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

MAUREN LOUISE SGUARIO COELHO DE ANDRADE

Aplicação do método *Level Set* para Segmentação e Classificação de Padrões e Medidas de Escoamento Bifásico Gás-Líquido

DISSERTAÇÃO

CURITIBA

Aplicação do método *Level Set* para Segmentação e Classificação de Padrões e Medidas de Escoamento Bifásico Gás-Líquido

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre 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^a. Dr^a. Leyza Elmeri Baldo Dorini

Co-orientadora: Prof^a. Dr^a. Lúcia Valéria Ramos de Arruda

CURITIBA

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

A553 Andrade, Mauren Louise Sguario Coelho de

Aplicação do método level set para segmentação e classificação de padrões e medidas de escoamento bifásico gás-líquido / Mauren Louise Sguario Coelho de Andrade. — 2011.

73 p. : il. ; 30 cm

Orientadora : Leyza Elmeri Baldo Dorini.

Coorientadora : Lúcia Valéria Ramos de Arruda.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial. Curitiba, 2011. Bibliografia: f. 69-72.

1. Escoamento bifásico. 2. Processamento de imagens. 3. Imagens – Interpretação. 4. Engenharia elétrica – Dissertações. I. Dorini, Leyza Elmeri Baldo, orient. II. Arruda, Lúcia Valéria Ramos de, coorient. III. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial. III. Título.

CDD (22. ed.) 621.38833

Biblioteca Central da UTFPR, Campus Curitiba



UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ Campus Curitiba



Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial

Título da Dissertação Nº 580:

"Aplicação do Método Level Set para Segmentação e Classificação de Padrões e Medidas de Escoamento Bifásico Gás-Líquido"

por

Mauren Louise Sguario Coelho de Andrade

Esta dissertação foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de MESTRE EM CIÊNCIAS – Área de Concentração: Engenharia de Automação e Sistemas, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial – CPGEI – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR – Campus Curitiba, às 13h do dia 04 de novembro de 2011. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos professores:

heyza Bald Dorini Prof^a. Leyza Elmeri Baldo Dorini, Dr.

Prof^a. L'eyza Elmeri Baldo Dorini, Di (Presidente – UTFPR)

Prof.Carlos Eduardo Ferrante do Amaral, Dr. (UTFPR)

Visto da coordenação:

Prof. Neucimar Verônimo Leite, Dr. (UNICAMP)

Prof. Fábio Kurt Schneider, Dr. (Coordenador do CPGEI)

AGRADECIMENTOS

"Àquele que está assentado no trono e ao Cordeiro sejam o louvor, a honra, a glória e o poder, para todo o sempre!" (Apocalipse 5, 13)

Ao meu marido, por ter sido companheiro, paciente e amigo, sempre ao meu lado em todos os momentos, meu agradecimento especial. Aos meus filhos, Isabella, Juliana e Pedro, meus amores sempre comigo mesmo quando a distância nos impediu.

A minha orientadora prof^aDr^aLeyza Dorini, o meu muito obrigado. Sua orientação e sua competência serão sempre exemplo e incentivo para me motivar a nunca desistir.

A co-orientadora prof^aDr^aLúcia Valéria Ramos de Arruda, que me faz sonhar e almejar horizontes que nunca pensei ser capaz de alcançar, obrigada.

A Universidade Tecnológica Federal do Paraná, pela estrutura e ambiente. Aos colegas do LACIT/Laboratório de Escoamento de Fluidos da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, sempre dispostos aos novos experimentos e desafios.

Ao CNPq pelo suporte financeiro.

RESUMO

ANDRADE, Mauren. Aplicação do método *Level Set* para Segmentação e Classificação de Padrões e Medidas de Escoamento Bifásico Gás-Líquido. 73 f. Dissertação – Programa de Pósgraduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2011.

O estudo de fluxos bifásicos é essencial para a modelagem de diversos sistemas. Neste contexto, técnicas de processamento de imagens tem sido cada vez mais utilizadas, pois possibilitam a identificação e avaliação visual de importantes características por meio de soluções relativamente simples para projetar/implementar e que não causam distúrbios no fluxo. Este trabalho propõe uma metodologia para medir os parâmetros de interesse baseada em métodos Level Set e em transformações de morfologia matemática. Devido a sua acurácia e versatilidade, tais métodos vêm sendo amplamente considerados, sendo uma de suas principais vantagens a capacidade de tratar eficazmente mudanças topológicas e/ou descontinuidades que podem eventualmente ocorrer durante a propagação de interfaces. A partir da segmentação precisa da imagem (ou seja, da delimitação das regiões pertencentes a cada fase), os principais parâmetros relacionados à distribuição das fases para o regime de escoamento denominado golfada foram calculados. A comparação entre os parâmetros estimados e aqueles obtidos manualmente por um especialista comprova o bom desempenho da abordagem proposta. Tal segmentação também possibilita a extração de características que permitem classificar uma imagem como pertencente a um determinado regime de escoamento. Os testes de classificação, que consideraram padrões de escoamento bifásico horizontal gás-líquido, também conduziram a resultados promissores, encorajando o desenvolvimento de trabalhos futuros.

Palavras-chave: Escoamento bifásico, Segmentação de imagens, Métodos Level Set.

ABSTRACT

ANDRADE, Mauren. Application of Level Set Method for Segmentation and Classification Standards and Measures of Gas-Liquid Two-phase flow. 73 f. Dissertação – Programa de Pósgraduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2011.

The study of two-phase flows has important applications in an increasing number of areas, since reliable measurements of the flow characteristics are crucial for the accurate modeling of two-phase systems. In this context, image processing techniques have been extensively used, being relatively simple to design and implement while enabling the identification and visual evaluation of important features. This work proposes a methodology to measure flowing parameters based on the Level-Set method and on mathematical morphology transformations. Level Set methods have been largely considered, mainly due to its precision and the capability to deal with topological changes and/or discontinuities that may arise during the interface evolution. Based on an accurate image segmentation (that is, on the region delimitation of each phase), we compute the parameters related to the phase distribution for the slug pattern. The comparison between the estimated parameters and that determined by a specialist comproves the good results of the proposed approach. This segmentation also enables the extraction of characteristics that can classify an image as belonging to a specific flow pattern. Classification tests considering four horizontal gas-liquid flow patterns also conduced to accurate measurements that encourage future works.

Keywords: Two-phase flow, Image segmentation, Level Set methods.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	-	Padrões de escoamento considerados neste trabalho	16
FIGURA 2	-	Comparação entre mapas de escoamento (MANDHANE et al., 1974). Mandhane, Gregory e Aziz (linha hachurada) e Dukler e Taitel (linha	10
FIGURA 3	-	preta) (TAITEL; DUKLER, 1976) Padrão golfada gás-líquido na horizontal (adaptado de (RODRIGUES, 2000))	18
FIGURA 4	-	Representação de uma imagem utilizando diferentes níveis de quantização: (a) 256 (oito bits) e (b) dois	18 24
FIGURA 5	-	Exemplos de elementos estruturantes planares abrangendo uma vizinhança 3 x 3. O ponto branco denota o centro do elemento	2-1
FIGURA 6	-	estruturante: (a) diamente, (b) quadrado e (c) hexagonal (DORINI, 2009). Exemplo de dilatação binária: (a) imagem original, (b) aplicação do elemento estruturante da Figura 5(a) e (c) imagem dilatada (os pixels na	25
FIGURA 7	-	Exemplo de dilatação em uma imagem em níveis de cinza: (a) imagem original e sua dilatação utilizando um elemento estruturante (b) planar	25
FIGURA 8	-	(quadrado 5 x 5) e (c) não-planar (parabolóide 3 x 3) Exemplo de erosão binária: (a) imagem original, (b) aplicação do elemento estruturante da Figura $6(d)$ e (c) imagem dilatada (os pixels na	26
FIGURA 9	_	cor cinza foram eliminados) (DORINI, 2009)	27
		elemento estruturante (b) planar (quadrado 5 x 5) e (c) não-planar (parabolóide 3 x 3)	27
FIGURA 10	-	Exemplo: (a) Imagem binária, (b) Abertura e (c) Fechamento	29
FIGURA 11	-	Exemplo: (a) imagem original e sua (b) abertura e (c) fechamento (ambos	•
EICLIDA 12		com elemento estruturante planar quadrado 5×5)	29
FIGURA 12 FIGURA 12	-	Exemplo: (a) imagem original e (b) sua reconstrução morfológica	30 20
FIGURA 15	-	Exemple de segmentação: (a) imagem original (b) seu histograme a (a)	30
FIGURA 14	-	imagon sogmontodo com baso no tácnico do limiorização global (limior do	
		80)	32
FIGURA 15	_	Exemplo de segmentação: (a) imagem original e (b) imagem segmentada	52
110010115		com base na técnica de limiarização adaptativa de <i>Wellner</i>	33
FIGURA 16	_	Ilustração da Transformada de <i>Watershed</i> (a) imagem em níveis de cinza.	00
		(b) representação de (a) como uma superfície topográfica e (c)-(e)	
		processo de inundação e construção de diques/linhas de contenção	
		(IMAGE,2011)	34
FIGURA 17	-	Transformada de watershed: (a) imagem original e resultado da	
		segmentação utilizando como marcadores (b) máximos locais, (c) pontos	
		que possuem um contraste maior que 15 e (d) pontos que possuem um	
		contraste maior que 15 pré-processando a imagem para enfatizar	
		contornos	35
FIGURA 18	-	Segmentação Watershed por transformada de distância: (a) imagem ori-	

	-	ginal, (b) transformada de distância e (c) resultado da segmentação	36
FIGURA 19	-	Exemplo da transformada de <i>watershed</i> baseada em marcadores	37
FIGURA 20	-	Função implícita $\emptyset(x) = x^2 - 1$ definindo as regiões Ω^- e Ω^+ bem como a	
		borda $\partial \Omega$	38
FIGURA 21	-	Utilização da curvatura para definir o movimento de uma curva: (a) curva	
		exemplo e (b) parametrização (baseado em (SETHIAN, 1999))	39
FIGURA 22	-	Princípio do método Level Set. A Figura à esquerda apresenta unicamente	
		a expansão de uma circunferência, e a Figura situada à direita ilustra a tal	
		circunterência como sendo a curva de nível zero de uma função de maior	10
		dimensão (Baseado em (SETHIAN, 1999))	40
FIGURA 23	-	Propagação com velocidade F.	41
FIGURA 24	-	Segmentação do núcleo de células brancas do sangue. Primeira linha:	
		utilizando a imagem original. Segunda linha: utilização da imagem pré-	
		processada evita a ocorrencia de vazamentos. \dots 2010) ()	44
FIGURA 25	-	Ilustração da Segmentação por metodo <i>Level Set</i> (LEVEL, 2010): (a)	
		imagem original e marcador inicializado, (b) evolução da segmentação (b)	4.4
		e (c) resultado da segmentação.	44
FIGURA 20	-	2000))	16
FIGUDA 27		Example de enliqueão de abordagem k NN. Os protótinos de cada classo	40
FIGURA 27	-	Exemplo de aplicação da aboldagen K-INN. Os prototipos de cada classe são representados como pontos no espaço de características (neste caso, as	
		três classes existentes são ilustradas por triângulos, cilindros e octógonos)	
		Ao considerar o algoritmo k-NN com $k = 3$ a classe atribuída à nova	
		amostra (representada pelo símbolo ?) será triângulo, dado que duas das	
		três amostras mais próximas pertencem a esta classe	47
FIGURA 28	_	Padrões de escoamento bifásico considerados neste trabalho	50
FIGURA 29	_	Exemplo de imagem de fluxo bifásico: (a) imagem original. (b) imagem	20
		processada pelo SMMT. (c) gradiente da imagem original e (d) gradiente	
		da imagem processada.	52
FIGURA 30	-	Criação de marcadores externos aos objetos de interesse.	53
FIGURA 31	-	Preenchimento regiões e fendas.	53
FIGURA 32	-	Ilustração do processo de definição da imagem marcadora: (a) imagem	
		original, (b) operação de dilatação sobre o gradiente da imagem original,	
		(c) preenchimento de regiões e buracos por reconstrução morfológica e	
		(e) eliminação de pontos não pertencentes à região de interesse pelo	
		processo de erosão.	54
FIGURA 33	-	Exemplo aplicação da transformada de h-máximos. A linha pontilhada na	
		parte inferior da figura mostra a localização dos máximos (VACHIER;	
		$MEYER, 1995) \dots \dots$	55
FIGURA 34	-	Ilustração da aquisição para o padrão golfada: (a) inicio da bolha de gas,	
		(b) area central da bolha de gas, (c) termino da bolha de gas e (d)	56
FIGURA 35	_	Identificação das colunas de imagem para representação dos pontos inicial	50
1100RA 33	_	e final	57
FIGURA 36	_	Representação do cálculo da distância: (a) posição inicial do primeiro	51
10010130		pixel da bolha e (b) posição do mesmo ponto no quadro seguinte	57
FIGURA 37	_	Resultado segmentação: (a) e (b) imagens originais. (c) e (d) segmentação	
/		por Level Set e (e) e (f) segmentação por Watershed.	60

FIGURA 38 -	Resultado segmentação: (a) imagem original, (b) segmentação manual, (c) transformada de <i>watershed</i> , (d) transformada <i>watershed</i> após préprocessamento, e (e) <i>Level Set</i> após pré-processamento e 100 iterações	62
FIGURA 39 -	Resultado segmentação: (a) imagem original, (b) segmentação manual, (c) transformada de <i>watershed</i> , (d) transformada de <i>watershed</i> após pré-	(2)
FIGURA 40 -	 processamento, e (e) <i>Level set</i> apos pre-processamento e 100 iterações Resultado segmentação: (a) Imagem original, (b) Segmentação manual, (c) Segmentação utilizando o método <i>Level Set</i> inicializado com um marcador externo, (d) Segmentação utilizando o método <i>Level Set</i> inicializado com um marcador externo e (e) Segmentação através da 	03
FIGURA 41 -	transformada de <i>watershed</i> Resultado segmentação: (a) Imagem original, (b) Segmentação manual, (c) Segmentação utilizando o método <i>Level Set</i> inicializado com um marcador externo, (d) Segmentação utilizando o método <i>Level Set</i> inicializado com um marcador externo e (e) Segmentação através da	65
FIGURA 42 -	transformada de <i>watershed</i> Circuito experimental de escoamentos bifásicos do Laboratório de Escoamento de Fluidos da UTFPR	66 73

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	-	Resultado comparativo por <i>F-Measure</i> conjunto de 100 imagens	60
TABELA 2	-	Medida F-Measure ao considerar os pixels pertencentes à região	
		segmentada que melhor aproxima o objeto de interesse - base de	
		imagens genéricas.	61
TABELA 3	-	Cálculo do comprimento e da área para as fases (em cm^2)	62
TABELA 4	-	Cálculo do volume das fases (em m^3)	62
TABELA 5	-	Cálculo do comprimento da célula unitária, área total e velocidade	
		superficial das fases (comprimento/área em cm^2 , velocidades em	
		<i>cm/s</i>)	63
TABELA 6	-	Cálculo das frações e velocidades locais das fases (fração cm^2 e	
		velocidade em <i>cm/s</i>)	63
TABELA 7	-	Taxas de Classificação.	64
TABELA 8	-	Matriz de confusão.	64
TABELA 9	-	Resultado comparativo do cálculo área do gás para as imagens da	
		cauda e do nariz das bolhas de ar	66

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 1	2
1.1 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO	3
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO 1	4
2 ESCOAMENTO BIFÁSICO: FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 1	6
2.1 ESCOAMENTO BIFÁSICO GOLFADA 1	7
2.2 TRABALHOS RELACIONADOS. 2	0
2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS 2	2
3 PROCESSAMENTO DE IMAGENS: FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 2	3
3.1 CONCEITOS BÁSICOS. 2	3
3.2 MORFOLOGIA MATEMÁTICA	4
3.2.1 Dilatação e Erosão 2	4
3.2.2 Abertura e Fechamento	8
3.2.3 Reconstrução Morfológica	9
3.2.4 Gradiente Morfológico	0
3.3 SEGMENTAÇAO 3	1
3.3.1 Segmentação por Limiarização 3	2
3.3.2 Segmentação Baseada em Crescimento de Regiões (<i>region growing</i>) e Separação e	
Junção (<i>split and merge</i>) 3	3
3.3.3 Transformada de <i>Watershed</i> 3	4
3.3.3.1 Transformada de <i>watershed</i> com base na transforma de distância	5
3.3.3.2 Transformada de <i>watershed</i> com base no gradiente	6
3.3.3.3 <i>Watershed</i> a partir de marcadores de controle	6
3.3.4 Level Sets	8
3.3.4.1 Método <i>Level Set</i> – Formulação Variacional	-2
3.3.4.2 Segmentação de imagens utilizando métodos <i>Level Set</i> : uma visão intuitiva 4	.3
3.4 CLASSIFICAÇAO 4	-5
3.4.1 Extração de características	.5
3.4.2 Classificação 4	-6
3.4.2.1 k-vizinhos Mais Próximos (k-Nearest Neighbors)	.7
3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	.8
4 ABORDAGEM PROPOSTA PARA SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS	
ESCOAMENTO BIFASICO HORIZONTAL GAS-LIQUIDO E EXTRAÇÃO DE	•••
PARAMETRUS DE INTERESSE. 4 4.1 ADORDACEM DE OCETA DADA GEOMENTAÇÃO DAS DOLHAS DE CÁS	ץי מי
4.1 ABORDAGEM PROPOSTA PARA SEGMENTAÇÃO DAS BOLHAS DE GAS 5	0. 1
4.1.1 Pre-processamento	1 7
4.1.2 Extração do Marcador	· 2 : 1
4.1.3 Aplicação do metodo <i>Level Set</i>	.4 . –
4.1.4 Comparação com a transformada de <i>watershed</i>	5 6
4.2 IVIEDIDAS ASSUCIADAS AU ESCUAIVIENTU BIFASICU EM GULFADAS 5 4.2 CLASSIEICACÃO DAS IMACENIS SECUNDO O DADDÃO DE ESCOAMENTO 5	0
4.3 CLASSIFICAÇÃO DAS INIAGENS SEGUINDO O PADRÃO DE ESCOAMENTO $= 5$	0 0
4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	8

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO 5	59
5.1 TRANSFORMADA DE WATERSHED VERSUS MÉTODO LEVEL SET 5	59
5.1.1 Base com imagens de escoamento bifásico	60
5.1.2 Base com imagens genéricas	61
5.2 MEDIDAS DE ESCOAMENTOS BIFÁSICOS GÁS-LÍQUIDO	61
5.3 CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES DE ESCOAMENTOS BIFÁSICOS	64
5.4 PROBLEMAS ASSOCIADOS A SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS DE	
ESCOAMENTOS BIFÁSICOS GÁS-LÍQUIDO	65
6. CONCLUSÕES	67
6.1 SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS	68
REFERÊNCIAS	69
Apêndice A – APÊNDICE A – CIRCUITO PARA AQUISIÇÃO DAS IMAGENS DA	
BASE DE TESTES.	73

1 INTRODUÇÃO

O transporte de materiais líquidos, gasosos e até mesmo sólidos em tubulações tem se mostrado uma alternativa eficiente mesmo quando grandes distâncias são percorridas. Neste contexto, o estudo do escoamento desses materiais faz-se necessário para garantir a concepção de equipamentos seguros e que atendam a todos os requisitos necessários, tal como conformidade com as leis ambientais. Além disso, tal estudo também possibilita simular, bem como validar, o funcionamento destes equipamentos, garantindo sua eficiência e diminuindo custos (RODRIGUES, 2009).

O escoamento é denominado monofásico, quando se observa a movimentação de apenas um fluido no reservatório, bifásico, quando há a movimentação de dois fluidos e ainda, multifásico, quando ocorre a movimentação de qualquer fluxo com mais de uma fase simultânea no reservatório. O estudo de escoamentos bifásicos é relevante em diversas áreas, incluindo transporte de óleo/gás, energia nuclear e processamento químico.

