabela A6 – Equações Discretizadas**

Variável	Equação Discretizada
Velocidade de transação da bolha alongada	$\frac{dy_j}{dt} = U_{Tj}$
Velocidade na traseira da bolha alongada	$\frac{dx_{j-1}}{dt} = \frac{(R_{GBj} - R_{GSj}) \frac{dy_j}{dt} - \frac{L_{Sj}}{2} \frac{dR_{LSj}}{dt} - \frac{L_{Sj-1}}{2} \frac{dR_{LSj-1}}{dt}}{R_{GBj} - R_{GSj-1}} + \frac{\frac{dP_{GBj}}{dt} \left( \frac{L_{Bj} R_{GBj}}{P_{GBj}} + \frac{L_{Sj} R_{GSj}}{2P_{GBj}} + \frac{L_{Sj-1} R_{GSj-1}}{2P_{GBj-1}} \right) + R_{GSj} U_{GSj} - R_{GSj-1} U_{GSj-1}}{R_{GBj} - R_{GBj-1}}$
Posição da frente da bolha alongada	$y_j^N = y_j^0 + U_{Tj}^N \Delta t$
Posição da frente do pistão de líquido	$x_{j-1}^N = x_{j-1}^0 + \frac{(R_{GBj}^0 - R_{GSj}^0) U_{Tj}^N \Delta t - \frac{L_{Sj}^0}{2} (R_{LSj}^N - R_{LSj}^0) - \frac{L_{Sj-1}^0}{2} (R_{LSj-1}^N - R_{LSj-1}^0)}{R_{GBj}^0 - R_{GBj-1}^0} + \frac{(P_{GBj}^N - P_{GBj}^0) \left( \frac{L_{Bj}^0 R_{GBj}^0}{P_{GBj}^0} + \frac{L_{Sj}^0 R_{GSj}^0}{2P_{GBj}^0} + \frac{L_{Sj-1}^0 R_{GSj-1}^0}{2P_{GBj-1}^0} \right) + \Delta t (R_{GSj}^0 U_{GSj}^0 - R_{GSj-1}^0 U_{GSj-1}^0)}{R_{GBj}^0 - R_{GBj-1}^0}$

### Algoritmo de Solução

A solução do sistema de equações mostrado em (A.18) segue o procedimento descrito no algoritmo apresentado na Figura A2. Para a simulação são necessários alguns dados iniciais, descritos na próxima seção.



**Figura A2 – Algoritmo de Solução**  
**Fonte: Llantoy Parra (2013)**

Durante o processo iterativo, o sistema de equações (A.18) é resolvido para cada passo de tempo. Em seguida, são atualizados os comprimentos de pistões de líquido e bolhas de gás e suas respectivas posições na tubulação. São avaliados quatro possíveis fenômenos: a coalescência entre bolhas, a entrada e/ou a saída de bolhas da tubulação e a passagem das células unitárias pela região do cotovelo. Um tratamento específico é dado numericamente a cada um desses fenômenos. Ao final de cada passo de tempo são monitoradas algumas variáveis de interesse: comprimento da bolha de gás e do pistão de líquido, velocidade de translação da bolha alongada e a queda de pressão no escoamento.

## APÊNDICE B - PRODUÇÃO CIENTÍFICA

### ARTIGOS EM CONGRESSO:

**Título:** IDENTIFICAÇÃO DOS PADRÕES DE ESCOAMENTO BIFÁSICO  
UTILIZANDO DADOS TEÓRICOS E EXPERIMENTAIS E REDES NEURAIAS  
ARTIFICIAIS

