# Estudo de Técnicas para Separação de Objetos Agrupados em Imagens Digitais 2D

Maria Cristina Delgado Preti



Universidade Federal de Uberlândia Faculdade de Computação Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

> Uberlândia 2016

Maria Cristina Delgado Preti

## Estudo de Técnicas para Separação de Objetos Agrupados em Imagens Digitais 2D

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação da Faculdade de Computação da Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de concentração: Banco de Dados e Imagens

Orientador: Prof. Dr. Bruno Augusto Nassif Travençolo

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

M528 2016	Preti, Maria Cristina Delgado, 1982- Estudo de técnicas para separação de objetos agrupados em imagens digitais 2D / Maria Cristina Delgado Preti 2016. 102 f. : il.
	Orientador: Bruno Augusto Nassif Travençolo. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. Inclui bibliografia.
	1. Computação - Teses. 2. Processamento de imagens - Técnicas digitais - Teses. I. Travençolo, Bruno Augusto Nassif. II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. III. Título.

CDU: 681.3

#### UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA FACULDADE DE COMPUTAÇÃO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Os abaixo assinados, por meio deste, certificam que leram e recomendam para a Faculdade de Computação a aceitação da dissertação de Mestrado intitulada "Estudo de técnicas para separação de objetos agrupados em imagens digitais 2D" por Maria Cristina Delgado Preti como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Uberlândia, 05 de Setembro de 2016.

Orientador:

Prof. Dr. Bruno Augusto Nassif Travençolo Universidade Federal de Uberlândia

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Jefferson Rodrigo de Souza Universidade Federal de Uberlândia

Prof. Dr. João Fernando Mari Universidade Federal de Viçosa – Campus de Rio Paranaíba

Ao meu pai, alicerce da minha vida. A minha mãe (in memorian). A minha mãe de coração Angélica, que com suas doces palavras sempre me amparou. Ao meu anjo guardião.

# Agradecimentos

Primeiramente a Deus, por permitir essa grande experiência de crescimento intelectual e espiritual ao lado do meu anjo guardião e dos espíritos protetores.

Ao Prof. Dr. Bruno Augusto Nassif Travençolo, admirado orientador, ao qual eu tenho um profundo respeito. Obrigada pela paciência, dedicação, pelos ensinamentos, por enxergar a capacidade do ser humano, pelo grande incentivo, pela confiança em mim depositada e, em especial, pela humildade, qualidade rara nos dias atuais. Serei eternamente grata por essa oportunidade.

Ao Prof. Dr. Jefferson Rodrigo de Souza, pela colaboração com a pesquisa, pelos ensinamentos, pelo incentivo, pelos conselhos e pela humildade.

À Profa. Dra. Gina Maira Barbosa de Oliveira, pelas palavras de incentivo na minha primeira queda nessa caminhada.

À Profa. Dra. Patrícia Cristiane de Souza e ao Prof. Dr. Cristiano Maciel, meus primeiros mestres na iniciação acadêmica, e que sempre me encorajaram.

Ao IFMT e IFTM pela troca de experiência no âmbito do trabalho, permitindo a continuidade da minha formação acadêmica.

Ao meu pai Oreste Preti, meu alicerce. Um grande exemplo de pai e mãe, que soube carregar no colo cinco filhos. Meu exemplo de educação, humildade, bondade, determinação, respeito e honestidade. Obrigada por ser quem és e por sempre apoiar as minhas escolhas.

À minha mãe de coração Angélica, que me recebeu de braços abertos e sempre me amparou com carinho e conselhos.

À minha família, meu porto seguro.

As amigas Alessandra e Rafaela, que estiveram sempre ao meu lado nessa caminhada, apoiando e amparando. Obrigada por entenderem meus momentos de tristezas, alegrias, angústias, medos e, por vezes, isolamento.