O escoamento bifásico gás-líquido, foco deste trabalho, ocorre mais frequentemente do que qualquer outra combinação de fluxos bifásicos. Neste caso, o comportamento das fases no reservatório tipicamente apresenta-se de maneira heterogênea, fortemente influenciada pelos valores observados da vazão de cada fluido, da pressão do escoamento, da temperatura e da velocidade do líquido e do gás, entre outros fatores. A partir destes valores, são definidos padrões (ou regimes) de escoamento, que podem ocorrer de forma vertical, horizontal ou inclinado, dependendo do reservatório ou duto. É importante mencionar que, para um mesmo escoamento, podem ocorrer variações de padrão ao longo do tempo dependendo das características e/ou parâmetros do escoamento, variações estas facilmente identificadas na literatura. Embora existam vários mapeamentos que tentam relacionar o padrão de escoamento com os valores das variáveis físicas associadas, o mapa mais popular para a transição entre os padrões foi definido por Dukler e Taitel em 1986, o qual relaciona as velocidades das fases com os padrões conhecidos (DUKLER; TAITEL, 1986).

Além da determinação do regime de escoamento, medidas confiáveis sobre a distribuição das fases no canal de fluxo também são cruciais para a modelagem precisa dos sistemas envolvidos. Com isso, pode-se obter um efetivo controle e monitoramento dos processos, bem como analisar o comportamento do escoamento em plantas piloto. Outro fator a ser considerado está relacionado à necessidade de se desenvolver modelos físicos/matemáticos que resultarão em previsões do comportamento por meio de simuladores. Nestes casos, são requisitos desejáveis a correta diferenciação das fases, a alta resolução espacial e temporal e a não intrusão (não invasão), garantindo a melhor aproximação de situações reais.

A exatidão dos cálculos na medição da vazão dos fluidos pode ser estimada de diversas maneiras, incluindo desde a separação das fases por meio de técnicas monofásicas convencionais até a utilização de equipamentos capazes de efetuar o processamento de sinais por raios-X e sondas ópticas, por exemplo. Entretanto, o custo e a precisão destes equipamentos, bem como a necessidade de conhecimento técnico para sua manipulação, são fatores que desmotivam sua ampla utilização (SHOHAM, 2006) (HEWITT, 1982).

Neste contexto, técnicas de processamento e análise de imagens constituem uma ferramenta poderosa para estudar fluxos bifásicos, sendo tipicamente não-intrusivas e relativamente simples para projetar e implementar. Elas têm sido cada vez mais utilizadas, pois possibilitam a identificação e avaliação visual de importantes características por meio de soluções relativamente simples para projetar/implementar e que não causam distúrbios no fluxo. Além disso, sua precisão e confiabilidade possibilitam o desenvolvimento de sistemas de referência e validação, auxiliando os demais equipamentos já empregados na medição de tais parâmetros, bem como sua utilização em plantas piloto e em simuladores.

Este trabalho apresenta uma metodologia baseada em técnicas de processamento e análise de imagens que permite mensurar os parâmetros de interesse associados a escoamentos bifásicos horizontais gás-líquido. Tal metodologia tem como base fundamental o uso do método *Level Set* e de transformações de morfologia matemática. Devido a sua acurácia e versatilidade, métodos *Level Set* vêm sendo amplamente considerados, sendo uma de suas principais vantagens a sua capacidade de tratar eficazmente mudanças topológicas e/ou descontinuidades que podem eventualmente ocorrer durante a propagação de interfaces. O esquema proposto foi aplicado com sucesso em um grande número de imagens, conduzindo a resultados precisos que incentivam trabalhos futuros. Os resultados de segmentação foram comparados aos obtidos através da transformada de *watershed*, amplamente considerada em diversas aplicações envolvendo processamento e análise de imagens.

Este estudo compreende também o desenvolvimento de um protótipo que, a partir de uma base de imagens de entrada, é capaz de calcular de forma automática e precisa as principais medidas relacionadas à distribuição das fases para o regime de escoamento denominado golfada. Com isso, será possível sua utilização em conjunto às outras abordagens aplicadas atualmente no LACIT - Laboratório de Escoamento de Fluidos da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, câmpus Curitiba, como mais uma ferramenta para o acompanhamento e validação dos diversos experimentos realizados atualmente. Além disso, foram realizados testes de classificação de regimes de escoamento bifásico gás-líquido horizontal, os quais também resultaram ótimas taxas de classificação. As imagens para realização de experimentos foram adquiridas utilizando-se um aparato experimental construído no LACIT. Visando validar a abordagem proposta, os resultados são comparados àqueles obtidos manualmente por um especialista. As principais contribuições deste trabalho são apresentadas a seguir.

1.1 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

Este trabalho teve como objetivo principal desenvolver e implementar um sistema capaz de calcular os parâmetros associados ao escoamento bifásico horizontal água-ar (mais especificamente para o regime denominado golfada) e classificar imagens segundo seu padrão de escoamento, utilizando para tal técnicas de processamento e análise de imagens digitais. Seu desenvolvimento resultou em diferentes contribuições, descritas sucintamente a seguir:

• proposição de uma metodologia para segmentação de imagens de fluxo bifásico gáslíquido: inicialmente, as imagens capturadas são transformadas utilizando-se técnicas de processamento de imagens para minimizar a ocorrência de problemas associados à variações nas condições de iluminação, ruídos e baixa definição de bordas, por exemplo. Para tal, foram consideradas principalmente técnicas de morfologia matemática, uma abordagem não-linear de processamento de imagens que se fundamenta em áreas tais como teoria dos conjuntos, topologia e geometria integral. Na sequência, as imagens são manipuladas com objetivo de separar as bolhas de gás do pistão de líquido. Para tal, foram consideradas duas abordagens de segmentação, baseadas na transformada de *watershed* e no método *Level Set*. Resultados experimentais (discutidos no Capítulo 5) mostraram que a primeira conduz a resultados inferiores, motivando a proposição de uma metodologia baseada no método *Level Set*;

- desenvolvimento de um processo para identificar a qual regime de escoamento uma determinada imagem pertence: neste trabalho, foram considerados os padrões estratificado, liso, pistonado (também denominado golfadas) e borbulhado (AZZOPARDI, 2006). Basicamente, o processo envolveu os seguintes passos: segmentação das imagens da base de teste (utilizando a técnica proposta neste trabalho), extração de descritores (medidas que permitem caracterizar os padrões/classes considerados) e classificação (utilizando o conhecido algoritmo dos k vizinhos mais próximos);
- cálculo de parâmetros associados ao escoamento bifásico em golfadas, cruciais para a modelagem precisa dos sistemas envolvidos, bem como validação de outros equipamentos de medição. Os parâmetros considerados foram: velocidade da bolha alongada; comprimento, volume e área da bolha alongada e do pistão de líquido; a frequência de passagem da célula unitária e frações de líquido e de gás;
- desenvolvimento de um protótipo de interface para o sistema de reconhecimento, visando o acompanhamento e a validação dos instrumentos de medição de fração de líquido e gás utilizados pelo LACIT. São disponibilizados ao operador do sistema tenha as características do padrão golfada e os resultados do reconhecimento dos padrões de escoamento;
- elaboração de uma base de imagens com informações de validação: como já especificado, as imagens para realização de experimentos foram adquiridas utilizando-se um aparato experimental construído no LACIT. Parte destas imagens foram manipuladas manualmente por um especialista de forma a permitir a extração dos valores exatos dos parâmetros sob análise. Desta forma, os resultados obtidos através das abordagens propostas puderam ser corretamente validados.

É importante ressaltar que, diferentemente de diversas outras abordagens utilizadas para medir e classificar os padrões do escoamento bifásico, este trabalho poderá ser utilizado como uma técnica de referência para calibração dos mais diversos tipos de equipamentos, uma vez que permitirá a verificação visual dos resultados obtidos.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O texto desta dissertação está organizado de modo a apresentar tanto os principais resultados da pesquisa realizada quanto a fundamentação teórica básica necessária ao entendimento do trabalho. O Capítulo 2 define conceitos básicos associados ao escoamento bifásico, bem como um breve levantamento das estratégias utilizadas em trabalhos relacionados.

O Capítulo 3 apresenta uma fundamentação teórica básica dos conceitos de processamento e análise de imagens digitais necessários ao entendimento da abordagem proposta. As técnicas de segmentação e classificação utilizadas no desenvolvimento da proposta são descritas em detalhes, visando dar o embasamento necessário ao leitor para compreensão dos resultados obtidos. A metodologia utilizada para realização dos testes experimentais é descrita no Capítulo 4, bem como para o cálculo dos parâmetros associados. O Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos e o Capítulo 6 discute as conclusões e sugere algumas alternativas de trabalhos futuros.

2 ESCOAMENTO BIFÁSICO: FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O fluxo bifásico gás-líquido pode ser caracterizado de forma horizontal ou vertical, com padrões distintos de escoamento estabelecidos para cada um deles. Este trabalho considera imagens de escoamento horizontal, onde são observados mais padrões distintos. Este fato está relacionado à ação da gravidade que atua perpendicularmente ao eixo do tubo, ocasionando inclusive a separação das fases em alguns casos (e, assim, o aumento do número possível de padrões no fluxo). Estas características, bem como a assimetria entre os fluidos, podem ser observadas na Figura 1, que ilustra os padrões de escoamento considerados neste trabalho.



Figura 1: Padrões de escoamento considerados neste trabalho.

Estes padrões são descritos por (AZZOPARDI, 2006) da seguinte forma:

- Estratificado (*Stratified Flow*): ocorre quando há uma completa separação das fases devido às baixas velocidades do gás e do líquido. A interface que separa as fases é relativamente lisa e não apresenta distúrbios, sendo que o gás fica na parte superior. A Figura 1(a) ilustra um exemplo.
- Estratificado ondulado (*Stratified-wavy flow*): com o aumento da velocidade do gás no fluxo estratificado, ondas são formadas na interface. Contudo, as fases permanecem separadas e suas velocidades relativas determinam a amplitude das ondas. Este regime é ilustrado na Figura 1(b).
- Pistonado ou golfada (*Slug Flow*): este padrão tem como característica principal a alternância entre bolhas e uma região de líquido entre estas, denominada pistão de líquido.

Tal regime intermitente possui bolhas grandes, denominadas bolhas de Taylor. A Figura 1(c) ilustra um exemplo.

• Borbulhado (*Bubble Flow*): nesse tipo de regime, as bolhas estão dispersas no líquido e a sua maior concentração ocorre na parte superior do tubo (devido à sua flutuabilidade). O padrão é ilustrado na Figura 1(d).

Outros padrões, não considerados neste trabalho, também são descritos:

- Tamponado (*Plug Flow*): este padrão é caracterizado por bolhas de gás em forma de bolsões, deslocados para parte superior do tubo.
- Semi-Pistonado (*Semi-slug Flow*): é usualmente empregado para identificar um subpadrão que descreve casos em que as bolhas maiores não enchem completamente o tubo, no entanto, é mais correto considerá-lo como parte do padrão ondulado.
- Anular (*Annular Flow*): padrão que ocorre para elevadas vazões de líquido e gás. O gás escoa no centro da tubulação, podendo conter gotículas de líquido, e o líquido escoa próximo à parede da tubulação, formando uma espécie de filme. A gravidade faz com que o filme seja mais grosso na parte inferior do tubo.

Diversos autores apresentam discussões detalhadas sobre tais padrões (HEWITT, 1982) (DUKLER; TAITEL, 1986). Em (MANDHANE et al., 1974) é apresentado um mapeamento gráfico dos padrões de escoamento obtido a partir de ensaios experimentais, em que os dados foram mapeados em gráficos relacionando-se as velocidades superficiais de líquido e gás. A Figura 2 apresenta a comparação entre os mapeamentos obtidos por Mandhane, Gregory e Aziz (linha hachurada) e por Dukler e Taitel (linha preta) (TAITEL; DUKLER, 1976).

Vários outros pesquisadores utilizam-se desta metodologia, devido à maior facilidade de visualização e correlação entre os padrões de escoamento e suas velocidades superficiais (TAITEL; BARNEA, 1990) (AZZOPARDI, 2006). É importante mencionar que, em alguns casos, para as mesmas condições operacionais de vazão e diâmetro da tubulação, por exemplo, mapas de diferentes autores podem mostrar diferenças na região de transição de um padrão para outro, pois é difícil detectar com precisão a transição entre algumas regiões.

2.1 ESCOAMENTO BIFÁSICO GOLFADA

Dentre os padrões citados, o padrão golfada (também denominado pistonado ou *slug*) vem sendo estudado individualmente desde 1969 (WALLIS, 1969). Mais tarde, foram publicados trabalhos relacionados aos modelos presentes neste tipo de escoamento, tanto na horizontal quanto na vertical (DUKLER; HUBBARD, 1975), (TAITEL; BARNEA, 1990). Estes estudos consideram a alternância do escoamento e o cálculo dos parâmetros é baseado no fato das bolhas e pistões de líquido apresentarem certa regularidade no tempo e no espaço. Este padrão tem sido o principal foco dos pesquisadores, e é considerado neste trabalho para extração de parâmetros que caracterizam o comportamento no fluxo.

A Figura 3 ilustra um exemplo, onde pode-se verificar a alternância entre pistões de líquido, que podem ou não conter pequenas bolhas dispersas, e regiões de bolhas alongadas com filme de líquido.



Figura 2: Comparação entre mapas de escoamento (MANDHANE et al., 1974). Mandhane, Gregory e Aziz (linha hachurada) e Dukler e Taitel (linha preta) (TAITEL; DUKLER, 1976)



Figura 3: Padrão golfada gás-líquido na horizontal (adaptado de (RODRIGUES, 2009))

Os modelos denominados de estado estacionário ou de célula unitária foram os primeiros propostos para calcular parâmetros de interesse do escoamento em golfadas (WALLIS, 1969), e serão considerados neste trabalho. Tal definição deve-se ao fato que o escoamento é estacionário e periódico, ou seja, uma única célula (composta por bolha e pistão) se repete tanto no tempo como no espaço. Isto permite que os cálculos sejam realizados para uma única célula e extrapolados para todo o comprimento do tubo.

Um estudo sobre os parâmetros mais relevantes associados ao escoamento bifásico em golfadas foi realizado por (RODRIGUES, 2009). Na sequência, são definidos aqueles considerados neste trabalho. O comprimento de uma célula unitária, denotado aqui por L_U , é dado pela soma dos comprimentos da bolha alongada, L_B , e do pistão de líquido, L_S . A diferenciação entre as velocidades é um fator fundamental para obtenção de diversos outros parâmetros. As

velocidades locais das fases de líquido e de gás são expressas, respectivamente, por:

$$U_L = \frac{Q_L}{A_L} \qquad \text{e} \qquad U_G = \frac{Q_G}{A_G},\tag{2}$$

em que A_L e A_G denotam, respectivamente, a área ocupada pelo líquido e pelo gás (em uma seção transversal genérica do escoamento bifásico); e Q_L e Q_G são as vazões volumétricas de líquido e gás na seção transversal analisada¹. Pode-se definir a fração de uma fase como a razão entre a área ocupada por esta e a área da seção transversal, isto é:

$$R_L = \frac{A_L}{A_T}$$
 e $R_G = \frac{A_G}{A_T}$, (4)

em que A_T denota a área da seção transversal. Dada essa informação, as velocidades de cada fase também podem ser escritas como:

$$U_L = \frac{Q_L}{R_L A_T} \qquad \text{e} \qquad U_G = \frac{Q_G}{R_G A_T}.$$
 (6)

Entretanto, é mais comum a utilização das velocidades superficiais das fases, denotadas por J_L (líquido) e J_G (gás). Estas representam a velocidade obtida caso a fase escoasse sozinha na tubulação, e são definidas por:

$$J_L = \frac{Q_L}{A_T} \qquad \text{e} \qquad J_G = \frac{Q_G}{A_T}.$$
(8)

A velocidade média da mistura (ou velocidade da mistura) é dada por:

$$J = \frac{Q}{A_T} = \frac{Q_L + Q_G}{A_T},\tag{9}$$

em que Q denota a vazão volumétrica total, $Q = Q_L + Q_G$. A partir das equações em 8, pode-se concluir que a velocidade da mistura é a somatória das velocidades superficiais de cada fase, ou seja:

$$J = J_L + J_G. \tag{10}$$

Segundo (RODRIGUES, 2009), as velocidades superficiais de líquido e gás (aqui denotadas por J_L e J_G) são variáveis de grande utilização em escoamentos bifásicos devido ao fato de serem facilmente relacionadas à vazão volumétrica das fases. Considera ainda que no escoamento bifásico gás-líquido, o líquido é tipicamente tratado como incompressível e o gás como compressível. Dessa forma, a vazão volumétrica do líquido (e, conseqüentemente, a velocidade superficial) é constante ao longo de todo o escoamento. Por outro lado, a vazão volumétrica do gás varia ao longo do escoamento, de acordo com a pressão.

¹A vazão representa a relação entre o volume e o tempo, indicando a rapidez com a qual um volume escoa. A vazão volumétrica pode ser calculada por $Q_V = V/t$, em que V denota o volume do fluido sendo considerado e t o tempo necessário para encher o reservatório. Consequentemente, a vazão volumétrica também pode ser calculada através do produto entre a área da seção transversal do conduto e a velocidade do escoamento deste, ou seja, $Q_V = v \times A$, em que v denota a velocidade do escoamento e A a área da seção transversal da tubulação.

Outro parâmetro importante para a modelagem do escoamento é a frequência da célula unitária em golfadas, a qual é definida como o inverso do tempo de passagem de uma célula. Pode ser utilizada para relacionar a velocidade de translação da bolha e comprimentos de pistão e líquido e é expressa por:

$$f = \frac{1}{\Delta t_U},\tag{11}$$

em que Δt_U é o tempo de passagem da célula unitária.

Por fim, é possível calcular também o volume de cada fase. O volume total de gás é calculado multiplicando-se o valor da área do gás, A_G , por seu comprimento, L_B . Logo, o volume total de gás em cada aquisição é igual ao somatório dos volumes de cada bolha alongada, dado por:

$$V_G = \sum A_G \times L_B. \tag{12}$$

Para obter o volume de líquido, deve-se subtrair o volume de gás V_G do volume total da aquisição, ou seja, da célula unitária. Esse volume total é igual à área interna da tubulação multiplicado pelo somatório dos comprimentos das células unitárias obtidas durante a aquisição, isto é:

$$V_L = \pi r^2 \times \sum L_U - V_G. \tag{13}$$

É importante ressaltar que as formulações utilizadas neste trabalho, baseadas nos trabalhos acima mencionados, não são universais (RODRIGUES, 2009).

2.2 TRABALHOS RELACIONADOS

A importância de medidas precisas para o escoamento bifásico pode ser observada pelo número de pesquisadores que tem se dedicado ao estudo de técnicas e equipamentos capazes de fornecer informações precisas e confiáveis, tanto sobre o comportamento dos fluidos no fluxo quanto dos padrões associados. Algumas técnicas, apesar de promissoras, não possuem uso disseminado tipicamente devido ao alto custo associado, à necessidade de profissionais especializados para a operação dos equipamentos ou, ainda, pela falta de exatidão nos resultados obtidos. Várias abordagens têm sido propostas, variando desde equipamentos de raios-X e ressonância magnética até a aplicação de técnicas de processamento de imagens, sendo este último caso o foco deste trabalho.

Enquanto Jones e Zuber (JONES; ZUBER, 1975) utilizaram um sistema de raios-X para determinar os padrões de escoamento, Kumar e colaboradores (KUMAR et al., 1997) fizeram uso de raios gama. Ambas as técnicas necessitam de apoio de profissional especializado para a correta utilização dos equipamentos.

Warsito e colaboradores (WARSITO, 1999) elaboraram uma breve revisão das técnicas não invasivas para monitoramento de sistemas de escoamentos multifásicos. Os autores optaram pela utilização da tomografia computadorizada ultra-sônica para medir a distribuição ao longo da seção transversal. Em (TSOUKALAS et al., 1997), foram utilizados sensores de impedâncias não intrusivos, sendo cada sensor formado por um conjunto de eletrodos e um circuito de medidas de impedâncias. Oito eletrodos foram simetricamente dispostos e embutidos na tubulação. Cada par de eletrodos fornece uma medida de impedância. Portanto, uma combinação de medições de impedâncias foi realizada em uma seção transversal da tubulação. As múltiplas combinações se destinam a resolver os problemas associados com a distribuição não uniforme das fases.