**Autores:** Cristiane Cozin, Lúcia Valéria Ramos de Arruda, Rigoberto E. M. Morales

**Publicado:** 3º Encontro Brasileiro sobre Ebulição, Condensação e escoamentos Multifásicos (EBECEM 2012)

**Local:** Curitiba, Paraná, Brasil

**Data:** 07-08 de Maio de 2012

**Resumo:** No escoamento bifásico líquido-gás, as fases podem escoar em diferentes configurações espaciais no interior do duto, denominadas de padrões de escoamento. Em ambientes reais, a classificação dos padrões de escoamento deve ser feita de forma contínua, rápida e com alto grau de confiabilidade. A definição do padrão do escoamento depende de diversas propriedades, entre elas: vazões de gás e de líquido; propriedades dos fluidos; entre outras. Há diversas configurações possíveis sendo os cinco padrões básicos: Bolhas Dispersas, Estratificado Liso, Estratificado Ondulado, Golfadas e Anular. Para a identificação dos padrões de escoamento existem diversas metodologias, entre elas a utilização de mapas de fluxo empíricos presentes na literatura. De maneira geral, a região de transição entre os padrões de escoamento é de difícil definição. Assim, o objetivo deste trabalho consiste em apresentar um algoritmo para identificação dos padrões de escoamento bifásico horizontal combinando as informações obtidas no Mapa de Fluxo teórico disponível na literatura e informações fornecidas por especialistas ao analisar experimentalmente as regiões de transição Golfadas-Anular e Golfadas-Bolhas Dispersas.

**Título:** TWO-PHASE SLUG FLOW CHARACTERIZATION USING ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORKS

**Autores:** Cristiane Cozin, Lúcia Valéria Ramos de Arruda, Rigoberto E. M. Morales

**Aceito para Publicação:** IV Journeys in Multiphase Flows (JEM 2015)

**Local:** Campinas, São Paulo, Brasil

**Data:** 23-27 de Março de 2015

**Resumo:** The gas-liquid two-phase flow is present in nature and in different industrial activities alike, such as chemical, petroleum and nuclear industry. In this type of flow, the liquid and gas phases assume different spatial configurations inside the pipe, called flow patterns. Those patterns exert a direct influence on the measurement of the parameters of two-phase flow (Li H. et al., 1992), (Sun T. et al., 2002). Slug flow is one of the most frequent patterns in industrial applications, occurring over a wide range of phase velocities according to studies presented by several authors. The mathematical modelling of slug flow comprises from simple steady state models to more complex models for transient regimes. Those models require closure relationships, e.g. empirical correlations and statistical distributions of characteristic parameters of the flow. In this article, a model using artificial neural networks for predicting the parameters that characterize the two-phase slug flow from the time series of void fractions obtained by a wire-mesh sensor is proposed. The variables of interest are: superficial velocities of the fluids (JG and JL), liquid slug and gas bubble lengths (LS and LB) and the bubble translational velocity (VB). The knowledge of these parameters will improve the characterization of the slug flows and will provide information on the development of physical models for this phenomenon, such as unit cell models (Dukler and Hubbard, 1975), Drift Flux Model (Ishii, 1977) and Slug Tracking Model (Franklin and Rosa, 2004).



**ARTIGOS EM REVISTA:**

**Título:** TWO-PHASE SLUG FLOW CHARACTERIZATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

**Autores:** Cristiane Cozin, Fernando Enrique Castillo Vicencio, Fausto Arinos de Almeida Barbuto, Rigoberto Eleazar Melgarejo Morales, Marco Jose da Silva, Lúcia Valéria Ramos de Arruda

**Publicado:** IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 65, p. 1-8, 2016.

**Resumo:** The gas-liquid two-phase flow is present in nature and in different industrial activities alike, such as chemical, petroleum and nuclear industries. In this type of flow, the liquid and gas phases assume different spatial configurations inside the pipe, called flow patterns. Slug flow is one of the most frequent patterns in industrial applications, occurring over a wide range of phase velocities according to studies presented by several authors. The mathematical modelling of slug flow comprises from simple steady state models to more complex models for transient regimes. Those models require closure relationships, e.g. empirical correlations and statistical distributions of characteristic parameters of the flow. In this article, a model based on artificial neural networks for predicting two-phase slug flow behavior is proposed. With this Artificial Neural Network (ANN) model, the parameters characterizing the flow are mapping from the time series of void fractions obtained experimentally. The variables of interest are: superficial velocities of the fluids (JG and JL), liquid slug and gas bubble lengths (LS and LB), the bubble translational velocity (VB) and their standard deviations. The knowledge and under-standing of those parameters will improve the characterization of the intermittent slug flows. This will also provide information on the development of physical models to describe this phenomenon, such as the unit cell models, Drift Flux Model and Slug Tracking Model. In general, the estimation models based on artificial neural network showed good results compared to reference values experimentally obtained. The results show that the estimation models present a mean square error below 2%. The methodology presented here is an appropriated method to infer flow parameters and thus for the development of a virtual instrument.