À Simone Maria e Brenda Paula, pela amizade, pelas orações e, em especial, por cuidar com muito carinho dos meus filhotes felinos quando precisei me ausentar. Aos amigos Lilian, Glaucilene, Clayton e Márcio, que me fizeram rir nos momentos de tristeza. Obrigada pelo apoio, incentivo e pelos puxões de orelha.

A todos colegas da DGTI/IFMT que acompanharam minhas dificuldades e me deram um grande apoio.

À amiga Léo, que juntamente com sua família (Beto, Vini e Matheus) me receberam de braços abertos em Uberlândia. Obrigada por me fazerem sentir parte da família e por me ampararem num momento tão difícil. Minha eterna gratidão.

À dona Regina, sempre zelosa e cuidadosa, me recebeu em Uberlândia com muito carinho e atenção.

Às amigas de jornada acadêmica, Franciny e Sara, pela companhia, pela amizade construída, pela preocupação, pelo apoio e incentivo e pelos momentos de descontração, principalmente nos últimos meses do mestrado.

À colega de laboratório de pesquisa Daniela, pela força, pelas dicas e conselhos nos últimos meses dos mestrado.

Aos amigos do grupo espírita de canto Além da Voz e Notas de Luz, pelas boas vibrações, pelas orações, pela torcida e pelo carinho.

Ao amigo Oberdan, que nas noites de estudo, já cansada, me animava com seus *sets* de música. Obrigada pela amizade, pelo carinho, pelo incentivo e pelas viagens.

Aos meus filhotes felinos, Paçoca e Floquinho, que me ensinam a enfrentar alguns medos, que me fazem esquecer dos problemas e que me ajudam a não cair.

"Agradeço todas as dificuldades que enfrentei; não fosse por elas, eu não teria saído do lugar." (Chico Xavier)

## Resumo

A segmentação de imagens é uma operação importante em diversas aplicações de visão computacional e processamento de imagem, uma vez que representa o primeiro passo e o mais difícil em uma tarefa de análise de imagem. Um dos fatores que fazem a segmentação um desafio é a existência de objetos agrupados. Para lidar com esse problema, alguns trabalhos focam no desenvolvimento de métodos computacionais que visam a identificação precisa de marcadores na imagem, enquanto que outros se preocupam com o desenvolvimento de técnicas voltadas à seleção de pontos côncavos no contorno de objetos agrupados, bem como, na identificação de pares de pontos correspondentes, os quais são fundamentais para definir as subsequentes linhas de divisão. Nesse contexto, esta dissertação tem como objetivo discutir e comparar três propostas importantes da literatura que lidam com o cenário acima mencionado. Em geral, buscou-se avaliar comparativamente o desempenho dos métodos computacionais propostos pelos trabalhos em estudo. E quando necessário, lacunas inconsistentes foram apontadas, a fim de possibilitar o aprimoramento e qualidade dos mesmos. Evidencia-se que as três propostas examinadas são fortemente dependentes dos parâmetros inseridos pelo usuário para ocorrer sucesso na segmentação final. Assim, existe a necessidade de um conhecimento a priori da imagem, fazendo com que o desempenho caia, especialmente quando se tem um conjunto de imagens que possui objetos ou de várias formas, e/ou extremamente agrupados e/ou com muitas concavidades. Sendo assim, as três propostas avaliadas possuem pontos vulneráveis ao segmentar objetos agrupados, seja por uma lacuna no algoritmo proposto, seja pela necessidade de se ter conhecimento a prior da imagem a ser segmentada, sendo necessário a inserção de parâmetros de forma manual. Logo, isso dificulta a escolha de um método ideal em uma situação prática real.

**Palavras-chave:** Segmentação de imagens. Objetos agrupados. Divisão de agrupamentos. Watershed. Análise de concavidade.