Powell (POWELL, 2008) faz uma revisão das técnicas experimentais que fornecem uma medida espacial e temporal dos campos usados para descrever sistemas multifásicos. Cinco métodos são discutidos: radiografia de ressonância magnética, ultrassom *doppler* pulsado, to-mografia de impedância elétrica, radiografia de raios-X e de nêutrons. Ele aponta a técnica que utiliza ressonância magnética como sendo a mais versátil, por ser capaz de fornecer medidas para uma ampla faixa de concentração, velocidade, constituintes químicos e difusão. Contudo, é preciso considerar o custo elevado destes equipamentos, além da necessidade de mão de obra especializada para sua efetiva utilização.

Reis e Goldstein Junior (REIS; JR, 2005) utilizaram uma técnica de capacitância entre dois eletrodos dispostos na superfície externa do tubo. Além de não instrusiva, a técnica foi empregada para medir o perfil e a velocidade do padrão de escoamento de bolhas alongadas em tubos horizontais para o escoamento ar-água. De modo geral, as sondas capacitivas tem-se mostrado eficientes no estudo de escoamento gás-líquido.

Como pode-se observar, estas abordagens apresentam algumas desvantagens associadas ao alto custo e a necessidade de pessoal com capacidade técnica para o correto manuseio. A utilização de técnicas baseadas em processamento de imagens digitais tem se apresentado como uma boa alternativa, tendo como vantagens imediatas o baixo custo e a facilidade de implementação/utilização e sendo independente de profissionais especializados.

Em aplicações relacionadas a escoamentos bifásicos, técnicas de processamento de imagens tipicamente são utilizadas para extrair a região de interesse para análises posteriores². Em (SHI L.; REN; 2004) é proposta uma abordagem baseada em limiarização para segmentar as bolhas de gás. Para tanto, as imagens originais são pré-processadas por meio do algoritmo de subtração para minimizar ruídos. Em seguida, o filtro da mediana é aplicado a fim de suavizar as bordas da imagem. Então, a abordagem de limiarização adaptativa é utilizada para obter a binarização da imagem. Finalmente, operações morfológicas (como a dilatação, erosão, abertura, fechamento) foram aplicadas a fim de modificar a forma da bolhas. Porém, esta mostrou-se extremamente sensível a presença de ruídos e variações nas condições de iluminação. Em (DINH; CHOI, 1999) é aplicada uma abordagem baseada em subtração de fundo seguida por detecção de bordas, que também apresenta problemas em imagens de baixa qualidade.

A transformada de *Hough* (GONZALEZ; WOODS, 2001) é utilizada em (YU et al., 2009) como base em uma técnica de segmentação para escoamentos bifásicos sólido-líquido, mas esta é limitada a formas que podem ser parametrizadas. Em (GRAU; HEISKANEN, 2002), a imagem pré-processada por um filtro passa-alta é utilizada para segmentação via transformada de *watershed*. Porém, assume-se que a bolha pode ser aproximada por formas esféricas, o que não ocorre para diversos padrões de escoamento. O método de detecção de partículas proposto em (ZABULIS et al., 2007) é baseado em rastreamento de bordas e casamento de padrões. Entretanto, quando a densidade das partículas cai abaixo de um determinado nível, sua detecção e reconstrução são comprometidas.

Em (MAYOR et al., 2007) a limiarização é seguida da operação morfológica de erosão a fim de transformar as bolhas originais em bolhas binárias, com aumento da área dos pixels

²Os conceitos técnicos relacionados a processamento de imagens aqui mencionados serão detalhados no próximo capítulo.

brancos. Neste trabalho são elaboradas as medidas de comprimento, velocidade da bolha e comprimento do pistão de líquido. Porém, a abordagem proposta não pode ser considerada precisa, uma vez que o processo de erosão provoca o aumento pouco controlado dos pixels pertencentes à bolha de gás.

Note que, embora existam diversos estudos experimentais neste campo, a análise automática de imagens para identificar e medir parâmetros de escoamentos bifásicos, bem como métodos para classificação de padrões de fluxo, são bastante limitados. Tal fato motivou o desenvolvimento deste trabalho, que englobou o desenvolvimento de um sistema capaz de calcular os parâmetros associados ao escoamento bifásico horizontal água-ar (mais especificamente para o regime denominado golfada) e classificar imagens segundo seu padrão de escoamento, utilizando para tal técnicas de processamento e análise de imagens digitais.

2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi apresentado um resumo dos fundamentos básicos dos escoamentos bifásicos, incluindo sua classificação e a definição dos principais parâmetros. Com base na análise da literatura, pode-se observar a importância da medição dos parâmetros no escoamento, os quais devem retornar valores precisos a fim de obter uma melhor aproximação sobre o que realmente ocorre em aplicações reais. Somente desta forma os sistemas envolvidos podem ser construídos com maior confiabilidade e segurança.

Elaborou-se ainda uma pesquisa sobre os diversos equipamentos utilizados para a caracterização de fluxos bifásicos. Finalmente, foram apresentadas algumas abordagens que envolvem o uso de técnicas de processamento de imagens digitais. Estas tem se mostrado uma alternativa promissora no estudo do escoamento bifásico, motivando a elaboração deste trabalho.

No próximo capítulo será feita uma sucinta revisão dos conceitos de análise e processamento de imagens, assim como o detalhamento das abordagens de segmentação de imagens que foram base para o desenvolvimento deste trabalho.

3 PROCESSAMENTO DE IMAGENS: FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Técnicas de processamento de imagens digitais visam manipular uma imagem de forma a torná-la mais adequada para análise de componentes de interesse ou uso em aplicações de alto nível, as quais tipicamente requerem a extração características significativas para o problema específico sendo considerado. Este capítulo descreve algumas destas técnicas, necessárias para compreensão do restante do trabalho, bem como o processo de classificação de padrões a partir de imagens digitais. Na Seção 3.1, são apresentados os conceitos básicos sobre processamento de imagens. A Seção 3.2 discute diversas abordagens de segmentação, que visam dividir ou particionar uma imagem em um conjunto de regiões homogêneas e nãosobrepostas que representem algo significativo para a aplicação em questão. Já a Seção 3.3 apresenta os conceitos básicos do processo de classificação, bem como o método escolhido.

3.1 CONCEITOS BÁSICOS

Técnicas de processamento e análise de imagens tem sido consideradas em um grande número de aplicações, tais como compressão e reconhecimento de padrões, por exemplo. Em alguns casos, os termos processamento e análise de imagens são definidos separadamente. Contudo, aplicações práticas tipicamente envolvem técnicas pertencentes a ambas as categorias, uma vez que fatores tais como ruído e iluminação não-uniforme (minimizadas pelo processamento da imagem) podem comprometer etapas subsequentes de identificação e descrição (realizadas por técnicas denominadas de análise de imagens). Em suma, torna-se necessário primeiramente modificar a imagem para que as características de interesse sejam extraídas de forma mais simples e confiável (VERNON, 1991).

Uma imagem digital é tipicamente definida como uma função bidimensional, f(x,y), em que x e y são coordenadas espaciais (plano), e a amplitude de f no par de coordenadas (x,y)é denominado nível de intensidade ou nível de cinza da imagem naquele ponto. O número de elementos que representam uma imagem, denominados pixels (*picture elements*), é determinado pela taxa de amostragem sendo considerada. Esta é responsável pela resolução da imagem, realizada a uma melhor ou pior visualização dos detalhes de cada objeto (JAIN; SCHUNCK, 1995).

O valor que cada pixel pode assumir é determinado pela quantização considerada para codificar os níveis de intensidade. Imagens em níveis de cinza tipicamente consideram uma codificação em oito bits, em que a intensidade de um pixel varia de zero (preto) a 255 (branco). Contudo, em algumas aplicações, a faixa de intensidade pode chegar a 4096, por exemplo (GONZALEZ; WOODS, 2001). No outro extremo, estão as imagens binárias, que consideram apenas dois níveis de intensidade. Tais imagens são frequentemente utilizadas em diferentes contextos, dado que pesquisadores observaram que o ser humano consegue fazer a

distinção entre objetos que utilizam apenas dois níveis de cinza. A Figura 4 ilustra uma imagem representada em diferentes níveis de quantização. Visando facilitar a visualização, quando imagens binárias são mostradas, este trabalho representa o fundo pela cor branca e o objeto de interesse pela cor preta.



Figura 4: Representação de uma imagem utilizando diferentes níveis de quantização: (a) 256 (oito bits) e (b) dois.

Claramente, quanto maior a taxa de amostragem ou a quantização, maior o custo de armazenamento e processamento (JAIN; SCHUNCK, 1995). A próxima seção aborda conceitos e técnicas de morfologia matemática, uma abordagem não-linear de processamento de imagens que se fundamenta em áreas tais como teoria dos conjuntos e geometria integral. Tais técnicas foram utilizadas amplamente durante o desenvolvimento deste trabalho.

3.2 MORFOLOGIA MATEMÁTICA

A palavra morfologia geralmente denota a forma e estrutura do corpo ou dos órgãos. Na anatomia, é ainda o estudo da forma e posição dos diferentes órgãos do corpo e das relações que eles guardam entre si (WEISZFLOG, 1998). No contexto de processamento de imagens digitais, a área de morfologia matemática engloba técnicas para extração de componentes da imagem que são úteis na representação e descrição do formato de uma região, tais como limites, esqueletos e fecho convexo (GONZALEZ; WOODS, 2001) (SOILLE, 2003).

A morfologia matemática é, portanto, um conjunto de técnicas capazes de auxiliar na melhor representação dos objetos na imagem, acentuando ou suavizando a intensidade dos níveis de cinza e proporcionando uma maior definição dos objetos de interesse. A seguir são definidos os principais conceitos associados a esta área de pesquisa.

3.2.1 DILATAÇÃO E EROSÃO

As duas operações fundamentais de morfologia matemática são a dilatação e a erosão. Enquanto a dilatação permite que os objetos em uma cena "cresçam" ou "engrossem", a erosão resulta na operação inversa, na qual os objetos "encolhem" ou "afinam".

Um novo componente, denominado elemento estruturante, é utilizado para controlar a modificação efetuada na imagem. Em suma, é ele quem determina a vizinhança a ser considerada no cálculo do valor transformado de cada pixel. Neste contexto, é preciso definir a origem de tais elementos, a qual permite posicioná-los em um determinado pixel. Computacionalmente, os elementos estruturantes são representados por uma matriz de 0*s* e 1*s*. Alguns exemplos, com suas respectivas origens (representadas pelo ponto branco), são ilustrados na Figura 5.



Figura 5: Exemplos de elementos estruturantes planares abrangendo uma vizinhança 3×3 . O ponto branco denota o centro do elemento estruturante: (a) diamante, (b) quadrado e (c) hexagonal (DORINI, 2009).

Matematicamente, a dilatação é definida em termos de operações de conjunto. A dilatação de f por B, denotada $f \oplus B$, é definida como

$$f \oplus B = \left\{ z \mid (\hat{B})_z \cap f \neq \emptyset \right\},\tag{14}$$

em que f denota a imagem sendo operada e B é um segundo conjunto, chamado anteriormente de elemento estruturante. A dilatação de f por B começa com a obtenção da reflexão¹ de Bem torno de sua origem, seguida da translação² dessa reflexão por z (GONZALEZ; WOODS, 2001). A dilatação de f por B é, então, o conjunto de todos os deslocamentos, z, de forma que \hat{B} e f se sobreponham em pelo menos um ponto. Observe que o resultado depende do formato do elemento estruturante. A Figura 6 ilustra um exemplo de dilatação binária.



Figura 6: Exemplo de dilatação binária: (a) imagem original, (b) aplicação do elemento estruturante da Figura 5(a) e (c) imagem dilatada (os pixels na cor cinza foram criados) (DORINI, 2009).

¹A reflexão de um conjunto *B*, indicada por \hat{B} , é definida como $\hat{B} = \{w \mid w = -b, \text{para } b \in B\}$, em que *B* é o conjunto de pixels pertencentes a um objeto em uma imagem e \hat{B} é o conjunto dos pontos em *B* cujas coordenadas (x, y) foram substituídas por (-x, -y).

²A translação de um conjunto *B* no ponto $z = (z_1, z_2)$, indicada por $(B)_z$ é definida como $(B)_z = \{c \mid c = b + z, \text{para } b \in B\}$. Se *B* é o conjunto de pixels pertencente a um objeto em uma imagem, $(B)_z$ é o conjunto de pontos em *B* cujas coordernadas (x, y) foram substituídas por $(x + z_1, y + z_2)$ (GONZALEZ; WOODS, 2001).

A operação de dilatação para imagens em níveis de cinza pode ser definida em termos do máximo na vizinhança definida pelo elemento estruturante transladado (SOILLE, 2003):

Definição 3.1 (*Dilatação*) A dilatação de uma imagem f pelo elemento estruturante planar B, $(f \oplus B)(\mathbf{x})$, é dada por:

$$(f \oplus B)(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{b} \in B} \{ f(\mathbf{x} + \mathbf{b}) \},$$
(15)

ou seja, o valor dilatado de um pixel x é o máximo na vizinhança definida por B.

Desta forma, o resultado esperado após a operação é o realce das regiões associadas aos níveis de intensidade mais altos. A Figura 7(b) ilustra um exemplo de dilatação em imagens de níveis de cinza.



Figura 7: Exemplo de dilatação em uma imagem em níveis de cinza: (a) imagem original e sua dilatação utilizando um elemento estruturante (b) planar (quadrado 5×5) e (c) não-planar (parabolóide 3×3).

Observe que as regiões mais claras da imagem, associadas aos níveis de intensidade mais alto, são enfatizadas. Contudo, a localização das bordas não é preservada, o que pode constituir um problema em aplicações que precisam desta informação.

A definição matemática da erosão é análoga à da dilatação. A erosão de f por B, denotada $f \ominus B$, é definida como

$$f \ominus B = \{ z \mid (B)_z \subseteq f \}.$$
(16)

Em outras palavras, a erosão de f por B é o conjunto de todos os pontos z tais que B, quando transladado por z fique contido em f, ou seja, o conjunto dos pontos de f, de tal forma que o elemento estruturante B esteja totalmente incluído em f(GONZALEZ; WOODS, 2001). Afirmar que B tem de estar contido em f é equivalente a dizer que B não tem elementos comuns com o fundo, isto é:

$$f \ominus B = \{ z \mid (B)_z \cap f^c = \emptyset \}$$
(17)

em que f^c é o complemento de $f \in \emptyset$ é o conjunto vazio. A Figura 8 ilustra um exemplo de erosão binária, em que o objeto de interesse é representado pela cor preta. Observe que a pequena região de fundo presente no centro do objeto de interesse aumenta.

A operação de erosão para imagens em níveis de cinza pode ser definida em termos do mínimo na vizinhança definida pelo elemento estruturante transladado (SOILLE, 2003):



Figura 8: Exemplo de erosão binária: (a) imagem original, (b) aplicação do elemento estruturante da Figura 6(d) e (c) imagem dilatada (os pixels na cor cinza foram eliminados) (DORINI, 2009).

Definição 3.2 (*Erosão*) A erosão de uma imagem f pelo elemento estruturante planar B, $(f \ominus B)(\mathbf{x})$, é dada por:

$$(f \ominus B)(\boldsymbol{x}) = \min_{\boldsymbol{b} \in B} \{ f(\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}) \},$$
(18)

ou seja, o valor erodido de um pixel x é o mínimo na vizinhança definida por B.

Portanto, a operação de erosão tem como resultado o realce das regiões mais escuras da imagem original (representadas por níveis de intensidade mais baixos). A Figura 9(b) ilustra um exemplo de erosão em imagens em níveis de cinza.



Figura 9: Exemplo de erosão: (a) imagem original e sua erosão utilizando um elemento estruturante (b) planar (quadrado 5×5) e (c) não-planar (parabolóide 3×3).

Os elementos estruturantes podem ser classificadas em duas categorias: planares, que possuem as características mencionadas no início desta seção, ou não-planares, que possuem valores distintos associados à cada posição, os quais podem ser interpretados como "pesos" dados às diferentes direções consideradas. Embora amplamente utilizados, devido principalmente à facilidade de implementação e resultados satisfatórios em muitos casos, elementos estruturantes planares não conseguem extrair algumas propriedades específicas das imagens. Por exemplo, seu uso transforma as regiões em torno de máximos e mínimos locais em regiões planas, podendo causar o deslocamento da sua posição e constituindo um problema para diversas aplicações (JACKWAY; DERICHE, 1996).

Quando funções estruturantes não-planares são utilizadas, as operações de erosão e dilatação são definidas da seguinte forma (JACKWAY, 1994):

Definição 3.3 (*Dilatação*) A dilatação de uma imagem f pelo elemento estruturante $B_{\sigma}(\mathbf{x})$, $(f \oplus B_{\sigma})(\mathbf{x})$, é dada por:

$$(f \oplus B_{\sigma})(\boldsymbol{x}) = \max_{\boldsymbol{b} \in B_{\sigma}} \{ f(\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}) + B_{\sigma}(\boldsymbol{b}) \}.$$
(19)

Definição 3.4 (Erosão) A erosão de uma imagem f pelo elemento estruturante $B_{\sigma}(\mathbf{x})$, $(f \ominus B_{\sigma})(\mathbf{x})$, é dada por:

$$(f \ominus B_{\sigma})(\boldsymbol{x}) = \min_{\boldsymbol{b} \in B_{\sigma}} \{ f(\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}) - B_{\sigma}(\boldsymbol{b}) \}.$$
 (20)

Exemplos de aplicação destas operações podem ser observados nasFiguras 7(c) e 9(c). Elementos estruturantes não-planares podem ser utilizados na definição de transformações morfológicas dependentes de escala, as quais permitem a análise de diferentes níveis de representação, fator essencial para lidar adequadamente com a natureza multi-escala das imagens. No contexto deste trabalho, serão consideradas na definição de um operador para pré-processamento das imagens de entrada (DORINI, 2009).

3.2.2 ABERTURA E FECHAMENTO

As operações de erosão e dilatação possuem algumas limitações mas, se combinadas de forma adequada, resultam em transformações morfológicas mais robustas. A erosão, por exemplo, além de eliminar pequenas estruturas, também pode causar a redução de outras. Contudo, se uma dilatação for aplicada na imagem erodida, parte das estruturas perdidas será recuperada. Tal procedimento constitui uma operação denominada abertura morfológica:

$$(f \circ B)(\mathbf{x}) = (f \ominus B)((f \oplus B)(\mathbf{x})), \tag{21}$$

em que $(f \ominus B)$ e $(f \oplus B)$ denotam, respectivamente, a erosão e dilatação da imagem f com o elemento estruturante B. Esta operação remove completamente regiões que não contém o elemento estruturante, suaviza os contornos dos objetos, quebra conexões estreitas e remove saliências (GONZALEZ; WOODS, 2001). Analogamente, o fechamento morfológico de f por B, denotado $f \bullet B$, consiste na dilatação seguida da erosão:

$$(f \bullet B)(\mathbf{x}) = (f \ominus B)((f \oplus B)(\mathbf{x})), \tag{22}$$

Como a abertura, o fechamento morfológico tende a suavizar os contornos dos objetos. Por outro lado, funde pequenas quebras e alarga golfos estreitos eliminando pequenos orifícios menores que o elemento estruturante (GONZALEZ; WOODS, 2001).

Considere como exemplo a Figura 10. Com o resultado obtido a partir da abertura é possível verificar a regularização do contorno (Figura 10(b)). Já a operação de fechamento alarga os espaços brancos suprimindo a fenda do centro da imagem (Figura 10(c)). Nas imagens em níveis de cinza, a abertura tende a eliminar as estruturas claras, enquanto o fechamento atua sobre as estruturas escuras, assim como ilustrado na Figura 11.



Figura 10: Exemplo: (a) Imagem binária, (b) Abertura e (c) Fechamento.



Figura 11: Exemplo: (a) imagem original e sua (b) abertura e (c) fechamento (ambos com elemento estruturante planar quadrado 5×5).