## Abstract

Image segmentation is an important operation in several computer vision and image processing applications, since it represents the first step and most difficult in an image analysis task. One of the factors that make segmentation a challenge is the existence of clustered objects. To deal with this problem, some works focus on the development of computational methods that aim to accurately identify markers in the image, while others are concerned with the development of techniques aimed at selection of concave points on the contourn of clustered objects, as well as in identifying pairs of corresponding points, which are essential to define the subsequent division lines. In this context, this work aims to discuss and compare three important proposals in the literature dealing with the above scenario. In general, it sought to comparatively evaluate the performance of computational methods proposed by the works under study. And when necessary, inconsistent gaps were identified in order to enable improvement and quality. It is evident that the three proposals examined are strongly dependent on user-entered parameters to occur successfully in the final segmentation. Thus, there is a need for a priori knowledge of the image, causing the performance drop, especially when it has a set of images or objects having various shapes, and/or extremely clustered and/or with many concavities. Thus, the three proposals evaluated have vulnerabilities to target clustered objects, either by a gap in the proposed algorithm, or the need to have prior knowledge of the image to be segmented, requiring the insertion of manually parameters. So this makes it difficult to select an optimal method in a real practical situation.

**Keywords:** Image segmentation. Overlapping objects. Clump splitting. Watershed. Concavity analysis.

# Lista de ilustrações

Figura 1 $-$	(a) As set as vermelhas indicam onde occrreram a super segmentação .	
	(b) As setas vermelhas indicam onde ocorreram a baixa segmentação.	
	(c) Objetos segmentados corretamente. Figura adaptada de (CHENG;	
	RAJAPAKSE, 2009)	28
Figura 2 $-$	(a) Representação do vetor $v = \vec{AB}$ . (b) Representação do vetor	
	oposto. (c) Representação do ângulo formado entre dois vetores. Fonte: (ST	TEIN-
	BRUCH; WINTERLE, 1987a)	32
Figura 3 $-$	Distância de um ponto a uma reta. Fonte: (STEINBRUCH; WIN-	
	TERLE, 1987b)	33
Figura 4 $-$	Os vetores unitários variam de direção mas não de comprimento. Fonte: (R	<b>)-</b>
	GAWSKI, 2009)	34
Figura 5 $-$	(a) Dentre todos os círculos tangentes a $C$ em $P$ , o osculador tem o	
	melhor ajuste à curva. (b) O centro $Q$ do círculo osculador em $P$ fica a	
	uma distância $K_p^{-1}$ de $P$ na direção normal. Fonte: (ROGAWSKI, 2009)	35
Figura 6 –	$S_1, S_2 \subseteq R^2$ . (a) $S_1$ representa um subconjunto não convexo (ou côn-	
	cavo). (b) $S_2$ representa um subconjunto convexo	35
Figura 7 $-$	Representação de uma matriz numérica na forma de equação. Fonte: (GON	-
	ZALEZ; WOODS, 2010)	36
Figura 8 –	Tipos de vizinhança. (a) Vizinhança 4 de um pixel. (b) Vizinhança	
	diagonal de um pixel. (c) Vizinhança 8 de um pixel. Fonte: (FILHO;	
	NETO, 1999)	37
Figura 9 –	Borda e interior de um componente. (a) Imagem original. (b) Pixels	
	da borda e interior. Figura adaptada de (FILHO; NETO, 1999)	38
Figura 10 –	Transformada Distância Euclidiana. Uma imagem binária 2-D (a) e o	
	seu mapa de distâncias euclidianas (b). Fonte: (TORELLI, 2005)	39
Figura 11 –	Ilustração do algoritmo contour following. Fonte: Figura adaptada	
	de (COSTA; CESAR, 2009)	40