Essa combinação de operações é apenas uma das inúmeras possibilidades. Aplicações também podem requerer a aplicação sucessiva das operações de erosão e dilatação com diferentes elementos estruturantes, por exemplo. Em outros casos, na abertura morfológica a dilatação pode não conseguir recuperar adequadamente estruturas perdidas no processo de erosão. Neste contexto, uma alternativa é a utilização de uma imagem auxiliar, denominada marcadora, como ponto de partida para processar a imagem através da reconstrução morfológica, descrita a seguir.

3.2.3 RECONSTRUÇÃO MORFOLÓGICA

A reconstrução é uma transformação morfológica envolvendo duas imagens e um elemento estruturante (ao invés de uma única imagem e elemento estruturante, como foi o caso para as operações definidas até aqui). Uma imagem, denominada marcadora, é o ponto de partida para a transformação. A outra, denominada máscara, restringe a transformação. O elemento estruturante utilizado define a conectividade, bem como a vizinhança a ser considerada no cálculo do valor transformado de um pixel.

Na reconstrução morfológica por dilatação, uma "semente" definida entre os objetos na imagem marcadora pode ser dilatada considerando-se um elemento estruturante elementar. O resultado será comparado com a imagem máscara, sendo avaliada a interseção dessas duas imagens. O processo é repetido até a idempotência, ou seja, até que o resultado atual seja igual ao anterior. Com essa operação, é possível a extração ou a recuperação de elementos, desde que se saiba sua posição (NEVES, 2003).

Na abertura morfológica, a erosão remove pequenos objetos e a dilatação subseqüente

expande a forma daqueles que permanecem. No entanto, a exatidão desta restauração depende da semelhança entre as formas e o elemento estruturante. Já a abertura por reconstrução restaura exatamente a forma dos objetos que restaram após a erosão (GONZALEZ; WOODS, 2001).

A Figura 12(b) ilustra a reconstrução da imagem original (Figura 12(a)) a partir da imagem máscara obtida pela erosão utilizando o elemento estruturante planar quadradro 5×5 . Observe que, ao passo que pequenas estruturas são eliminadas, as intermediárias são simplificadas (os níveis de cinza se tornam mais homogêneos).



Figura 12: Exemplo: (a) imagem original e (b) sua reconstrução morfológica.

3.2.4 GRADIENTE MORFOLÓGICO

Outra operação importante é o gradiente morfológico, que pode ser aplicado para a localização das fronteiras que separam os objetos presentes na cena. Esta operação consiste na diferença entre a dilatação e a erosão de uma imagem:

$$(f \circledast B)(\mathbf{x}) = (f \oplus B)(\mathbf{x}) - (f \oplus B)(\mathbf{x}), \tag{23}$$

em que $(f \ominus B)$ e $(f \oplus B)$ denotam, respectivamente, a erosão e dilatação da imagem f com o elemento estruturante B.

O gradiente morfológico possibilita encontrar as regiões da imagem em que há maior variação dos níveis de cinza entre pixels adjacentes. Como uma borda (limite entre dois objetos) é uma região onde os níveis de cinza variam mais, o gradiente se acentua nessas regiões (resultando em pixels com nível de cinza mais claro) do que no restante da imagem. A Figura 13 ilustra um exemplo onde pode-se observar que os pixels associados às bordas são realçados.



Figura 13: Exemplo: (a) imagem original e (b) seu gradiente morfológico.

A utilização dos operadores morfológicos permite uma melhor aproximação das características visuais dos objetos presentes na imagem. Assim como na visão humana, eles são capazes de aproximar e destacar detalhes que não eram perceptíveis antes da sua aplicação tornando-se, portanto, uma ferramenta importante no processamento de imagens digitais. Neste trabalho, os operadores morfológicos são usados para melhorar a definição do contorno das bolhas de gás das imagens do escoamento bifásico, bem como para a criação de uma imagem marcadora a qual será utilizada na etapa de segmentação.

3.3 SEGMENTAÇÃO

A palavra segmentação é utilizada para descrever o processo de agrupamento dos componentes de um grupo que são semelhantes em relação a alguma característica ou conjunto de características. No contexto de processamento de imagens, um agrupamento ideal irá identificar as regiões da imagem que correspondem aos objetos únicos e distintos no ambiente visual (VERNON, 1991), ou seja, a segmentação define o conjunto de regiões capaz de diferenciar e separar os vários elementos presentes na cena.

Considere que a imagem é inicialmente composta por uma única região, denotada por R. Pode-se considerar a segmentação como um processo que particiona R em n subregiões R_1, R_2, \ldots, R_n em que as seguintes condições são satisfeitas (GONZALEZ; WOODS, 2001):

- 1. $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$
- 2. R_i é um conjunto conectado, i = 1, 2, ..., n.
- 3. $R_i \cap R_j = \emptyset$ para todo *i* e $j, i \neq j$.
- 4. $P(R_i) = VERDADEIRA$ para i = 1, 2, ..., n.
- 5. $P(R_i \bigcup R_j) = FALSO$ para qualquer região adjacente $R_i \in R_j$.

Aqui, \emptyset é o conjunto vazio e *P* é uma propriedade lógica definida sobre os pontos do conjunto R_i (utilizada como uma medida de similaridade para agrupar os pixels). A condição (1) indica que cada pixel deve pertencer a uma região da imagem. A condição (2) requer que os pontos em uma região sejam conectados segundo algum critério pré-definido (similaridade nos níveis de cinza, por exemplo). A condição (3) estabelece que as regiões devem ser disjuntas, isto é, sem intersecções. A condição (4) refere-se às propriedades que devem ser satisfeitas pelos pixels em uma região segmentada (por exemplo, $P(R_i) = VERDADEIRA$ se todos os pixels em R_i tiverem o mesmo nível de cinza). Finalmente, a condição (5) indica que as regiões adjacentes $R_i \in R_j$ são diferentes, em relação a propriedade definida P (GONZALEZ; WOODS, 2001).

De forma geral, a segmentação não é um processo trivial, sendo sensível a fatores tais como variações nas condições de iluminação e ruídos, comuns em imagens adquiridas em ambientes não controlados. Neste contexto, técnicas de segmentação são tipicamente precedidas de uma etapa de pré-processamento, a qual é responsável minimizar tais fatores.

A importância da etapa de segmentação para o processamento e análise de imagens tem motivado vários pesquisadores a buscar soluções eficientes. Algumas metodologias incluem segmentação por região, contorno ou textura; morfológica ou cor. A escolha dependerá dos objetivos específicos de cada aplicação (JAIN, 1989). A seguir são descritas duas categorias de abordagens de segmentação (utilizadas neste trabalho): crescimento de regiões e limiarização. A primeira efetua o processo de segmentação pelo agrupamento de áreas elementares que partilham características comuns, definindo uma conexão de áreas bidimensionais chamadas regiões. Exemplos de características incluem nível de cinza do pixel ou algum padrão de textura elementar. Por outro lado, a segmentação baseada em limiriazição baseia-se na escolha de um ou mais valores de níveis de cinza que permitam classificar um pixel como objeto ou fundo.

3.3.1 SEGMENTAÇÃO POR LIMIARIZAÇÃO

Uma das técnicas mais simples de segmentação é conhecida como limiarização ou binarização. Basicamente, é um método que converte uma imagem em níveis de cinza em uma imagem binária, a qual idealmente deve separar os objetos de interesse do fundo. Para tal é preciso especificar um valor, denominado limiar, que define se um determinado pixel pertence ao objeto ou ao fundo. Em suma, qualquer pixel cujo valor de intensidade é maior que o limiar é definido como pertencente ao objeto. Caso contrário, o ponto é classificado como pertencente ao fundo. Em outras palavras, a imagem limiarizada g(x, y) é definida como:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f(x,y) \ge T \\ 0 & \text{se } f(x,y) < T \end{cases}$$
(24)

em que T denota o limiar e os nível de intensidade 1 e 0 representam, respectivamente, objeto (branco) e fundo (preto) (GONZALEZ; WOODS, 2001) (recorda-se que, para facilitar a vizualização das imagens na versão impressa, neste trabalho o objeto é representado pela cor preta e o fundo pela cor branca).

Existem duas variações para a limiarização, denominadas global e local adaptativa. Para definir se a primeira pode ser considerada (ou seja, se é possível utilizar um único valor de limiar para toda a imagem), usualmente torna-se necessária a análise do histograma da imagem. Como este consiste na representação gráfica da distribuição dos seus níveis de cinza, é possível identificar os agrupamentos dos valores de intensidade da mesma. Como exemplo, considere que a imagem da Figura 14(a) precisa ser segmentada. Neste caso, conforme ilustrado no histograma da Figura 14(b), os pixels do objeto e do fundo não têm níveis de intensidade que podem ser agrupados adequadamente, fazendo com que o resultado da binarização não seja satisfatório.



Figura 14: Exemplo de segmentação: (a) imagem original, (b) seu histograma e (c) imagem segmentada com base na técnica de limiarização global (limiar de 80).

Este exemplo ilustra o fato que a abordagem é bastante limitada. Como o objeto de interesse (animal) não possui um nível de cinza predominante, não é possível determinar um único valor de intensidade para segmentá-lo. Além disso, para que o resultado seja satisfatório, é tipicamente necessário que a imagem de entrada tenha sido adquirida em condições controladas de iluminação e sem ruídos. Portanto, apesar de o processo ser bastante simples, sua aplicação é condicionada àquelas imagens onde as intensidades entre os objetos e o fundo são contrastantes, o que na prática raramente ocorre.

Já na abordagem de limiarização local adaptativa busca-se a definição de valores limiares distintos para cada região da imagem. Um algoritmo de limiarização adaptativa ideal é aquele que consegue obter o mesmo resultado que a limiarização global em imagens contrastantes. Neste caso, o brilho de cada pixel deve ser normalizado para compensar problemas de iluminação, e só então o pixel é classificado como objeto ou fundo (SOILLE, 2003).

As principais vantagens desta abordagem são a melhor tolerância a irregularidades do fundo e a melhor sensibilidade a variações locais. Como limitações, tem-se o fato que ela é computacionalmente lenta (considerando que é preciso efetuar cálculos para determinar o melhor limiar para cada região) e sensível a parâmetros tal como tamanho e formato da vizinhança considerada para estimar o limiar.

Considere novamente o exemplo anterior, em que a imagem de entrada é composta por objetos sem contraste significativo com relação ao fundo. O resultado da limiarização adaptativa utilizando a técnica de *Wellner* pode ser observado na Figura 15 (b)(WELLNER, 1993).





Note que, embora seja possível visualizar melhor o contorno do objeto de interesse, o resultado ainda não é satisfatório. A separação total do fundo requer o uso de técnicas mais sofisticadas, tais como aquelas discutidas na sequência deste trabalho.

3.3.2 SEGMENTAÇÃO BASEADA EM CRESCIMENTO DE REGIÕES (*REGION GRO-WING*) E SEPARAÇÃO E JUNÇÃO (*SPLIT AND MERGE*)

Como o próprio nome indica, na segmentação baseada em crescimento de regiões a abordagem básica consiste em começar com um conjunto de pixels denominados "sementes" e, a partir destes, criar regiões anexando os pixels vizinhos que têm propriedades pré-definidas semelhantes às suas, tais como intervalos específicos de nível de cinza ou cor (GONZALEZ; WOODS, 2001). Duas dificuldades associadas ao crescimento de regiões são a seleção de sementes que representem adequadamente as regiões de interesse e a escolha de propriedades adequadas para a agregação de pontos nas várias regiões durante o processo de crescimento.

Por outro lado, a abordagem baseada em separação em junção (também referenciada como dividir e mesclar) busca subdividir a imagem em um conjunto de regiões arbitrárias e disjuntas e, então, realizar a sua união na tentativa de satisfazer as condições estabelecidas na seção 3.3 (GONZALEZ; WOODS, 2001). Para tal, exige-se que a união seja realizada em regiões adjacentes cujos pixels combinados satisfaçam uma propriedade *P*, ou seja, duas regiões adjacentes $R_i \in R_j$ são unidas apenas se $P(R_i \cup R_j) =$ VERDADEIRO. Diferentes variações dessa abordagem básica são possíveis. Por exemplo, uma possibilidade é dividir inicialmente a imagem em blocos quadrados segundo a abordagem *quadtree*, uma estrutura hierárquica baseada na decomposição recursiva e regular da imagem em quadrantes.

As próximas duas seções discutem as abordagens de segmentação utilizadas nos testes experimentais deste trabalho, ambas baseadas em crescimento de regiões.

3.3.3 TRANSFORMADA DE WATERSHED

A transformada de *watershed*, também chamada de "linha divisora de águas" foi proposta no final da década de 70 e introduziu o conceito de segmentar imagens a partir de um gradiente e interpretando-as como superfícies. É uma das técnicas de crescimento de regiões mais comumente utilizada (BEUCHER; MEYER, 1993).

Para facilitar o entendimento desta abordagem, considere a imagem a ser segmentada como sendo uma superfície topográfica, em que as intensidades dos pixels correspondem a valores de altitude ou elevação dos pontos (Figura 16(a)). Dessa forma, o conjunto de pixels da imagem forma uma superfície composta por vales e picos com diversas elevações (Figura 16(b)). Um processo de imersão simula a inundação da superfície a partir de perfurações localizadas nas regiões mais baixas da superfície. À medida que a água penetra nessas regiões, conhecidas como mínimos regionais, vales são gradativamente inundados, formando bacias de retenção (Figura 16(c)). Quando as águas de duas bacias vizinhas entram em contato, uma linha de contenção é criada entre elas. O processo de imersão continua até que toda a superfície esteja sob a água, tal que haverá uma linha de contenção delimitando cada bacia de retenção (Figura 16(d)). Ao final do processo, um conjunto de linhas de contenção (*watershed*) é formado para evitar o transbordamento das águas entre diferentes bacias. Essas linhas definem o contorno dos objetos da imagem (Figura 16(e))(GONZALEZ; WOODS, 2001).



Figura 16: Ilustração da Transformada de Watershed (a) imagem em níveis de cinza, (b) representação de (a) como uma superfície topográfica e (c)-(e) processo de inundação e construção de diques/linhas de contenção (IMAGE..., 2011).
No entanto, mínimos ou máximos locais (freqüentemente utilizados como marcadores) podem corresponder a estruturas não-significativas ou ruído, causando super-segmentação. Para evitar este problema, uma alternativa é selecionar os extremos segundo algum critério específico, tal como contraste ou área, por exemplo. A Figura 17 ilustra um exemplo. A utilização de todos os máximos locais como marcadores causa um problema conhecido como super-segmentação (Figura 17(b)), em que as sub-regiões resultantes são muitas e não são significativas. Se somente pontos que possuem um contraste maior que 15 forem utilizados como marcadores, um resultado mais preciso é obtido (Figura 17(c)).

Contudo, este resultado ainda não é satisfatório, pois irregularidades nas bordas das regiões conduziram a vazamentos de água no processo de imersão, fazendo com que a fronteira do objeto de interesse ficasse incorretamente localizada (observe a região acima da cabeça do animal). Para resolver este problema, a imagem de entrada foi pré-processada de tal forma que as bordas (e, portanto, o gradiente) fossem realçadas. O resultado pode ser observado na Figura 17(d).



Figura 17: Transformada de *watershed*: (a) imagem original e resultado da segmentação utilizando como marcadores (b) máximos locais, (c) pontos que possuem um contraste maior que 15 e (d) pontos que possuem um contraste maior que 15 pré-processando a imagem para enfatizar contornos.

São diversos os algoritmos que implementam a transformada de *watershed*. Alguns deles são discutidos sucintamente a seguir:

3.3.3.1 TRANSFORMADA DE WATERSHED COM BASE NA TRANSFORMADA DE DISTÂNCIA

Uma das formas mais simples de implementar a transformada de *watershed* (tendo como base imagens binárias) é pela análise da distância de cada pixel em relação ao seu pixel mais próximo com valor diferente de zero. Esta abordagem é conhecida como transformada de distância (SOILLE, 2003).

Para melhor compreensão do processo, considere o problema de separar as duas áreas circulares da Figura 18(a), frequentemente encontrado em aplicações práticas. O problema é ocasionado quando áreas muito próximas possuem níveis de intensidade semelhantes ou quanto os objetos de interesse estão sobrepostos. O objetivo é separar as regiões em que se observa a junção indesejada dos objetos. Uma possível solução é utilizar a transformada de distância,

ilustrada pela Figura 18(b), como base para cálculo da transformada de *watershed*. O resultado obtido é satisfatório, conforme ilustra a Figura 18(c).



Figura 18: Segmentação *Watershed* por transformada de distância: (a) imagem original, (b) transformada de distância e (c) resultado da segmentação.

3.3.3.2 TRANSFORMADA DE WATERSHED COM BASE NO GRADIENTE

Na Seção 3.2.4, o conceito de gradiente morfológico é apresentado como uma aplicação importante para a localização das fronteiras que separam os objetos na cena. O uso da informação relacionada à magnitude do gradiente também permite uma melhor definição das áreas a serem separadas pela transformada de *watershed*.

A magnitude do gradiente tem valores altos nos pixels ao longo das bordas e valores mais baixos fora delas. Portanto, idealmente o resultado deveria ressaltar as "linhas de contenção". Entretanto, não se aplica a todas as soluções práticas, em virtude da presença de ruídos e de outras irregularidades locais do gradiente (decorrentes de variações de iluminação associadas ao processo de aquisição da imagem, por exemplo).

3.3.3.3 WATERSHED A PARTIR DE MARCADORES DE CONTROLE

Quando usados separadamente, tanto o gradiente quanto a transformada de distância podem causar super-segmentação, principalmente quando se observa a presença de ruídos e outras irregularidades, conduzindo a resultados não satisfatórios. Uma abordagem alternativa, mais eficiente em muitas aplicações práticas, consiste na utilização de uma imagem auxiliar, a qual determina um conjunto de marcadores para os objetos de interesse e para o fundo. Estes marcadores, que irão representar os "pontos de inundação", também podem ser utilizados para modificar a imagem de gradiente a fim de conter pontos de mínimos regionais apenas nos locais desejados.

Vários métodos têm sido utilizados para calcular marcadores, muitos dos quais utilizam operações básicas de processamento de imagens, tal como binarização e extração de mínimos regionais. Além disso, são tipicamente empregados métodos de pré-processamento, visando reduzir os erros decorrentes da presença de artefados, tais como ruídos. Tais métodos devem suavizar regiões homogêneas ao mesmo tempo em que preservam a localização de detalhes relevantes, tal como bordas, por exemplo. O método deve ser escolhido em função da natureza específica das imagens associadas à aplicação de interesse (GONZALEZ; WOODS, 2001). Tipicamente, os passos necessários para aplicação da abordagem são:

- 1. Pré-processar a imagem de entrada para eliminar artefatos e enfatizar contornos (neste exemplo, foi utilizado um operador baseado em operações de morfologia matemática (DO-RINI, 2009)) (Figura 19(b)).
- 2. Calcular o gradiente da imagem de entrada, que também irá atuar como delimitador de regiões. Desta forma, um ponto de inundação cria uma linha de contenção se encontrar tanto outra fonte de inundação quanto uma borda (Figura 19(c)).
- 3. Marcar os objetos de interesse, determinando um ou mais conjuntos de pixels conectados dentro dos objetos de interesse. Analogamente, criar um ou mais marcadores para o fundo, determinando regiões que não fazem parte dos objetos de interesse.
- 4. Modificar imagem de entrada de tal forma que esta só tenha máximos (ou mínimos) locais nas regiões correspondentes aos marcadores dos objetos e do fundo (que representam os pontos onde a inundação é iniciada) (Figura 19(d)).
- 5. Aplicar a transformada de *watershed*, gerando outra imagem (que idealmente deve estar segmentada segundo as regiões de interesse) (Figuras 19(e) e (f)).



Figura 19: Exemplo da transformada de watershed baseada em marcadores.

Esta também foi a estratégia utilizada para obter o resultado ilustrado anteriormente na Figura 17. Como um conjunto diferente de marcadores foi considerado, observe que o bico é segmentado de forma distinta, por exemplo. É importante ressaltar que o processo de extração de marcadores pode variar desde procedimentos simples até métodos mais complexos (que envolvem tamanho, forma, localização, distâncias relativas, o conteúdo da textura e assim por diante). O uso de marcadores traz um conhecimento *a priori* que permite minimizar o problema de super-segmentação.