Figura 12 –	Rótulo vizinhança 8-conectado do pixel p. Fonte: (COSTA; CESAR,2009)	40
Figura 13 –	Histograma de níveis de cinza que pode ser particionado por um único limiar.	41
Figura 14 –	Visualização de uma imagem em três dimensões. Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2010)	43
Figura 15 –	Segmentação pelo método de divisor de águas. (a) Imagem original. (b) Vista topográfica. (c) e (d) Duas fases da inundação. (e) Resultado de novas inundações. (f) Começo da fusão da água de duas <i>watersheds</i> (uma pequena barreira foi construída entre elas). (g) Barragens mai- ores. (h) Linhas finais da <i>watershed</i> . Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2010).	43
Figura 16 –	Representação do algoritmo de Jarvis. (a) Início do algoritmo no ponto de menor ordenada. (b), (c), (d), (e) e (f) Construção do fecho convexo. Figura adaptada de (FIGUEIREDO; CARVALHO, 1991)	45
Figura 17 –	Um hiperplano separando $w, b$ para um conjunto de treinamento de duas dimensões. Fonte: (LIMA, 2002). $\ldots$	46
Figura 18 –	Resultado da segmentação gerada pelo processo baseado no modelo de fusão proposto por (LIN et al., 2003). Fonte: (LIN et al., 2003)	47
Figura 19 –	Resultado da segmentação proposta por (WÄHLBY et al., 2004). (a) Parte de uma imagem original 2D em uma fatia de um tumor. (b) Resultado final do método proposto. Fonte: (WÄHLBY et al., 2004) .	48
Figura 20 –	Resultado da segmentação proposta por (WÄHLBY et al., 2004). (a) Imagem 3D de um tumor carcinoma cervical. (b) Enquadramento fe- chado mostrando casos em que o método separa os núcleos das células em <i>cluster</i> . Fonte: (WÄHLBY et al., 2004)	48
Figura 21 –	Resultado da segmentação proposta por (CHENG; RAJAPAKSE, 2009). (a) Imagem original. (b) Método proposto. Fonte: (CHENG; RAJA- PAKSE, 2009)	49
Figura 22 –	Resultado da segmentação proposta por (JUNG; KIM, 2010). (a) Ima- gem original. (b) Método proposto. (c) Ajuste do contorno. Fonte: (JUNG KIM, 2010)	; 50
Figura 23 –	Resultado da segmentação proposta por (ZHANG et al., 2012) utili- zando imagem sintética. (a) Imagem sintética original. (b) Resultado da aplicação do algoritmo CIBW. (c) Extração dos marcadores e resul-	
	tado do algoritmo watershed. Fonte: (ZHANG et al., 2012)	50

Figura 24 – Resultado da segmentação proposta por (ZHANG et al., 2012) un	tili-	
zando imagem real. (a) Imagem sintética original. (b) Resultado	da da	
aplicação do algoritmo CIBW. (c) Extração dos marcadores e result	ado	
do algoritmo <i>watershed</i> . Fonte: (ZHANG et al., 2012)		50
Figura 25 – Divisão de um aglomerado que compreende apenas uma região de c	on-	
cavidade dominante, método proposto por (KUMAR et al., 2006).	(a)	
Dois sobrepostos Dreschleraspecimens. (b) Linha de divisão juntas	ndo	
o pixel côncavo e um pixel de fronteira. Fonte: (KUMAR et al., 20	06).	51
Figura 26 – Resultados do método proposto por (FARHAN; YLI-HARJA; N	IE-	
MISTÖ, 2013). (a) Imagem de microscopia de fluorescência conter	ndo	
aglomerados de células de levedura. (b) Imagem segmentada. (c	c) e	
(d) Imagens resultantes após a aplicação do método proposto e o	com	
sem o uso de intensidade da imagem. Fonte: (FARHAN; YLI-HAR	JA;	
NIEMISTÖ, 2013)		51
Figura 27 – Representação dos pontos côncavos.		54
Figura 28 – O objeto extremamente agrupado (a) possui 5 núcleos (Fonte: (ZHA)	NG	
et al., 2012)). Porém, ao aplicar a TDE (b) apenas um marcado	or é	
extraído da imagem (c), ocasionando uma baixa segmentação qua	ndo	
o método <i>watershed</i> é utilizado (d), pois apenas um núcleo foi identif	icado.	55
Figura 29 – Resultado da extração do contorno pelo algoritmo contour follow	ing.	
(a) Imagem binária. (b) Contorno externo do objeto		56
Figura 30 – Exemplo do círculo osculador em $q$ , onde a direção da curvatur	a é	
representada pela seta verde.		56
Figura 31 – Os pontos em vermelho representam os pontos côncavos		57
Figura 32 – Representação da variação do valor de $\alpha$ , com $\beta = 60$ e $\gamma = 40$ fiz	XOS.	
(a) $\alpha = 60$ . (b) $\alpha = 80$ . (c) $\alpha = 120$		58
Figura 33 – Representação da variação do valor de $\beta$ , com $\alpha = 60$ e $\gamma = 40$ fiz	XOS.	
(a) $\beta = 20$ . (b) $\beta = 70$ . (c) $\beta = 120$		58
Figura 34 – Representação do cálculo da distância $CW$ , onde $\theta$ é o ângulo forma	ado	
entre a linha que inicia em $C$ e passa pelo ponto côncavo $j$ (representation de la concentration de la	ada	
pela seta verde) e a linha que inicia em $l$ e passa pelo ponto cônca	vo j	
(representada pela seta roxa)		59
Figura 35 – Representação da variação do valor de $\gamma$ , com $\alpha = 60$ e $\beta = 60$ fiz	xos.	
(a) $\gamma = 1$ . (b) $\gamma = 40$		59
Figura 36 – Aplicação do algoritmo CIBW, com os valores de parâmetros: $\alpha =$	60,	
$eta=60$ e $\gamma=30$ . (a) Imagem binária. (b) Resultado da ponderação	0	60
Figura 37 – Extração de marcadores. (a) Algoritmo CIBW. (b) Limiarização.	(c)	
Aplicação da TDE. (e) Extração dos marcadores.		60
Figura 38 – Segmentação por $watershed\ sendo\ controlada\ pelos\ marcadores.$ .		<b>6</b> 0

Figura 39 –	- Resultado da extração do contorno pelo algoritmo <i>contour following</i> . (a) Imagem binária. (b) Contorno externo do objeto.	61
Figura 40 –	A linha vermelha em torno do contorno representa o fecho convexo do objeto agrupado no plano espacial.	62
Figura 41 –	- Representação dos pontos proeminentes (pontos destacados em verme- lho) em parte do contorno do objeto agrupado.	63
Figura 42 –	- Representação dos arcos do contorno (linha vermelha)	63
Figura 43 –	(a) Representação da distância perpendicular, onde a linha branca é o segmento $k$ da região côncava $S$ e a linha verde é a distância perpendicular $d$ . (b) Representação dos pontos côncavos $C$ , destacados em vermelho, no objeto agrupado, a construction da constructi	64
Figura 44 –	Alinhamento entre concavidades ( <i>CC</i> ) e entre concavidade linha ( <i>CL</i> . Fonte: (KUMAR et al., 2006)	65
Figura 45 –	Representação do ângulo da concavidade, $CA$ , e da relação da concavidade, $CR$ . Fonte: (KUMAR et al., 2006)	66
Figura 46 –	Conjunto de linhas candidatas à divisão, com os limiares: $limiar = 80$ , $CD_T = 3$ , $SA_T = 0.15$ , $CC_T = 1.30$ , $CL_T = 0.75$ , $CA_T = 5.02$ e $CR_T = 6$ .	67
Figura 47 –	- Segmentação final, com os pesos: $c_1 = 5.6$ e $c_2 = 0.70$	68
Figura 48 –	<ul> <li>Resultado da extração dos contornos pelo algoritmo <i>contour following</i>.</li> <li>(a) Imagem binária. (b) Extração do contorno externo do objeto agrupado (representado pela linha verde), bem como dos contornos externos dos buraços (representados pelas linhas vermelha, agul a magenta).</li> </ul>	60
Figura 49 –	- Representação do fecho convexo em um buraco do objeto agrupado.	69
Figura 50 –	- Representação dos pontos proeminentes (pontos destacados em verme- lho) dos buracos do objeto agrupado.	70
Figura 51 –	Segmento de reta representando uma região convexa do objeto, pois todos os pontos desse segmentos estão contidos no objeto.	71
Figura 52 –	O ponto origem $p$ do segmento preto é descartado, pois trata-se de uma região convexa. Toma-se o terceiro ponto adjacente posterior ao ponto p, dando origem ao próximo segmento, representado pela linha vermelha.	71
Figura 53 –	A linha branca representa o segmento originário de uma região côncava do objeto, pois todos os pontos desse segmentos estão contidos no fundo da imagem.	71
Figura 54 –	A linha vermelha representa o segmento auxiliar do segmento originário representado pela linha branca.	72