Contudo, é fato que a segmentação não é uma tarefa trivial, principalmente quando são utilizadas imagens adquiridas em condições reais, sem controle das condições de iluminação, por exemplo. Portanto, a escolha da abordagem mais adequada à aplicação específica sendo considerada é fundamental para obter uma maior exatidão nos resultados. Visando realizar um estudo comparativo, este trabalho também explorou uma abordagem alternativa de segmentação baseada em métodos *Level Set*. Estes vêm sendo amplamente utilizados para resolução de problemas em diferentes áreas da ciência e da engenharia. Uma de suas principais vantagens está relacionada à capacidade de tratar eficazmente mudanças topológicas e/ou descontinuidades que podem eventualmente ocorrer durante a propagação de interfaces. A próxima seção apresenta uma breve introdução aos princípios do método (mostrou-se mais preciso nos testes experimentais) e sua aplicação ao problema de segmentação de imagens.

3.3.4 LEVEL SETS

Um número significativo de problemas de diversas áreas se reduz ao estudo da propagação de interfaces, as quais usualmente correspondem a fronteiras entre diferentes regiões (geometricamente, uma interface pode ser considerada uma curva ou superfície que divide dois meios interagindo entre si). São duas as representações possíveis de uma interface: explícita e implícita. Como o próprio nome indica, no primeiro caso os pontos que pertencem à interface são definidos explicitamente, ao passo que na representação implícita a definição da interface se dá através do volume de alguma função (SETHIAN, 1999).

Considere como exemplo o volume zero de $\phi(x) = x^2 - 1$, ou seja, o conjunto de todos os pontos onde $\phi(x) = 0$ (Figura 20). Neste caso, pode-se realizar uma divisão em três partes distintas, pertencentes ao mesmo espaço dimensional, no qual são definidos três subdomínios separados, $(\infty, -1)$, (-1, 1) e $(1, \infty)$. A parte interna do domínio é referenciada por $\Omega^- = (-1, 1) \in \Omega^+ = (-\infty, -1) \cup (1, \infty)$ denota a parte que está fora deste. Dois pontos $\partial \Omega = \{-1, 1\}$ demarcam a fronteira, aqui denominada *interface*, entre as partes interna e externa.



Figura 20: Função implícita $\phi(x) = x^2 - 1$ definindo as regiões Ω^- e Ω^+ bem como a borda $\partial \Omega$.

Tais interfaces se movem de acordo com sua própria geometria ou segundo as leis da física associadas ao problema, podendo se dividir, fundir ou mesmo desaparecer com a evolução do tempo (NAPOLITANO, 2004). Este movimento está relacionado à velocidade dada por uma função que pode depender de propriedades locais (determinadas por informações geométricas locais, tais como a curvatura), globais (determinadas pela forma e posicionamento da curva) e

independentes (aquelas que não dependem da forma da curva como, por exemplo, a velocidade de um fluído sob tal curva) (SETHIAN, 1999).

A escolha da função de velocidade adequada caracteriza um desafio em diversos problemas. Para facilitar a discussão dos conceitos, assumiremos que ela é conhecida (para maiores detalhes sobre bons modelos veja (SETHIAN, 1999)). Suponha, por exemplo, que a interface se mova em direção à sua normal com velocidade proporcional à curvatura local.

A Figura 21(a) ilustra um exemplo. As setas vazias e preenchidas denotam curvaturas negativas e positivas (dependentes da orientação da curva), respectivamente, e seu tamanho varia de acordo com a magnitude. Um método simples para modelar tal curva consiste na parametrização, o que envolve a utilização de marcadores ao longo da superfície (Figura 21(b)).





A parametrização consiste basicamente em avançar as posições dos pontos segundo especificado pela função de velocidade, recalcular tais pontos e reiterar. Contudo, nesta abordagem, pequenos erros iniciais podem tornar-se problemas sérios, por vezes exigindo que métodos subjetivos sejam usados para adicionar ou remover marcadores (SETHIAN, 1999). Considere, por exemplo, um caso em que duas curvas separadas evoluem de tal forma que se fundem em um dado instante do tempo.

Neste caso, para que o contorno real possa ser identificado, uma solução baseada em parametrização precisaria eliminar os marcadores que ficassem internos a esta curva. Tal tarefa, já complexa para o caso bidimensional, torna-se ainda mais complicada pra dimensões maiores. Além disso, da mesma forma que muitas outras abordagens simples para modelar a evolução de interfaces, o método descrito falha ao modelar movimentos mais complexos.

Neste contexto, pode-se explorar o método *Level Set*, uma técnica computacional para rastrear e propagar uma interface ao longo do tempo que tem se mostrado precisa em muitos problemas com complexidades topológicas, tais como cantos e extremidades. Além disso, consiste em um esquema robusto e relativamente simples de se implementar (SETHIAN, 1999). Devido a sua acurácia e versatilidade, esta formulação está sendo amplamente aplicada à diversas áreas científicas, incluindo mecânica dos fluidos, ciência dos materiais e visão computacional.

Sua idéia principal consiste na representação de uma determinada interface como a interface de nível zero de uma função de maior dimensão (denominada função *Level Set*). Tal formulação, ilustrada na Figura 22 para o caso bidimensional, conduz a uma representação

eficiente e versátil da evolução das curvas. A região cinza da figura ilustra o nível zero da função *Level Set*.



Figura 22: Princípio do método *Level Set*. A Figura à esquerda apresenta unicamente a expansão de uma circunferência, e a Figura situada à direita ilustra a tal circunferência como sendo a curva de nível zero de uma função de maior dimensão (Baseado em (SETHIAN, 1999)).

Uma das principais vantagens do método está relacionada ao fato que ele é capaz de tratar eficazmente mudanças topológicas e/ou descontinuidades que podem eventualmente surgir durante a propagação da curva de nível zero estudada. A seguir, serão apresentados os fundamentos nos quais o método está baseado.

Dada uma hipersuperfície (N - 1)-dimensional fechada, $\Gamma(t = 0)$, objetiva-se propor uma formulação Euleriana (ou seja, em que o sistema de coordenadas permanece fixo) para a propagação de $\Gamma(t)$ em direção à sua normal segundo uma função de velocidade, *F*, a qual é dependente de diversos fatores e pode ser escrita como (OSHER; FEDKIW, 1996):

$$F = F(L, G, I), \tag{25}$$

em que L é uma propriedade local determinada pelas informações geométricas locais, G é uma propriedade global que depende da forma e posição da interface e I é uma propriedade independente desta forma. A Figura 23 ilustra um exemplo.

A idéia principal do método *Level Set* consiste em incorporar tal interface como o *Level Set* zero de uma função ϕ . Seja $\phi(x, t = 0)$, em que x é um ponto no \mathbb{R}^N definido por (SETHIAN, 1999):

$$\phi(x,t=0) = \pm d,\tag{26}$$

em que *d* é a distância de *x* para $\Gamma(t = 0)$, e o sinal de mais (menos) é escolhido se o ponto *x* está fora (dentro) da hipersuperfície inicial $\Gamma(t = 0)$. Desse modo, tem-se uma função inicial $\phi(x, t = 0) : \mathbb{R}^N \to \mathbb{R}$ com a seguinte propriedade:

$$\Gamma(t=0) = \{ x \mid \phi(x,t=0) = 0 \}.$$
(27)

Neste ponto, é preciso definir como ajustar o valor de ϕ para os demais instantes de tempo, de modo a representar corretamente a propagação da curva. Em suma, deve-se definir uma



Figura 23: Propagação com velocidade F.

equação para a função $\phi(x,t)$ de tal forma que seu *Level Set*, $\phi = 0$, contenha a incorporação da propagação de $\Gamma(t)$. Para tal, assuma que x(t) é o caminho de um ponto na interface sendo propagada, ou seja, x(t = 0) é um ponto de $\Gamma(t = 0)$ e $x'(t) \cdot n = F(x(t))$, em que x'(t) é o vetor normal à interface em x(t) e $n = \nabla \phi / |\nabla \phi|$. A exigência de que o *Level Set* zero da função ϕ deva corresponder à hipersuperfície significa que (SETHIAN, 1999):

$$\phi(x(t),t) = 0. \tag{28}$$

Pela regra da cadeia:

$$\phi_t + \nabla \phi(x(t), t) \cdot x'(t) = 0.$$
⁽²⁹⁾

Como *F* fornece a velocidade na direção normal externa, então $x'(t) \cdot n = F$. Obtem-se, assim, uma equação de evolução para ϕ , isto é

$$\phi_t + F |\nabla \phi| = 0, \tag{30}$$

dado $\phi(x, t = 0)$ (SETHIAN, 1999).

Ao inspecionar a Equação 30, constata-se que ela está na forma de uma lei de conservação hiperbólica (NAPOLITANO, 2004). Para certas formas de F, esta é uma equação Hamilton-Jabobi padrão.

São diversas as vantagens desta formulação. Inicialmente, como a função $\phi(x,t)$ permanece uma função se F é suave, $\Gamma(t)$ pode mudar sua topologia no processo de propagação. Tal fato também permite que simulações numéricas possam ser desenvolvidas utilizando uma malha discreta no domínio de x, havendo substituição para derivadas espaciais e temporais. Por exemplo, ao usar uma malha uniforme de espaçamento h, nós da malha (i, j), e empregando a notação padrão que ϕ_{ij}^n é a aproximação da solução $\phi(ih, jh, n\Delta t)$, em que Δt é o passo de tempo, pode-se escrever (NAPOLITANO, 2004)(SETHIAN, 1999):

$$\frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^{n}}{\Delta t} + F|\nabla_{i,j}\phi_{i,j}^{n}| = 0.$$
(31)

Em suma, a Equação 31 foi discretizada por uma aproximação em diferenças finitas progressivas no tempo, e $|\nabla_{i,j}\phi_{i,j}^n|$ representa algum operador de diferenças finitas apropriado para a derivada espacial.

Em princípio, o problema poderia ser solucionado calculando-se $\phi_{i,j}^{n+1}$ para cada ponto da malha em função de aproximações em diferenças finitas para a derivada espacial de ϕ . Contudo, esta idéia resulta em instabilidades, fazendo com que o comportamento da curva tornese não suave no decorrer do processo iterativo. Entretanto, se forem utilizados esquemas hiperbólicos, tais instabilidades são consideravelmente minimizadas e o comportamento da curva estudada permanece suave e homogêneo (NAPOLITANO, 2004).

Pode-se também destacar como vantagens da abordagem *Level Set* a facilidade de extensão para dimensões maiores e a determinação das propriedades geométricas intrínsecas da interface a partir da função ϕ . Diferentemente da abordagem por contornos ativos tradicionais, os contornos representados pela função *Level Set* podem "quebrar-se" ou "unir-se" durante a evolução, o que permite a manipulação automática nas possíveis mudanças topológicas, frequentemente observadas em situações práticas.

Uma analogia interessante sobre a função *Level Set* é com relação à representação de um mapa topográfico de uma trilha de caminhada, onde é possível obter elevações da superfície. Este mapa é representado de tal forma que o nível do mar corresponde à borda da interface, o oceano é representado pela parte interna da interface e as montanhas pela externa.

3.3.4.1 MÉTODO LEVEL SET - FORMULAÇÃO VARIACIONAL

Na formulação *Level Set* tradicional podem ocasionalmente surgir descontinuidades (*shocks*) no decorrer da evolução da função ϕ , conduzindo a erros em cálculos posteriores. Para evitar tais problemas, esta função precisa ser reinicializada periodicamente. Um esquema numérico comum é usado para inicializar a função ϕ como uma função de distância sinalizada antes da evolução, e então "reformular" (ou "reinicializar") a função ϕ para se tornar uma função de distância sinalizada periodicamente durante a evolução.

O processo de reinicialização tem sido utilizado a fim de manter a evolução da curva estável, possibilitando a obtenção de melhores resultados. Porém, do ponto de vista prático, a reinicialização não é adequada devido ao custo computacional e efeitos colaterais sutis que podem surgir a cada reinicialização, principalmente com relação a definição de quando e como fazê-la. Neste sentido, a formulação do *Level Set* variacional é um abordagem alternativa implementada pelo esquema de diferenças finitas, sem a necessidade de reinicialização.

A fim de manter a evolução da função *Level Set* como uma função de distância sinalizada, especialmente ao redor do *Level Set* zero, a função de distância sinalizada deve satisfazer a propriedade de $|\nabla \phi| = 1$. Por outro lado, qualquer função ϕ que satisfaça $|\nabla \phi| = 1$ é uma função de distância sinalizada mais uma constante (LI CHENYANG XU; FOX, 2005). Para tanto, é definida a seguinte integral:

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy$$
(32)

como uma métrica para caracterizar o quão perto uma função ϕ está a função de distância sinalizada em $\Omega \subset \mathbf{R}^2$. Li e colaboradores (LI CHENYANG XU; FOX, 2005) propõem a seguinte formulação variacional:

$$\boldsymbol{\varepsilon}(\boldsymbol{\phi}) = \boldsymbol{\mu} \boldsymbol{P}(\boldsymbol{\phi}) + \boldsymbol{\varepsilon}_{m}(\boldsymbol{\phi}) \tag{33}$$

em que $\mu > 0$ é uma ponderação que penaliza o desvio de (ϕ) a partir de uma função de distância sinalizada e $\varepsilon_m(\phi)$ é a energia que irá conduzir o movimento da curva do *Level Set* zero de ϕ .

A formulação variacional da equação 33 é aplicada para segmentação de imagens por contornos ativos, de modo que a curva de nível zero de ϕ pode evoluir para as características desejadas em uma imagem. Para este fim, a energia ε_m é definida como uma funcional que depende dos dados da imagem, e, portanto, é denominada *energia externa*. Analogamente, a energia $P(\phi)$ é denominada *energia interna*.

Durante a evolução de ϕ , a curva de nível zero será movida pela energia externa ε_m . Entretanto, devido ao efeito de penalizar a energia interna, a evolução da função ϕ será mantida automaticamente como uma aproximação da função de distância sinalizada durante a evolução. Portanto, o procedimento de reinicialização é completamente eliminado. Devido a estas vantagens, este método foi considerado nos testes experimentais realizados neste trabalho (foi utilizado o código-fonte disponibilizado por(LI CHENYANG XU; FOX, 2005)).

3.3.4.2 SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS UTILIZANDO MÉTODOS *LEVEL SET*: UMA VISÃO INTUITIVA

O papel do método *Level Set* em aplicações de processamento de imagens está usualmente relacionado a técnicas de equações diferenciais parciais envolvendo uma ou mais das seguintes características: (a) representação de uma imagem como uma função amostrada em um dada malha, cujos valores correspondem à intensidade do pixel em um espaço de cores específico; (b) regularização de soluções; (c) representação de bordas e (d) desenvolvimento de métodos numéricos(TSAI; OSHER, 2003). No contexto deste trabalho, o foco é a aplicação do método para fins de segmentação.

A solução baseada no método *Level Set* é motivada pela abordagem de contornos ativos introduzida por Kass, Witkins e Terzopoulos (KASS et al., 1987). Para que as curvas se movam em direção às bordas dos objetos de interesse sem ultrapassá-las, será introduzido o seguinte termo:

$$g_I(x,y) = \frac{1}{1 + |\nabla(G_{\sigma} * I(x,y))|}$$
(34)

em que a expressão $G_{\sigma} * I$ denota a convolução da imagem *I* com um núcleo Gaussiano com desvio padrão σ . O termo $\nabla(G_{\sigma} * I(x, y))$ é essencialmente zero, exceto próximo a variações significativas do gradiente, as quais tipicamente correspondem a bordas da imagem. Desse modo, o filtro $g_I(x, y)$ aproxima-se de um fora das bordas e tende a zero próximo a elas (SETHIAN, 1999).

Considere uma função de velocidade da forma $F = \pm 1 - \varepsilon \kappa$, em que ε é uma constante que atua como um termo de advecção (OSHER; FEDKIW, 2003) e κ um termo baseado na curvatura. Observe que, se *F* for multiplicada pelo termo definido pela Equação 34 acima, ocorrerá um retardardamento da evolução do fluxo através das bordas.

O algoritmo básico é descrito a seguir. Um marcador, colocado dentro da região a ser segmentada, evolui de forma a parar nas bordas, caso em que o termo g_I reduz a função de velocidade F para próximo de zero. Tal abordagem tem diferentes aspectos desejáveis, tais

como a possibilidade de utilização de mais de um marcador inicial (devido às propriedades topológicas do método *Level Set*, as regiões definidas por tais marcadores irão se fundir), a facilidade de extensão para extrair formas tri-dimensionais e a baixa sensibilidade a ruídos.

A Figura 24 ilustra resultados de segmentação utilizando a abordagem proposta em (LI et al., 2005) para diferentes números de iterações. Aqui, o objetivo é segmentar o núcleo da célula, no caso um leucócito. Observe, na primeira linha da figura, a ocorrência de um vazamento. Tal problema é enfrentado por diferentes abordagens de segmentação (DORINI et al., 2007). Para minimizar sua ocorrência, a imagem original foi pré-processada por um operador baseado em operações de morfologia matemática (DORINI, 2009). A segunda linha da Figura 24 ilustra os resultados obtidos ao considerar a imagem pré-processada.



Figura 24: Segmentação do núcleo de células brancas do sangue. Primeira linha: utilizando a imagem original. Segunda linha: utilização da imagem pré-processada evita a ocorrência de vazamentos.

Outro exemplo, que envolve o problema de segmentar células microscópicas, é ilustrado na Figura 25). Note que o marcador é inicializado na parte de fora da região de interesse e separa-se corretamente para englobar os dois objetos de interesse.



Figura 25: Ilustração da Segmentação por método *Level Set* (LEVEL..., 2010): (a) imagem original e marcador inicializado, (b) evolução da segmentação (b) e (c) resultado da segmentação.

3.4 CLASSIFICAÇÃO

Em determinadas aplicações, os resultados obtidos na etapa de segmentação são utilizados para obtenção de informações adicionais com relação aos objetos de interesse, usualmente através de técnicas de classificação ou reconhecimento.

Em geral, técnicas de classificação tomam como base características extraídas de modelos conhecidos de objetos (também denominados protótipos) para descrever classes e inferir a qual delas uma nova região sendo analisada pertence. Em outras palavras, dada uma imagem contendo um ou mais objetos de interesse (e o fundo) e o conjunto de classes (ou rótulos) para um conjunto de modelos conhecidos, o sistema pode atribuir corretamente rótulos para as regiões, ou um conjunto de regiões, na imagem (GONZALEZ; WOODS, 2001).

O problema de reconhecimento (ou classificação) de objetos está estritamente ligado à segmentação: sem ao menos um reconhecimento parcial dos objetos, a segmentação não pode ser feita e, sem a segmentação, não é possível o reconhecimento de objetos (JAIN; SCHUNCK, 1995). Em outras palavras, o reconhecimento de um objeto é possível através de uma identificação inicial, onde os objetos conhecidos são rotulados de acordo com os modelos conhecidos e pré-estabelecidos. O reconhecimento de novos objetos é realizado com base nesta informação.

Este processo depende da extração de características que permitam a correta identificação e diferenciação de um objeto com relação aos outros conjuntos de objetos. A próxima seção discute estes aspectos.

3.4.1 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

A definição do conjunto de características, também denominadas descritores, é determinante para o sucesso da classificação. Elas devem possibilitar a discriminação de componentes pertencentes a classes distintas, mesmo quando estas são similares. São diversas as características usadas para o reconhecimento de objetos. A maioria delas é baseada em propriedades das regiões ou contornos de uma imagem, assumindo-se que uma região ou contorno fechado corresponde a uma entidade do objeto ou parte do objeto. De forma genérica, podem ser categorizadas em características globais, locais e relacionais (JAIN; SCHUNCK, 1995):

- Características globais : usualmente referem-se à propriedades da imagem como um todo, tal como uma área e momentos de Hu. Uma definição mais aprofundada pode ser obtida em (GONZALEZ; WOODS, 2001), (JAIN, 1989) ou (VERNON, 1991).
- Características locais: são determinadas geralmente no limite de um objeto ou representam uma pequena área distinguível de uma região. Propriedades como a curvatura são comumente usadas como características locais.
- Características relacionais: baseadas nas posições relativas das diferentes entidades, sejam estas regiões, contornos fechados ou características locais. Incluem geralmente a distância entre as características e medidas de orientação relativa e são muito úteis na definição de objetos compostos por muitas regiões.