<ul> <li>Figura 55 – (a) Representação da distância perpendicular, em que a linha branca é o segmento auxiliar, a linha vermelha é o arco do contorno e a linha verde é a distância perpendicular d. (b) Representação do ponto côncavo, destacado em vermelho, em parte do objeto agrupado</li></ul>	72
Figura 56 – Representação da criação do próximo segmento originário, onde: a linha vermelha representa o segmento auxiliar com seu respectivo segmento originário (representado pela linha branca) e a linha verde representa o novo segmento originário	73
<ul> <li><sup>1</sup>igura 57 – Representação do fim do processo de detecção dos pontos côncavos.</li> <li>(a) Todos os segmentos originários desenhados no contorno externo do objeto estão representados na cor branca.</li> <li>(b) Aproximação da imagem para melhor visualização dos segmentos originários em (a).</li> <li>(c) Todos os segmentos auxiliares, representados pela linha vermelha.</li> <li>(d) Todos pontos côncavos detectados no objeto agrupado, destacados em vermelho.</li> </ul>	74
Figura 58 – Representação dos vetores de direção, em que as linhas vermelhas representam os segmentos auxiliares, os pontos em vermelho correspondem aos pontos côncavos e as setas roxas representam os vetores de direção de cada ponto côncavo.         7	74
Figura 59 – (a) Construção inicial da janela retangular de tamanho variável do primeiro ponto côncavo do objeto agrupado, com os parâmetros $h = 50$ e $w = 0$ . (b) Janela alargada com intuito de encontrar um ponto par, com $wMax = 60$ . Janela alongada com intuito de encontrar um ponto par, com $hMax = 300$	75
Figura 60 – Representação de todas as janelas retangulares, com os parâmetros: $h = 50, hMax = 300, w = 0$ e $wMax = 60. \dots \dots$	76
Figura 61 – Segmentação final utilizando linhas retas entre os pontos pares côncavos para formar as linhas de divisão final	76
Figura 62 – (a) Formação de um ângulo agudo entre duas linhas de divisão. (b) Formação de um triângulo entre as linhas de divisão (Fonte: (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013))	77

Figura 63 –	Exemplo de um ponto côncavo de grau dois (destacado em vermelho)
	e seus respectivos pontos côncavos (destacados em roxo) que comparti-
	lham as linhas de divisão com ele. (a) Exemplo da primeira condição,
	em que existe uma linha de divisão (destacada em verde) entre os ou-
	tros dois pontos côncavos. (c) Exemplo da segunda condição, em que
	os outros dois pontos côncavos não compartilham linha de divisão al-
	guma com os outros pontos côncavos. (b) e (d) Formação dos novos
	três pares, em que o ponto destacado em roxo é o centro do triângulo,
	e os pontos destacados em vermelho são os pontos côncavos envolvi-
	dos pelo triângulo. ((a) e (b) são Figuras adaptadas de (FARHAN;
	YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013))
Figura 64 –	Exemplo de um ponto côncavo de grau três (destacado em vermelho) e
	seus respectivos pontos côncavos (destacados em roxo) que comparti-
	lham as linhas de divisão com ele. O ângulo destacado em vermelho é o
	menor ângulo, logo o triângulo formado por ele é analisado. (a) Exem-
	plo da primeira condição, em que apenas um dos pontos côncavos tem
	grau dois, então a linha que se refere a este ponto é descartada. (b)
	Formação dos novos três pares, em que o ponto destacado em roxo é o
	centro do triângulo, e os pontos destacados em vermelho são os pontos
	côncavos envolvidos pelo triângulo.

78

79

- Figura 65 Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de quatro diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013). 83
- Figura 66 Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de cinco diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013). . . . . 84
- Figura 67 Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de dois diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013). . . . 85
- Figura 68 Formação de triângulos na segmentação final das imagens da Figura 67(a) utilizando a metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIE-MISTÖ, 2013).

Figura 69 –	Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de dois diferentes	
	objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG	
	et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta	
	por (KUMAR et al., 2006). (d) Objeto segmentado pela metodolo-	
	gia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	86
Figura 70 –	Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmen-	
	tado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto	
	segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d)	
	Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-	
	HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	88
Figura 71 –	Problema detectado na metodologia proposta por (KUMAR et al.,	
	2006), onde ocorre falha na detecção dos pontos côncavos. O fecho	
	convexo está representado pela linha vermelha e os pontos côncavos	
	pelos círculos vermelhos. (a) Detecção dos pontos côncavos do objeto	
	agrupado da Figura 70. (b) Detecção dos pontos côncavos do objeto	
	agrupado da Figura 72.	88
Figura 72 –	Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmen-	
	tado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto	
	segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d)	
	Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-	
	HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	89
Figura 73 –	Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmen-	
	tado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto	
	segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d)	
	Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-	
	HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	89
Figura 74 –	Formação de dois triângulos na segmentação final da imagem da Fi-	
	gura 72(a) utilizando a metodologia proposta por (FARHAN; YLI-	
	HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	89
Figura 75 –	Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de quatro dife-	
	rentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta	
	por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia	
	proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela	
	metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).	90
Figura 76 –	Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de quatro dife-	
	rentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta	
	por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia	
	proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela	
	metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).	91

Figura 77 –	Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmen-	
	tado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto	
	segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d)	
	Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-	
	HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	92
Figura 78 –	Extração dos marcadores no objeto agrupado da 77 utilizando a meto-	
	dologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (a) Aplicação do algoritmo	
	CIBW, com $\alpha = 80$ , $\beta = 80$ e $gamma = 30$ . (b) Extração do marcador.	92
Figura 79 –	Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de dois diferentes	
	objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG	
	et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta	
	por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodo-	
	logia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	93
Figura 80 –	Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmen-	
	tado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto	
	segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d)	
	Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-	
	HARJA; NIEMISTÖ, 2013)	93

# Lista de tabelas

Tabela 1	_	Parâmetros da	Figura	62.	•	•		 •	•		•	•	•	•				•	82
Tabela 2	_	Parâmetros da	Figura	63.	•				•			•	•	•					85
Tabela 3	_	Parâmetros da	Figura	64.	•				•			•	•	•	•		•		87
Tabela 4	_	Parâmetros da	Figura	66.								•		•					87

# Sumário

1	INTRODUÇÃO	27
1.1	Motivação	28
1.2	Objetivos e Desafios da Pesquisa	29
1.3	Hipótese	29
1.4	Contribuições	30
1.5	Organização da Dissertação	30
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	31
2.1	Fundamentos Matemáticos	31
2.1.1	Vetores, Produto Escalar e Produto Vetorial	31
2.1.2	Distâncias	33
2.1.3	Curvatura	34
2.1.4	Conjunto Convexo	35
2.2	Fundamentos Computacionais	35
2.2.1	Processamento Digital de Imagens	36
2.2.2	Análise de imagens	39
2.3	Trabalhos Relacionados	47
3	ESTUDO COMPARATIVO DE TÉCNICAS DE SEGMEN-	
	TAÇÃO DE OBJETOS AGRUPADOS	53
3.1	Metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012)	54
3.2	Metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006) $\ldots \ldots \ldots $	61
3.3	Metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ,	
	2013)	<b>38</b>
4	EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS 8	31
4.1	Método para a Avaliação $\ldots \ldots $	31
4.2	Experimentos $\ldots$ $\xi$	32