3.4.2 CLASSIFICAÇÃO

A partir da definição de características que permitam dintinguir objetos como pertencentes a diferentes classes, é possível realizar o processo de classificação de novos objetos. A classificação pode ser considerada como a etapa final em diversas aplicações de processamento de imagens digitais, uma vez que é nessa fase que um objeto é reconhecido e/ou categorizado.

A idéia básica consiste em classificar objetos com base em características pré-definidas. Abordagens de reconhecimento de padrões se enquadram nessa categoria, e seu potencial tem sido demonstrado em diversas aplicações. Nestas abordagens supõe-se que *d* características são detectadas em imagens e que foram normalizadas para que possam ser representadas em um mesmo espaço métrico d - dimensional (JAIN; SCHUNCK, 1995).

As abordagens de classificação são categorizadas em supervisionadas e não supervisionadas, dependendo da disponibilidade ou não de um conjunto de protótipos. Na classificação não supervisionada, o padrão é associado a uma classe que é aprendida com base na similaridade entre os padrões de treinamento (JAIN; MAO, 2000), ou seja, é realizada por meio de observações e descobertas. Como o sistema de dados é provido com objetos, mas nenhuma classe é previamente definida, é necessário observar os exemplos e reconhecer padrões apenas com base nestas informações. O algoritmo k-means é um exemplo de técnica de classificação não supervisionada.

A classificação supervisionada é realizada por meio de exemplos, onde um supervisor auxilia o sistema a construir um modelo, definindo classes e exemplos abastecedores destas. A partir da descrição de cada classe, isto é, das propriedades comuns nos exemplos, uma regra de classificação pode ser usada para predizer a classe dos novos objetos. Neste caso, são duas as etapas: treinamento (aprendizagem) e teste (classificação), ilustradas na Figura 26.



Figura 26: Modelo para reconhecimento de padrões (baseado em (JAIN; MAO, 2000)).

Neste esquema, é possível observar a importância de cada um dos módulos, dentre eles o de pré-processamento, usado para preparar a imagem a fim de eliminar imperfeições e segmentar o objeto de interesse do seu fundo. Na etapa de treinamento, o módulo extração/seleção de características encontra as características apropriadas para representar os padrões de entrada e o classificador é treinado para particionar o espaço de características. A realimentação também é importante, uma vez que as estratégias podem ser reavaliadas a fim de obter melhores resultados. Na etapa de classificação, o classificador treinado atribui as novas entradas um padrão para uma das classes previamente estipuladas, baseado nas características comuns.

Em suma, na etapa de aprendizagem, os descritores (características) de cada padrão considerado são utilizados para treinamento do algoritmo de classificação. Na etapa de teste, tal algoritmo classifica as entradas com base nos descritores extraídos das mesmas. Tipicamente, a

grande dificuldade está na otimização do classificador, de forma a garantir uma precisão mínima na classificação de futuras entradas (que serão provavelmente diferentes dos exemplos utilizados no treinamento). Portanto, quanto menos informações disponíveis, maior a dificuldade e também a probabilidade de erro.

Para classificar as imagens segundo o padrão de escoamento que representam, a metodologia proposta neste trabalho considera a abordagem supervisionada denominada *k*-vizinhos mais próximos, descrita em detalhes a seguir.

3.4.2.1 K-VIZINHOS MAIS PRÓXIMOS (K-NEAREST NEIGHBORS)

A técnica denominada *k*-vizinhos mais próximos (k-NN) é uma abordagem bastante simples e conhecida de classificação supervisionada. Em suma, as características (descritores) do componente a ser classificado são comparadas às dos protótipos pertencentes à base de treinamento através de uma medida de distância. A classe predominante entre os *k* componentes mais próximos é atribuída ao componente sendo classificado (usando-se um esquema de votação simples) (GONZALEZ; WOODS, 2001) (JAIN; SCHUNCK, 1995).

Em outras palavras, a abordagem k-NN calcula a medida de similaridade com relação às classes existentes tomando como base a informação das *k* amostras do espaço de características que estão localizadas mais próximas do componente a ser classificado. Pode-se considerar como medida a distância Euclidiana ou qualquer combinação ponderada das características (JAIN, 1989). A Figura 27 ilustra de forma bastante simplificada o funcionamento da abordagem.



Figura 27: Exemplo de aplicação da abordagem k-NN. Os protótipos de cada classe são representados como pontos no espaço de características (neste caso, as três classes existentes são ilustradas por triângulos, cilindros e octógonos). Ao considerar o algoritmo k-NN com k = 3, a classe atribuída à nova amostra (representada pelo símbolo ?) será triângulo, dado que duas das três amostras mais próximas pertencem a esta classe.

O principal custo desta abordagem está associado justamente ao processo de determinar quem são os vizinhos mais próximos. Quando o vetor de características aumenta, assim como o número de classes, a dimensionalidade do espaço tende a tornar-se mais complexa, influenciando a precisão do resultado de classificação. Alternativas para minimizar este problema incluem a análise os *k* pontos localizados dentro de uma distância mínima do candidato. Outros fatores que devem ser considerados são a presença de *outliers* e amostras pouco significativas ou insuficientes de uma dada classe.

3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Tipicamente, a solução de problemas relacionados a aplicações reais utilizando técnicas de processamento de imagens engloba um conjunto de etapas distintas, porém intimamente interligadas. A segmentação de imagens é um passo preliminar essencial na maioria dos problemas de reconhecimento automático de padrões e de análise de cena. Como indicado pelos exemplos apresentados neste capítulo, a escolha de uma técnica de segmentação em detrimento de outra é determinada principalmente pelas características particulares do problema a ser considerado.

Na metodologia proposta neste trabalho, a etapa de segmentação é base para processos de mais alto nível, envolvendo classificação e reconhecimento de objetos. Portanto, é fundamental que os resultados sejam precisos e confiáveis.

Neste trabalho técnicas de processamento e análise de imagens digitais foram consideradas para o desenvolvimento e implementação de um sistema capaz de medir parâmetros de interesse (relacionados a fluxos bifásicos horizontais gás-líquido) e classificar uma imagem como pertencente a um subconjunto de regimes de escoamento bifásico. Os resultados discutidos no Capítulo 5 indicam que a abordagem proposta pode ser utilizada como uma técnica de referência para calibração dos mais diversos tipos de equipamentos utilizados para determinar tais medidas e padrões.

O próximo capítulo discute detalhadamente cada etapa da abordagem proposta.

4 ABORDAGEM PROPOSTA PARA SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS ESCOAMENTO BIFÁSICO HORIZONTAL GÁS-LÍQUIDO E EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS DE INTERESSE

Conforme discutido no Capítulo 1, o estudo do comportamento dos fluidos no escoamento bifásico é fundamental para a construção de equipamentos seguros, uma vez que o transporte de materiais neste tipo de estrutura tem se tornado cada vez mais frequente. Para tanto, é necessário determinar separadamente as medidas relacionadas às fases (ar e água, no contexto deste trabalho). O sistema desenvolvido é definido como uma técnica de referência para a calibração dos mais diversos equipamentos que já são utilizados na obtenção de tais medidas. Neste sentido, a tarefa de segmentar as bolhas de ar permitirá extrair informações adicionais, tais como medidas e padrão de escoamento.

Este capítulo descreve a metodologia proposta para análise de imagens digitais de escoamento bifásico gás-líquido com os objetivos de:

- Segmentar as bolhas de gás utilizando as abordagens de segmentação baseadas em crescimento de regiões.
- Determinar parâmetros associados ao escoamento bifásico em golfadas, apresentados em (RODRIGUES, 2009) e descritos no Capítulo 2, tais como: U_L e U_G , velocidade locais das fases líquida e de gás; R_L e R_G , fração de cada fase; J_L e J_G , velocidade obtida caso a fase escoasse sozinha na tubulação; Q_G e Q_L , vazão volumétrica do gás e do líquido; J, velocidade média da mistura; f, frequência da célula unitária.
- Extrair características das bolhas de gás (incluindo excentricidade, diâmetro, área, solidez e orientação de eixos) que permitam classificar a qual regime de escoamento pertencem.

O conjunto de imagens utilizado neste trabalho representa o escoamento bifásico arágua nos padrões estratificado, ondulado, golfada e borbulhado (ou bolhas dispersas). No padrão estratificado (Figura 28(a)) o fluxo do líquido concentra-se na parte inferior do tubo com o gás acima dele. O gás apresenta-se uniforme em toda trajetória percorrida apresentando, portanto, uma característica distinta dos demais padrões pela formação lisa em que se apresenta. O padrão ondulado (Figura 28(b)) possui algumas semelhanças com o padrão estratificado uma vez que também concentra o líquido na parte inferior do tubo, a diferença entre estes padrões reside no fato da não uniformidade da área do gás, apresentando um pequena ondulação a medida que a velocidade da fase é aumentada.

No padrão pistonado (Figura 28(c)) as bolhas de gás são maiores e há um rompimento entre elas em alguns pontos podendo ainda ocorrer gotículas do líquido no interior do gás, tanto na parte superior do tubo como na cauda, observada no rompimento das bolhas de gás. Por este

fato o padrão golfada tende a se misturar ao padrão de bolhas dispersas e até mesmo ao ondulado, devido a semelhança gerada. Finalmente, no padrão de bolhas dispersas (Figura 28(d)) são formadas diversas bolhas pequenas em meio líquido contínuo, devido à gravidade estas bolhas tendem a fixar-se na parte superior do tubo.



Figura 28: Padrões de escoamento bifásico considerados neste trabalho.

Os padrões mencionados são obtidos a partir da diferença entre as medidas de velocidade que ocorrem entre os fluxos (assim como descrito no Capítulo 2). Assim como especificado anteriormente, a extração de parâmetros associados ao fluxo bifásico será realizado apenas nas imagens pertencentes ao padrão golfada. Para as demais imagens, serão extraídos apenas descritores a serem utilizados no processo de classificação.

As imagens foram adquiridas no LACIT/Laboratório de Escoamento de Fluidos da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, câmpus Curitiba. O circuito, ilustrado no Apêndice A, contém as seguintes características: (a) linhas independentes de gás e líquido; (b) tubulação transparente com extensão de 9,2 *m* de comprimento e 26 *mm* de diâmetro interno; (c) fluidos utilizados: ar e água; (d) medidor da vazão de líquido do tipo Coriolis; e (e) medidor de pressão diferencial acoplado a uma placa de orifício para o gás.

Além disso, para que o circuito possa simular as bolhas de ar, o mesmo é armazenado em um reservatório de 100 litros, abastecido por um compressor elétrico de 2 hp. A água proveniente de um poço artesiano da universidade (condutividade eletrica de 380 μ/cm) é armazenada em um reservatório de 0,3 m^3 . Uma bomba centrífuga, cujo controle é realizado por um inversor de frequência acionado remotamente, faz a circulação do líquido a partir do reservatório para o sistema. Este aparato experimental possibilitou a realização de diversos testes.

A seguir, as etapas da metodologia proposta são descritas em detalhes. Para facilitar a visualização das imagens binárias, os objetos de interesse são representados pela cor preta.

4.1 ABORDAGEM PROPOSTA PARA SEGMENTAÇÃO DAS BOLHAS DE GÁS

As técnicas de processamento de imagens podem ser empregadas para a segmentação e classificação dos padrões do escoamento bifásico. Conforme descrito no Capítulo 3, a segmentação é o processo de agrupamento dos componentes que são semelhantes em relação a alguma

característica ou conjunto de características, permitindo a identificação das regiões da imagem que corresponde aos objetos únicos e distintos no ambiente visual (VERNON, 1991). Neste trabalho, os objetos de interesse correspondem às bolhas de gás em imagens de escoamento bifásico gás-líquido.

Para tanto, foi preciso separar o processo em três etapas: pré-processamento (para minimizar efeitos tais como ruídos e iluminação não uniforme, bem como realçar bordas), definição de marcadores e segmentação. Tal processo é sumarizado no Quadro 1.

Quadro 1: Algoritmo para segmentação de imagens de escoamento horizontal
bifásico ar-água.

- 1: dada uma imagem de entrada I;
- 2: realizar o pré-processamento de I, gerando uma imagem simplificada, I1;
- 3: selecionar de um marcador, M, em I1 usando técnicas de processamento de imagens;
- 4: aplicar o método Level Set em I1 usando o contorno de M como curva inicial.

4.1.1 PRÉ-PROCESSAMENTO

Assim como especificado anteriormente, a utilização da abordagem *Level Set* para segmentação de imagens requer a escolha de um marcador interno (ou externo) à região de interesse, o que pode ser realizado com operações simples (tais como limiarização e máximos extendidos) para as imagens aqui consideradas. Além disso, é importante que o gradiente da imagem esteja bem definido, para assegurar que a função de velocidade tenda a zero próximo das bordas, evitando problemas tal como vazamentos, por exemplo.

Com este objetivo, as imagens originais foram pré-processadas pelo operador espaçoescala denominado *Self-Dual Multiscale Morphological Toggle SMMT*. Tal operador possui propriedades interessantes de simplificação que, além de regularizar contornos, minimizam problemas relacionados à variação de iluminação (DORINI, 2009). O operador é definido da seguinte forma:

Definição 4.1 (Operador SMMT) Seja $\phi_1^k(x) = (f \oplus B_{\sigma})^k(\mathbf{x})$, isto é, a dilatação de f(x)com a função estruturante dependente de escala B_{σ} k vezes. De forma análoga, $\phi_2^k(x) = (f \ominus B_{\sigma})^k(\mathbf{x})$, ou seja, a erosão de f(x) com B_{σ} k vezes. Denomina-se operador SMMT:

$$[\tau_{B\sigma}(f)]^{k}(x) = \begin{cases} \phi_{1}^{k}(x), & \text{se} & \phi_{1}^{k}(x) - f(x) < f(x) - \phi_{2}^{k}(x) \\ f(x), & \text{se} & \phi_{1}^{k}(x) - f(x) = f(x) - \phi_{2}^{k}(x) \\ \phi_{2}^{k}(x), & \text{caso contrário.} \end{cases}$$
(35)

Em cada pixel da imagem o operador deve decidir, após análise do valor transformado, o que mais se aproxima do original. Como exemplo considere a imagem original do fluxo bifásico da Figura 29(a). É possível notar alguns problemas associados à iluminação (a luminosidade é maior ao centro) e a baixa definição do contorno. Assim como discutido anteriormente no Capítulo 3, a presença destes fatores pode comprometer significativamente os resultados. Em contrapartida, após a aplicação do operador SMMT pode se observar uma maior homogeneidade nas intensidades dos níveis de cinza (Figura 29(b)), principalmente com relação ao contorno, fato este que contribuirá tanto na melhoria da qualidade das imagens quanto na velocidade computacional do algoritmo (como os tons de cinza são mais homogêneos, o marcador inicial é expandido mais rapidamente).

A diferença na definição do gradiente pode ser observada pela comparação entre as Figuras 29(c) e (d). Ao passo que na imagem original pequenas áreas do contorno definido pelo gradiente apresentam irregularidades, deixando espaços entre os pixels, após o processamento com o SMMT estas irregularidades praticamente desaparecem, gerando um contorno mais uniforme. Com isso, é possível minimizar (e muitas vezes até evitar) o problema de vazamento da área que delimita o objeto de interesse.



Figura 29: Exemplo de imagem de fluxo bifásico: (a) imagem original, (b) imagem processada pelo SMMT, (c) gradiente da imagem original e (d) gradiente da imagem processada.

Neste trabalho, foram considerados os valores $\sigma^{-1} = 10$ e k = 3 para todos os experimentos. Foi possível utilizar os mesmos valores porque na transformação realizada pelo SMMT máximos e mínimos da imagem interagem ao mesmo tempo, levando a uma fusão de regiões que a simplifica de tal forma que importantes estruturas podem ser identificadas mesmo quando da existência de variações nas condições de iluminação (DORINI, 2009). Com isso, o realce do contorno ocorre de forma satisfatória para todos os padrões de escoamento mesmo quando a iluminação não é uniforme. Neste ponto, são utilizadas operações de morfologia matemática para a definição do marcador, assim como discutido a seguir.

4.1.2 EXTRAÇÃO DO MARCADOR

A segunda etapa consiste em definir um marcador externo, fora da região a ser segmentada. O algoritmo de segmentação deve levar em consideração características específicas das bolhas de ar presentes no escoamento e buscar uma maneira de definir um marcador automático individual que se adapte a todas as imagens. Neste contexto, independentemente do padrão (estratificado, ondulado, golfada ou bolhas dispersas), neste trabalho optou-se por explorar características presentes na região de separação entre o líquido e o gás, tal como maior variação dos níveis de cinza.

Após ser processada pelo operador SMMT (etapa descrita anteriormente), as bordas da imagem de entrada são extraídas através do cálculo do gradiente. Este resultado, que representa a imagem marcadora, é modificado pelo operador morfológico de dilatação, visando "aumento" dos contornos (consequentemente colocando-os por fora da borda e obtendo o marcador externo). O resultado deste processo é ilustrado na Figura 30. Foi utilizado o elemento estruturante disco com raio 3 para todos os experimentos.



Figura 30: Criação de marcadores externos aos objetos de interesse.

Faz-se necessário ainda o preenchimento das regiões internas e eventuais fendas que não ficaram totalmente preenchidas. A reconstrução morfológica permite a execução desta etapa, ilustrada na Figura 31.



Figura 31: Preenchimento regiões e fendas.

Finalmente, visando eliminar pontos desnecessários (ou seja, que não correspondem à região de interesse) a operação de erosão é aplicada na imagem reconstruída. Este processo gera

uma imagem binária apropriada para extração da curva inicial a ser utiliza como entrada para o método *Level Set*. Como a erosão pode não eliminar todos os artefatos, isto é, marcadores fora do objeto de interesse, é aplicada a operação de abertura por área, a fim de garantir que apenas o maior marcador persista. A Figura 32, ilustra o processo completo para definição da imagem marcadora. Foi utilizado novamente o elemento estruturante disco com raio 3 para todos os experimentos.



Figura 32: Ilustração do processo de definição da imagem marcadora: (a) imagem original, (b) operação de dilatação sobre o gradiente da imagem original, (c) preenchimento de regiões e buracos por reconstrução morfológica e (e) eliminação de pontos não pertencentes à região de interesse pelo processo de erosão.

4.1.3 APLICAÇÃO DO MÉTODO LEVEL SET

Para realização dos testes experimentais, for utilizada a implementação fornecida por (LI CHENYANG XU; FOX, 2005), que implementa a abordagem *Level Set* variacional descrita no Capítulo anterior. Tal implementação permite que o passo seja configurado com valores entre 0.1 até 100. Neste trabalho, foi utilizado o valor 5.

Para μ , que denota o parâmetro que controla o efeito de penalização do desvio da função *Level Set* em função de distância sinalizada, considerou-se o valor 0.004. Para a evolução da curva foram definidas 300 iterações, um número que mostrou-se adequado para convergência da curva até ajustar-se ao contorno do objeto.

Na abordagem utilizada, a função *Level Set* inicial é computada a partir da região Ω_0 escolhida no domínio da imagem Ω ou seja, é o próprio marcador definido a partir do processo descrito anteriormente. Os resultados obtidos serão discutidos em detalhes no próximo capítulo.

4.1.4 COMPARAÇÃO COM A TRANSFORMADA DE WATERSHED

Para avaliar o desempenho da técnica proposta, as imagens também foram segmentadas utilizando a já amplamente conhecida transformada de *watershed* (SOILLE, 2003), uma abordagem baseada em regiões que possui duas etapas principais: seleção de marcadores das estruturas de interesse e detecção dos contornos mais significativos separando tais marcadores (tal transformada foi discutida em detalhes no capítulo anterior).

Neste contexto, a segmentação de imagens em níveis de cinza é tipicamente realizada da seguinte forma. A partir de marcadores das estruturas significativas da imagem, a transformada de *watershed* (BEUCHER; MEYER, 1993) é aplicada para estimar os contornos correspondentes da maneira mais precisa possível. No entanto, extremos locais (freqüentemente utilizados como marcadores) podem corresponder a estruturas não-significativas ou ruído, causando super-segmentação.

Para evitar este problema, uma alternativa é selecionar extremos segundo algum critério. Uma abordagem típica consiste em utilizar a transformação de h-máximos (h-mínimos) para suprimir todos os máximos (mínimos) da imagem cujo contraste seja menor que um dado valor *h*, e usar os máximos (mínimos) restantes como marcadores. A Figura 33 ilustra o efeito de sua aplicação em um sinal unidimensional.



Figura 33: Exemplo aplicação da transformada de h-máximos. A linha pontilhada na parte inferior da figura mostra a localização dos máximos (VACHIER; MEYER, 1995).

A transformação de h-máximos pode ser definida através de uma reconstrução morfológica por dilatação de f utilizando a imagem transladada (f - h) como marcadora: $R_f(f - h) = \delta_f^i(f - h)$, em que i denota a iteração em que a idempotência é atingida, ou seja, $\delta_f^{i+1}(f - h) = \delta_f^i(f - h)$ (SOILLE, 2003). Essa transformação está relacionada ao conceito de dinâmica (VACHIER; VICENT, 1995), uma medida de persistência das estruturas marcadas pelos extremos quando filtros de contraste são aplicados. Máximos locais de uma imagem f serão máximos de sua transformada de h-máximos somente se a estrutura que eles marcam tiver um contraste maior que h, o que também implica numa dinâmica maior que h (VACHIER; MEYER, 1995). A transformação de h-mínimos é definida de maneira análoga.

Nos testes experimentais deste trabalho, a transformada de *watershed* é calculada utilizando-se como marcadores os máximos estendidos resultantes da aplicação da transformação de h-máximos na imagem de entrada. Contudo, selecionar extremos pode não ser suficiente para evitar super-segmentação, dado que ruídos não necessariamente serão eliminados neste processo. Desse modo, torna-se necessária uma etapa adicional visando a simplificação das estruturas da imagem original. Para tal, foi considerada a mesma etapa de pré-processamento descrita na Seção 4.1.1.

4.2 MEDIDAS ASSOCIADAS AO ESCOAMENTO BIFÁSICO EM GOLFADAS

A definição da abordagem de segmentação levou em consideração principalmente a necessidade de se obter medidas precisas sobre o comportamento dos fluidos no escoamento bifásico, as quais são fundamentais para a modelagem dos sistemas envolvidos. Rodrigues (2009) (RODRIGUES, 2009) elabora um estudo sobre parâmetros relevantes associados ao padrão golfada, os quais foram base para elaboração deste trabalho. Para ilustrar a usabilidade da abordagem proposta, os resultados da segmentação obtida são utilizados como base para calcular (a) U_L e U_G , velocidades locais das fases líquida e de gás; (b) R_L e R_G , fração das fases; (c) J_L e J_G , velocidade obtida caso a fase escoasse sozinha na tubulação; (d) Q_G e Q_L , vazão volumétrica do gás e do líquido; (e) J, velocidade média da mistura; e (f) f, frequência da célula unitária.

Portanto, além da implementação das técnicas de processamento de imagens já discutidas, foi desenvolvido um sistema capaz de calcular tais medidas. Para elaboração correta dos cálculos, as imagens foram capturadas por uma câmera em alta resolução a uma taxa de aquisição de 100 frames por segundo (ressalta-se que o sistema pode ser facilmente adaptado para outros parâmetros). Como o padrão golfada tem como característica a ruptura entre as bolhas de gás, é necessário a correta compreensão do conjunto de imagens que representa uma mesma bolha, conforme ilustrado na Figura 34:



Figura 34: Ilustração da aquisição para o padrão golfada: (a) início da bolha de gás, (b) área central da bolha de gás, (c) término da bolha de gás e (d) transição entre as bolhas de gás.

- início da bolha de gás (nariz), como no exemplo ilustrado na Figura 34(a);
- o centro da bolha de gás, Figura 34(b);
- término da bolha de gás (cauda), como no exemplo ilustrado na Figura 34(c).
- transição entre as bolhas de gás (ruptura), fazendo com que haja apenas líquido na seção transversal do tubo, Figura 34(d).

Com objetivo de detectar automaticamente o início e o fim de cada bolha de gás foram definidos dois pontos, baseados na representação de linhas e colunas da imagem. Para detectar a entrada e a saída da bolha são consideradas, respectivamente, a última e a primeira coluna da imagem, assim como ilustrado na Figura 35.





Cada vez que o nariz da bolha de gás atravessa o ponto inicial, o sistema grava o número do quadro em que este evento ocorre, ou seja, é determinado em qual frame a bolha em análise teve seu início. A partir daí, iniciam-se os cálculos dos parâmetros associados, incluindo área da bolha, área do pistão de líquido e velocidade da bolha de gás, entre outros, até que a cauda do mesmo atinja o ponto final, determinando a finalização dos cálculos.

Considere como exemplo a Figura 36 (ilustrada em níveis de cinza para melhor visualização). Quando a bolha de gás é identificada ao atravessar o ponto inicial (Figura 36(a)) é armazenada a coluna em que se encontra o primeiro pixel que representa a bolha. Este mesmo procedimento é realizado no quadro seguinte (Figura 36(b)) e, a partir da diferença entre as duas colunas, pode ser calculada a distância que a bolha percorre em média a cada frame. Considere que *X* e *Y* denotam as colunas armazenadas.



Figura 36: Representação do cálculo da distância: (a) posição inicial do primeiro pixel da bolha e (b) posição do mesmo ponto no quadro seguinte.

Nos quadros seguintes, é considerada somente a quantidade de colunas da distância para obter os valores acumulados das áreas da bolha e do pistão de líquido. Para dar continuidade ao cálculo dos valores do pistão de líquido, o sistema continua acumulando seus valores até a chegada da nova bolha de gás, conforme definição de célula unitária (WALLIS, 1969). Os demais parâmetros são calculados da forma descrita no Capítulo 2.

O usuário deve informar ao sistema a quantidade de quadros por segundo, quantos pixels são necessários para representar um centímetro, o diâmetro da tubulação e se é preciso

segmentar as imagens (ou apenas calcular os parâmetros). É importante ressaltar que as medidas sobre o escoamento são baseadas principalmente nos valores iniciais de área e velocidade, tanto para bolhas de gás quanto para o pistão de líquido. Para o cálculo das áreas de gás e líquido, o processo de segmentação através do método *Level Set* gera uma imagem binária em que os pixels brancos representam o gás (ar) e os pretos o líquido. A partir desta informação, o programa calcula a quantidade total de pixels brancos, os quais podem ser divididos pelo valor dos $cm \times pixels$ que usuário informa ao sistema de acordo com o posicionamento da câmera.

4.3 CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS SEGUNDO O PADRÃO DE ESCOAMENTO

A fim de obter resultados satisfatórios no processo de classificação das imagens, devese definir um conjunto de características capazes de distinguir um padrão de outro. Os elementos de uma classe (ou padrão) compartilham algumas propriedades comuns, as quais também devem permitir discriminá-los de outras classes, que devem ser identificadas em cada aplicação específica.

Neste trabalho, as características utilizadas para distinguir os quatro padrões no escoamento bifásico são excentricidade (razão entre a distância do foco da elipse e seu comprimento do eixo principal), diâmetro (diâmetro de um círculo com a mesma área da região), área (quantidade de pixels da região de interesse para uma caixa delimitadora total. A área da região é dividida pela área da caixa delimitadora), solidez (proporção de pixels no fecho convexo que também estão na região de interesse) e orientação de eixos (comprimento, em pixels, do menor eixo da elipse que tem o mesmo segundo momento normalizado central como a região de interesse).

A classificação utiliza a abordagem dos k-vizinhos mais próximos com k = 3. Resultados experimentais demonstraram que valores diferentes de k não produzem melhora significativa no percentual final de classificação.

4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi descrita a abordagem proposta para extração de informações de imagens representando fluxos bifásicos horizontais gás-líquido.

Inicialmente, foram apresentados os fundamentos da abordagem proposta. O processo de segmentação através do método *Level Set* foi detalhado, bem como o processo para extração de medidas associadas ao escoamento bifásico em golfadas (RODRIGUES, 2009) e de características para classificação de padrões de escoamento. No próximo capítulo serão apresentados e discutidos os resultados dos testes realizados.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, serão apresentados os resultados de quatro experimentos distintos. Os dois primeiros visam comparar os resultados obtidos pelas duas abordagens de segmentação estudadas (baseadas em métodos *Level Set* e na transformada de *watershed*) com aqueles extraídos manualmente por um especialista. Foram consideradas duas bases de testes: a primeira com imagens representando fluxos bifásicos horizontais gás-líquido (adquiridas no LACIT, num total de 600 imagens) e a segunda com imagens genéricas (com o intuito de analisar se a superioridade da abordagem proposta com relação à transformada de *watershed* se verificava apenas para a aplicação específica). No terceiro experimento são calculadas as medidas, baseadas nos parâmetros definidos na Seção 2.1. O quarto experimento está relacionado ao processo de classificação de imagens de escoamento bifásico gás-líquido segundo o padrão de escoamento. Por fim, são discutidos os problemas mais comuns decorrentes dos escoamentos bifásicos e como cada abordagem de segmentação resolve cada um deles.

5.1 TRANSFORMADA DE WATERSHED VERSUS MÉTODO LEVEL SET

Com objetivo de avaliar o desempenho das abordagens de segmentação transformada de *watershed* e método *Level Set*, estas foram aplicadas para o conjunto de imagens do escoamento bifásico ar-água. Visando evitar avaliações subjetivas, a análise aqui realizada compara a segmentação resultante de cada abordagem com aquela obtida manualmente por um especialista (denominada *ground-truth*). A medida de avaliação considerada é a *F-measure*, que consiste na média harmônica entre os índices de precisão, *P*, e revocação, *R* (ALPERT et al., 2007):

$$F = \frac{2 \times (P \times R)}{P + R} \tag{36}$$

em que F varia de 0 a 1 (o valor 1 representa a segmentação perfeita). A precisão indica a porcentagem dos pixels classificados como parte do objeto que são de fato relevantes, enquanto que a revocação representa a proporção do total de pixels pertencentes ao objeto que foram classificados corretamente como tal (DORINI, 2009).

Também é medida a fragmentação do resultado, representada pela quantidade de segmentos necessários para cobrir o objeto em primeiro plano. Além disso, com o objetivo de avaliar a importância da etapa de pré-processamento utilizando o operador SMMT, também foram realizados testes sem considerá-la. Assim como no capítulo anterior, nas imagens binárias que ilustram os resultados de segmentação os objetos de interesse são representados pela cor preta.

5.1.1 BASE COM IMAGENS DE ESCOAMENTO BIFÁSICO

A segmentação das bolhas de ar presentes nos escoamentos bifásicos não é uma tarefa fácil, principalmente para o padrão golfada, no qual há a presença de gotículas de gás em meio líquido. Além disso, os quatro padrões aqui estudados possuem variações de forma e tamanho, dificultando a automatização de etapas tais como a extração de marcadores. Outro aspecto complicador está relacionado ao ambiente não-controlado de aquisição das imagens, o qual resulta em imagens com baixo contraste entre a borda e o fundo, por exemplo.

A Tabela 1 apresenta o índice *F-Measure* médio calculado considerando, para cálculo das medidas de precisão e revocação, apenas os pixels pertencentes à região segmentada que melhor aproxima o objeto de interesse. Observe que a transformada de *watershed* conduz a resultados inferiores, principalmente no que se refere à precisão, indicando uma segmentação em que menos pixels significativos são corretamente classificados. Nota-se também que a melhoria do gradiente após a aplicação do SMMT aumenta o índice para ambas as abordagens.

Abordagem para Segmentação	F-Measure	Revocação	Precisão	Fragmentação
Watershed (imagem original)	0,7027	0,9989	0,5420	4.2
Watershed (imagem pré-processada)	0,8023	0,9876	0,6755	3.4
Level Set (imagem original)	0,9713	0,9854	0,9576	1.4
Level Set (imagem pré-processada)	0,9896	0,9978	0,9816	1.1

Tabela 1: Resultado comparativo por F-Measure conjunto de 100 imagens.

Estes números refletem o fato que a transformada de *watershed* apresenta uma maior ocorrência dos problemas de super-segmentação e vazamentos, como ilustram os resultados da Figura 37 (e) e (f). A abordagem proposta (Figura 37 (c) e (d)), considerando o método *Level Set*, conduz a resultados satisfatórios a partir de um único fragmento, facilitando o trabalho ao realizar os cálculos dos parâmetros associados a área segmentada.



Figura 37: Resultado segmentação: (a) e (b) imagens originais, (c) e (d) segmentação por *Level Set* e (e) e (f) segmentação por *Watershed*.

Os dois principais problemas da metodologia proposta estão associados ao alto custo computacional associado à propagação da curva inicial e à dificuldade de separação das gotículas de ar (estes aspectos serão discutidos no final deste capítulo).

5.1.2 BASE COM IMAGENS GENÉRICAS

O resultado da segmentação das imagens genéricas pode ser observado na Tabela 2, que apresenta o índice *F-measure* médio ao considerar, para cálculo das medidas de precisão e revocação, apenas os pixels pertencentes à região segmentada que melhor representa o objeto de interesse. Visando obter uma análise mais robusta, foram extraídos como marcadores máximos estendidos (SOILLE, 2003) para h = 1, ..., 20, tanto na imagem original quanto na processada pelo SMMT. Em ambos os casos, apenas o melhor resultado foi considerado para o cálculo do índice *F-measure* médio da base. Desta forma, é possível comparar em termos quantitativos a melhor segmentação obtida a partir de cada abordagem. A segmentação manual, definida por um especialista, também foi inserida para visualização da segmentação ideal.

Tabela 2: Medida *F-measure* ao considerar os pixels pertencentes à região segmentada que melhor aproxima o objeto de interesse - base de imagens genéricas.

Abordagem para Segmentação	F-Measure	Revocação	Precisão	Fragmentação
Watershed (imagem original)	0,6813	0,9432	0,5332	8.3
Watershed (imagem pré-processada)	0,7875	0,9573	0,6689	8.2
Level Set (imagem original)	0,9409	0,9541	0,9280	1.4
Level Set (imagem pré-processada)	0,9488	0,9679	0,9305	1.2

Os melhores resultados são novamente gerados pela abordagem *Level Set*, que conduz a índices de precisão mais próximos do ideal, gerando um percentual de erro menor do que 1%. Nota-se também que a melhoria do gradiente após a aplicação do SMMT aumenta o índice para ambas as abordagens.

As Figuras 38 e 39 ilustram alguns resultados de segmentação obtidos considerando: a transformada de *watershed* sem pré-processamento (item c), transformada de *watershed* após aplicação do operador *SMMT* (item d) e método *Level Set* (item e). A segmentação manual (item b) também foi inserida para visualização da segmentação ideal.

Os resultados obtidos pela segmentação com a transformada de *watershed* indicam novamente a ocorrência dos dois problemas principais associados a abordagem: a super-segmentação e o vazamento. A super-segmentação é caracterizada pela divisão excessiva da região segmentada, enquanto o vazamento é observado quando parte do objeto conquista pixels do fundo da imagem ou vice-versa.

Portanto, pode-se concluir (tanto pelos resultados obtidos quantitativos das Tabelas 1 e 2, quanto pela avaliação visual dos resultados), que a transformada de *watershed* conduz a resultados inferiores. Mesmo quando o operador *SMMT* é considerado, os melhores resultados são apresentados pela abordagem baseada no método *Level Set*.

5.2 MEDIDAS DE ESCOAMENTOS BIFÁSICOS GÁS-LÍQUIDO

Como mencionado anteriormente, medidas sobre o escoamento são fundamentais para a modelagem dos sistemas envolvidos. Para ilustrar a usabilidade da abordagem proposta, a segmentação obtida é utilizada para calcular os seguintes parâmetros (definidos no Capítulo 2 (RO-DRIGUES, 2009)): (a) U_L e U_G , velocidades locais das fases líquida e de gás; (b) R_L e R_G ,



Figura 38: Resultado segmentação: (a) imagem original, (b) segmentação manual, (c) transformada de *watershed*, (d) transformada de *watershed* após pré-processamento, e (e) *Level Set* após pré-processamento e 100 iterações

fração das fases; (c) J_L e J_G , velocidade obtida caso a fase escoasse sozinha na tubulação; (d) Q_G e Q_L , vazão volumétrica do gás e do líquido; (e) J, velocidade média da mistura; e (f) f, frequência da célula unitária. Tais medidas também são extraídas das imagens segmentadas manualmente para fins de análise da exatidão dos resultados. Neste experimento foi considerada uma base de 150 imagens pertencentes ao padrão golfada.

A Tabela 3 mostra os valores calculados para o comprimento e a área do gás e do líquido. Os valores reais são obtidos através do protótipo desenvolvido utilizando as imagens segmentadas manualmente.

	Comprimento Gás	Área Gás	Comprimento Líquido	Área Líquido				
Fonte	L_B	A_G	L_S	A_L				
Level Set	2,85	3,80	6,68	9,57				
Manual	3,24	4,24	7,02	9,99				

Tabela 3: Cálculo do comprimento e da área para as fases (em cm²).

A Tabela 4 mostra os valores calculados para o volume do gás e do líquido. O diâmetro refere-se a tubulação utilizada e é informado pelo usuário ao iniciar o experimento. A altura do filme líquido foi determinada pela diferença entre a altura da bolha e o diâmetro da tubulação.

	Volume Gás	Volume Líquido					
Fonte	V_G	V_L					
Level Set	12,21	38,40					
Manual	12,64	38,89					

 Tabela 4: Cálculo do volume das fases (em m³).

A Tabela 5 ilustra o cálculo de outros parâmetros. O comprimento da célula unitária



Figura 39: Resultado segmentação: (a) imagem original, (b) segmentação manual, (c) transformada de *watershed*, (d) transformada de *watershed* após pré-processamento, e (e) *Level Set* após pré-processamento e 100 iterações

é obtida pela soma do comprimento das fases. A área total da célula unitária é calculada multiplicando-se L_U pelo diâmetro da tubulação. Já as velocidades superficiais de cada fase são calculadas dividindo as áreas de cada fase pela área total da célula unitária.

Tabela 5: Cálculo do comprimento da célula unitária, área total e velocidade superfi	cial das fases
(comprimento/área em cm^2 , velocidades em cm/s).	

	Comp. célula unitária	Área Total	Veloc. Superf. Gás	Veloc. Superf. Líquido
Fonte	L_U	A_T	J_G	J_L
Level Set	9,54	24,80	0,49	1,55
Manual	10,26	25,21	0,5	1,56

A Tabela 6 apresenta os resultados dos demais parâmetros.

Tabela 6:	Cálculo das fra	cões e velocidades	locais das fases	(fracão cm ²	e velocidade em	cm/s).
	Curearo ano rite			(• • • • • • • • • • • • • • • • • • • •	0, 0,

	Fração gás	Fração líquido	Veloc. Local Gás	Veloc. Local	Frequência
Fonte	R_G	R_L	U_G	Líquido U _L	f
Level Set	1,38	0,39	3,22	4,01	0,0050
Manual	1,75	0,41	3,45	4,41	0,0050

As frações do gás e do líquido são obtidas dividindo-se as áreas totais de cada fase pela área total. A frequência é determinada pelo tempo de passagem da célula unitária. As velocidades locais de cada fase são obtidas dividindo-se o volume da fase por sua área. Observase que as medidas obtidas através a segmentação Level Set são bastante precisas em relação os valores obtidos a partir das imagens *ground-truth*, resultando em um erro inferior a 1% em todos os parâmetros calculados.

5.3 CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES DE ESCOAMENTOS BIFÁSICOS

Além da definição dos parâmetros associados, a identificação dos padrões do escoamento também é importante. Para tanto, as imagens digitais capturadas são utilizadas ainda na categorização e classificação de seus padrões. Neste trabalho, são considerados os seguintes padrões de escoamento bifásico horizontal: estratificado ou liso, ondulado, pistonado e bolhas dispersas, conforme exemplificado no capítulo 2. A classificação foi realizada em uma base de 600 imagens (20% foi utilizada para treinamento e 80% para testes) utilizando o algoritmo dos *k*-vizinhos mais próximos para k = 3. As imagens da base de treinamento também foram manualmente classificadas por um especialista como pertencente a uma das quatro classes já descritas.

Basicamente, o processo envolveu os seguintes passos: segmentação das imagens da base de teste utilizando a técnica proposta neste trabalho; cálculo de descritores (área, excentricidade, orientação de eixos, tamanho de eixo, área da imagem preenchida (sem buracos) e solidez (proporção dos pixels do fecho convexo que também estão na região de interesse); e classificação utilizando o algoritmo dos *k*-vizinhos mais próximos.

A Tabela 7 mostra os dados detalhados para cada uma das classes consideradas, em que VP representa taxa de verdadeiros positivos e FP a de falsos positivos (os demais índices já foram discutidos). Em todos os casos, os valores variam de 0 (erro) a 1 (acerto). As classes borbulhado e pistonado apresentam ótimos índices, pois possuem características bastante discriminativas com relação às demais. O padrão ondulado possui mais ocorrências de falsos positivos, o que afeta a taxa de precisão. O mesmo ocorre com o índice de verdadeiros positivos do padrão estratificado.

Classe	Taxa VP	Taxa FP	Precisão	Revocação	F-measure
Estratificado	0,664	0,008	0,963	0,664	0,786
Ondulado	0,975	0,115	0,739	0,975	0,841
Pistonado	0,992	0	1	0,992	0,996
Borbulhado	1	0	1	1	1
Média	0,908	0,031	0,926	0,908	0,906

Tabela 7: Taxas de Classificação.

A matriz de confusão, ilustrada na Tabela 8, permite analisar de forma mais detalhada os erros de classificação. Pode-se observar que existem erros entre os padrões ondulado e estratificado, o que é justificado pela semelhança entre os descritores extraídos destes padrões. Resultados superiores podem ser obtidos com a utilização de descritores locais que considerem informações tal como a curvatura, por exemplo.

Classe real	Estratificado	Ondulado	Pistonado	Borbulhado					
Estratificado	79	41	0	0					
Ondulado	4	116	0	0					
Pistonado	0	1	119	0					
Borbulhado	0	0	0	120					

Tabela 8: Matriz de confusão

5.4 PROBLEMAS ASSOCIADOS A SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS DE ESCOAMEN-TOS BIFÁSICOS GÁS-LÍQUIDO

Apesar dos resultados promissores, alguns problemas foram observados no processo de segmentação, tanto na abordagem proposta quanto quando a transformada de *watershed* é utilizada. Os problemas estão relacionados as gotículas de gás. Conforme já descrito, elas estão presentes no escoamento em golfadas, podendo ser observadas no início (nariz) e no final (cauda) da bolha (ou seja, nos casos em que ocorre o rompimento da bolha).

Os resultados experimentais demonstraram que a maior dificuldade é a separação das gotículas da cauda da bolha. Como exemplo, considere a Figura 40(a) que ilustra o escoamento bifásico ar-água em golfadas para uma imagem da cauda da bolha. A Figura 40(b) representa a segmentação desejada, realizada manualmente por um especialista. É possível observar os resultados obtidos nos processos de segmentação por *Level Set* (Figuras 40(c) e (d)) e por *Wa-tershed* (Figura 40(e)). Devido à proximidade das gotículas de ar as abordagens não conseguem fazer a separação correta.

Na Figura 40(c), a segmentação usando um marcador externo engloba todas as gotículas de ar dificultando a separação das mesmas no número de iterações definido (300 iterações), mesmo com o aumento no número de iterações não há benefícios. A Figura 40(d) representa a segmentação por *Level Set* utilizando um marcador interno. Neste caso, as gotículas são separadas, mas há um comprometimento no resultado final da segmentação, que ficou menor do que o ideal.

Na Figura 40(e) a segmentação por *Watershed* também consegue fazer a separação. Entretanto, há uma diferença significativa no total de pixels da região de interesse. O mesmo ocorre nas imagens do nariz das bolhas de ar conforme pode ser observado na Figura 41.



Figura 40: Resultado segmentação: (a) Imagem original, (b) Segmentação manual, (c) Segmentação utilizando o método *Level Set* inicializado com um marcador externo, (d) Segmentação utilizando o método *Level Set* inicializado com um marcador externo e (e) Segmentação através da transformada de *watershed*.

A Figura 41 ilustra um exemplo em que as gotículas estão presentes próximo ao início da bolha. O desempenho das técnicas é o mesmo discutido para o exemplo anterior. Embora a segmentação através da transformada de *watershed* consiga separar de forma mais efetiva as gotículas, a sombra da bolha é classificada como objeto de interesse.



Figura 41: Resultado segmentação: (a) Imagem original, (b) Segmentação manual, (c) Segmentação utilizando o método *Level Set* inicializado com um marcador externo, (d) Segmentação utilizando o método *Level Set* inicializado com um marcador externo e (e) Segmentação através da transformada de *watershed*.

A Tabela 9 mostra os valores calculados para a área do gás quando apenas imagens com esta característica são consideradas (ou seja, quando existe a presença de gotículas). Pelos resultados obtidos pode-se concluir que a segmentação do nariz e da cauda pela abordagem proposta resultará em uma taxa de acerto próxima de 88,72% o que é aceitável. A segmentação por *Watershed* apresenta melhores resultados quanto a segmentação da cauda, entretanto, na segmentação do nariz a abordagem proposta continua sendo mais vantajosa.

 Tabela 9: Resultado comparativo do cálculo área do gás para as imagens da cauda e do nariz das bolhas de ar.

	Área Gás	Percentual	Área Gás	Percentual
Fonte	Cauda	de Acerto	Nariz	de Acerto
Manual	8,9743		3,3480	
Level Set marcador externo	10,6269	84,44	3,6004	92,99
Watershed	8,1279	90,56	3,0950	92,44
Level Set marcador interno	7,3288	81,66	2,6248	78,40

A seguir, são discutidas as conclusões deste trabalho, bem como algumas sugestões de trabalhos futuros.

6 CONCLUSÕES

Escoamentos bifásicos gás-líquido, foco deste trabalho, são comumente encontrados em processos industriais que possuem ebulição de líquidos e condensação de vapores. Um exemplo típico acontece em reservatórios, onde petróleo e gás usualmente ocorrem associados nas fases de avaliação e produção dos poços. Neste contexto, onde gás e líquido ocorrem de forma simultânea em uma tubulação, diferentes padrões de escoamento podem ocorrer dependendo de fatores tais como as condições de operação (temperatura e pressão, por exemplo), características do duto, propriedades dos fluidos (incluindo viscosidade e massa específica) e vazões do gás e do líquido (WHALLEY, 1996).

Embora existam diversos trabalhos propostos na literatura, estes apresentam diversas limitações, incluindo desde a necessidade de treinamento especializado para manipulação de equipamentos até uso de imagens pertencentes a um padrão específico. Neste contexto, técnicas de processamento e análise de imagens constituem uma ferramenta poderosa para estudar fluxos bifásicos, sendo tipicamente não-intrusivas e relativamente simples para projetar e implementar. Elas têm sido cada vez mais utilizadas, pois possibilitam a identificação e avaliação visual de importantes características por meio de soluções relativamente simples para projetar/implementar e que não causam distúrbios no fluxo. Além disso, sua precisão e confiabilidade possibilitam o desenvolvimento de sistemas de referência e validação, auxiliando os demais equipamentos já empregados na medição de tais parâmetros, bem como, sua utilização em plantas piloto e em simuladores.

Este trabalho teve como objetivo principal desenvolver e implementar um sistema capaz de calcular os parâmetros associados ao escoamento bifásico horizontal gás-líquido (mais especificamente para o regime denominado golfada) e classificar imagens segundo seu padrão de escoamento, utilizando para tal técnicas de processamento e análise de imagens digitais. Para tanto, foi proposta uma abordagem baseada em métodos *Level Set*. A idéia principal destes métodos é representar a movimentação de uma borda, caracterizada por uma curva ou superfície, cuja movimentação é dada em função de uma velocidade *F* conhecida. O objetivo é seguir o movimento desta curva ou superfície à medida que a mesma evolui. A extração de parâmetros e a classificação de padrões em escoamentos bifásicos, também explorados neste trabalho, são importantes para que os sistemas envolvidos possam ser desenvolvidos com maior segurança e no menor custo possível. Neste sentido, a utilização da abordagem aqui proposta também é uma contribuição à outras, uma vez que pode ser utilizada como uma técnica de referência para calibração das demais, permitindo ainda a verificação visual dos resultados obtidos.

Neste trabalho, as imagens foram inicialmente pré-processadas por um operador baseado em morfologia matemática, visando facilitar a execução das tarefas de mais alto nível. A regularização do contorno, por exemplo, permitiu uma melhor definição no gradiente, necessária para assegurar que a função de velocidade do método *Level Set* tenda a zero próximo das bordas. Além disso, o uso de uma imagem cujos níveis de cinza são mais homogêneos favorece uma melhor propagação da curva e, consequentemente, o número de iterações pode ser reduzido significativamente.

A segmentação, por conseguinte, pode ser entendida como uma das tarefas mais importantes. Afinal, é a partir da precisão dos resultados gerados por ela que os objetos podem ser identificados e individualizados, o que permite em última instância medir seus parâmetros e obter sua classificação. A abordagem proposta, baseada em métodos *Level Set* demonstrou ser uma alternativa eficiente no processo de segmentação obtendo uma melhor aproximação da segmentação ideal (*ground-truth*) realizada por um especialista. Esta conclusão foi possível a partir dos resultados comparativos em relação a outra abordagem de segmentação bastante utilizada, pela transformada de *watershed*.

Os resultados obtidos na classificação dos padrões também merecem atenção especial, com uma taxa de classificação promissora de 90.8%. Pode-se observar que existem erros entre os padrões ondulado e estratificado, o que é justificado pela semelhança entre os descritores extraídos destes padrões. Conclui-se que os resultados obtidos podem ser melhorados com a utilização de descritores locais que considerem informações tal como a curvatura, por exemplo. Finalmente, com relação aos parâmetros medidos no padrão golfada, o sistema mostrou-se mais uma vez uma solução interessante. A comparação entre os valores obtidos e os de referência sugere a utilização da metodologia para validar/calibrar equipamentos tradicionalmente utilizados para este fim.

A próxima seção discute de que forma os resultados desta pesquisa podem ser estendidos.

6.1 SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

A partir dos resultados obtidos nesta dissertação, sugerem-se como possíveis trabalhos futuros:

- 1. Melhorar as taxas de classificação com utilização de descritores locais;
- 2. Ampliar as análises realizadas em um escoamento em golfadas vertical;
- 3. Validar os resultados dos parâmetros obtidos pelo sistema desenvolvido por equipamentos tradicionalmente utilizadas para este fim, tais como, ultrassons, *wire-mesh* e demais equipamentos;
- 4. Aprofundar os estudos no método *Level Set* a fim de obter um melhor controle sobre a propagação da interface;
- 5. Adicionar a implementação de segmentação tridimensional, já que esta ofereceria uma maior liberdade na visualização e análise dos resultados, possibilitando uma melhor representação das bolhas de ar e o do líquido no pistão.

REFERÊNCIAS

ALPERT, S. et al. Image segmentation by probabilistic bottom-up aggregation and cue integration. In: **Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. [S.l.: s.n.], 2007.

AZZOPARDI, B. Gas - Liquid Flows. New York: Begell House, 2006.

BEUCHER, S.; MEYER, F. Mathematical morphology in image processing. In: _____. [S.l.]: Marcel Dekker, 1993. cap. The morphological approach to segmentation: the watershed transformation, p. 433–451.

DINH, B. S. K. T. B.; CHOI, T.-S. Application of image processing techniques to air/water two-phase flow. **Proc. SPIE 3808**, p. 725–730, 1999.

DORINI, L.; MINETTO, R.; LEITE, N. J. White blood cell segmentation using morphological operators and scale-space analysis. In: **XX SIBGRAPI**. [S.l.: s.n.], 2007. p. 294–304.

DORINI, L. B. **Transformação de imagens baseadas em Morfologia Matemática**. Tese (Doutorado) — Unicamp - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2009.

DUKLER, A. E.; HUBBARD, M. G. A model for gas-liquid slug flow in horizontal and near horizontal tubes. **Ind. Eng. Chem. Fundamen**, v. 14, p. 337–347, 1975.

DUKLER, A. E.; TAITEL, Y. Flow pattern transitions in gas-liquid systems: Measurement and modelling. Multiphase Science and Tecnology, 1986.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. Digital Image Processing. [S.l.]: Prentice Hall, 2001.

GRAU, R.; HEISKANEN, K. Visual technique for measuring bubble size in flotation machines. **Minerals Engineering**, v. 15, p. 507–513, 2002.

HEWITT, G. F. Handbook of Multiphase Systems. [S.l.]: Hemisphere Publishing Corporation, 1982.

IMAGE Segmentation and Mathematical Morphology. MINES ParisTech: Serge Beucher, 2011. Centre de morphologie mathématique. Disponível em: <http://cmm.ensmp.fr/ beucher/wtshed.html>. Acesso em: 13 jul. 2011.

JACKWAY, P. Morphological Scale-Space with Application to Three-Dimensional Object **Recognition**. Tese (Doutorado) — Queensland University if Technology, 1994.

JACKWAY, P. T.; DERICHE, M. Scale-space properties of the multiscale morphological dilation-erosion. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 18, p. 38–51, 1996.

JAIN, A. K. Fundamentals of Digital Image Processing. [S.l.: s.n.], 1989.

JAIN, R. K. R.; SCHUNCK, B. G. Machine Vision. [S.l.: s.n.], 1995.

JAIN, R. P. W. D. A. K.; MAO, J. Statistical pattern recognition: A review. **IEEE Transactions On In Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, 2000.

JONES, O. C.; ZUBER, N. The interrelation between void fraction fluctuactions and flow patterns in two phase flow. **International Journal Multiphase Flow**, v. 2, p. 273–306, 1975.

KASS, M.; WITKIN, A.; TERZOPOULOS, D. Snakes: Active contour models. **International Journal of Computer Vision**, v. 1, n. 4, p. 321–331, 1987.

KUMAR, S. B.; MOSLEMIAN, D.; DUDUKOVIC, M. P. Gas-holdup measurements in bubble columns using computed tomography. **AIChE Journal**, American Institute of Chemical Engineers, v. 43, n. 6, p. 1414–1425, 1997. ISSN 1547-5905. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1002/aic.690430605>.

LEVEL Set Methods. University of Connecticut: Chunming Li, 2010. Research on Level Set Methods. Disponível em: http://www.engr.uconn.edu/cmli/research/. Acesso em: 27 mai. 2010.

LI, C. et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation. In: **CVPR**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 430 – 436.

LI CHENYANG XU, C. G. C.; FOX, M. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation. **IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, v. 1, p. 430–436, 2005.

MANDHANE, J. M.; GREGORY, G. A.; AZIZ, K. A flow pattern map for gas–liquid flow in horizontal pipes. **International Journal of Multiphase Flow**, v. 1, n. 4, p. 537–553, 1974. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V45-47YHYJ4-2J/2/0ec1b62afa191cbdc622bdb1694664c5.

MAYOR, T.; PINTO, A.; CAMPOS, J. An image analysis technique for the study of gas-liquid slug flow along vertical pipes - associated uncertainty. **Flow Measu-rement and Instrumentation**, v. 18, n. 3-4, p. 139–147, 2007. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2007.05.004>.

NAPOLITANO, L. M. B. Implementação Numérica do Método Level Set para Propagação de Curvas e Superfícies. Dissertação (Mestrado) — Instituto de Física da USP, 2004.

NEVES, S. R. Algoritmos para Segmentação de Imagens Infravermelhas. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2003.

OSHER, S.; FEDKIW, R. Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces. [S.1.]: Springer, 2003.

OSHER, S.; FEDKIW, R. P. Level set methods and fast marching methods. Cambridge University Press, 1996.

POWELL, R. L. Experimental techniques for multiphase flows. **Physics of Fluids**, v. 20, p. 1–20, 2008.
REIS, E.; JR, L. G. A non-intrusive probe for bubble profile and velocity measurement in horizontal slug flows. **Flow Measurement And Instrumentation**, v. 16, n. 1, p. 229–239, 2005.

RODRIGUES, H. T. Simulação Numérica do Escoamento Bifásico Gás-líquido no Padrão de Golfadas Utilizando um Modelo Lagrangeano de Seguimento de Pistões. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, Brasil, Outubro 2009.

SETHIAN, J. A. Level Set Methods and Fast Marching Methods. [S.l.]: Cambridge UPress, 1999.

SHI L., Z. Z.; REN;, S. Parameter measurements of two-phase bubbly flow using digital image processing. **5th World Congress on Intelligent Control and Automation**, p. 3858–3861, 2004.

SHOHAM, O. Mechanistic modeling of gas-liquid two-phase flow in pipes. [S.l.]: Richardson, Tx(USA):SPE, 2006.

SOILLE, P. Morphological Image Analysis. [S.1.]: Springer-Verlag, 2003.

TAITEL, Y.; BARNEA, D. 1990 taitel, y[1]. e barnea, d. - a consistent approach for calculating pressure drop in inclined.pdf. **Chemical Engineering Science**, v. 45, n. 5, p. 1199–1206, 1990.

TAITEL, Y.; DUKLER, A. E. A model for predicting flow regime transitions in horizontal and near horizontal gas-liquid flow. **AIChE Journal**, Wiley Online Library, v. 22, n. 1, p. 47–55, 1976. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1002/aic.690220105>.

TSAI, S.; OSHER, S. Level set methods and their applications in image science. **Comm. Math Sci**, v. 1, p. 623–656, 2003.

TSOUKALAS, L. H.; ISHII, M.; MI, Y. A neurofuzzy methodology for impedance-based multiphase flow identification. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 10, n. 6, p. 545–555, 1997. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V2M-3TDH5YN-6/2/232e6236b79038d08e3b4ac9cc045d6c>.

VACHIER, C.; MEYER, F. Extinction value: a new measurement of persistence. In: **IEEE Workshop on nonlinear signal and image processing**. [S.l.: s.n.], 1995. v. 1, p. 254–257.

VACHIER, C.; VICENT, L. Valuation of image extrema using alternating filters by reconstruction. In: **Proc. SPIE Neural, Morphological, and Stochastic Methods in Image and Signal Processing**. [S.l.: s.n.], 1995. v. 2568, p. 94–103.

VERNON, D. Machine Vision: Automated Visual Inspection and Robot Vision. [S.l.]: Prentice Hall, 1991.

WALLIS, G. B. One-dimensional two-phase flow. [S.l.]: McGraw-Hill, 1969.

WARSITO, M. Cross-sectional distributions of gas and solid holdups in slurry bubble column investigated by ultrasonic computed tomography. **Chemi-cal Engineering Science**, v. 54, n. 21, p. 4711–4728, 1999. Disponível em: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S000925099900175X>.

WEISZFLOG, W. Michaelis Moderno Dicionario Da Lingua Portuguesa. [S.1.]: Editora Melhoramentos Ltda, 1998. WELLNER, P. D. Adaptive Thresholding for the DigitalDesk. [S.l.], 1993.

WHALLEY, P. B. Two-Phase Flow and Heat Transfer. [S.1.]: Oxford University Press, 1996.

YU, X. et al. Measurement technique for solid-liquid two-phase floow using a normal-line hough transform method. **Journal of Physicsn**, p. 147(1):81–89, 2009.

ZABULIS, X. et al. Detection of densely dispersed spherical bubbles in digital images based on a template matching techniqueapplication to wet foams. **Colloids and Surfaces**, v. 309, n. 1-3, p. 96–106, 2007. Disponível em: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0927775707000210>.

APÊNDICE A - APÊNDICE A - CIRCUITO PARA AQUISIÇÃO DAS IMAGENS DA BASE DE TESTES

As imagens utilizadas nos experimentos deste trabalho foram adquiridas no LACIT - Laboratório de Escoamento de Fluidos - da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, câmpus Curitiba. O circuito utilizado é ilustrado na Figura 42.



Figura 42: Circuito experimental de escoamentos bifásicos do Laboratório de Escoamento de Fluidos da UTFPR.