4.3	Avaliação dos Resultados	92
5	CONCLUSÃO	95
5.1	Principais Contribuições	96
5.2	Trabalhos Futuros	96
5.3	Contribuições em Produção Bibliográfica	97
REFERÊNCIAS 99		99

# Capítulo

# Introdução

Na área de processamento digital de imagens, a segmentação é uma operação importante em diversas aplicações, uma vez que ela representa o primeiro passo do processamento de baixo nível em imagens. Nessa etapa, um conjunto de dados de entrada é particionado em estruturas com conteúdo semântico relevante para um determinado problema. Essas estruturas correspondem a objetos, ou partes de objetos, que auxiliam o processo de interpretação das imagens (LUCCHESEYZ; MITRAY, 2001; PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Sendo assim, muitas vezes é a etapa mais difícil em uma tarefa de análise de imagens (WÄHLBY et al., 2004), principalmente quando envolve imagens que possuem objetos formados em agrupamentos, pois estes geralmente apresentam níveis de intensidade similares e bordas imperceptíveis (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013). Tal característica pode ocorrer devido a alta densidade dos objetos em uma área da imagem ou devido ao fato dos objetos estarem muito próximos uns dos outros de modo que, em virtude das projeções ópticas, os objetos na imagem parecem estar tocando um no outro formando os agrupamentos (SCHMITT; HASSE, 2008).

Apesar da existência de técnicas de segmentação já consolidadas na literatura, estas, quando aplicadas de forma isoladas em imagens com as características mencionadas anteriormente, podem gerar resultados incorretos devido a divisão a mais ou a menos dos objetos da imagem, ocasionando super (Figura 1(a)) ou baixa segmentação (Figura 1(b)), respectivamente.

Trabalhos anteriores evidenciam que há esforços significativos no desenvolvimento de algoritmos que possam dividir a sobreposição deste tipo de imagem (LI et al., 2008; ZHANG et al., 2012). É importante que tais algoritmos sejam capazes de detectar com alta precisão o número correto de objetos, com o máximo de automação e o mínimo de esforço humano, bem como serem capazes de se adaptarem facilmente às imagens de diferentes cortes sob diferentes condições da imagem (AL-KOFAHI et al., 2010).

Uma solução comumente usada para o problema citado é a inserção de linhas de divisão entre os objetos, sendo que o grande desafio é encontrar na imagem o melhor local para



Figura 1 – (a) As setas vermelhas indicam onde ocorreram a super segmentação . (b) As setas vermelhas indicam onde ocorreram a baixa segmentação. (c) Objetos segmentados corretamente. Figura adaptada de (CHENG; RAJAPAKSE, 2009)

realizar essa separação. Algumas pesquisas possuem como objeto de estudo a melhoria na precisão da colocação dos marcadores na imagem com intuito de controlar a segmentação por *watershed*, enquanto que outras se preocuparam em encontrar os pontos pares que formarão as melhores linhas de divisão na imagem utilizando a informação da concavidade existente no objeto.

Considerando os desafios relatados anteriormente, bem como a importância do desenvolvimento de algoritmos eficientes capazes de segmentar objetos agrupados com precisão e com pouca (ou nenhuma) intervenção humana, e visando contribuir com o cenário em questão, o presente trabalho tem como objetivo principal um estudo comparativo de três metodologias encontradas na literatura que lidam com o problema citado.

### 1.1 Motivação

(CHENG; RAJAPAKSE, 2009) evidenciam que nos últimos anos muitas abordagens de análise de imagem têm sido adotadas na segmentação de células e núcleos de imagens microscópicas, visto que a inspeção visual em imagens digitais celulares muitas vezes é insuficiente para detectar ou descrever mudanças sutis, porém importantes na morfologia celular.

Ademais, (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) relatam que no domínio das imagens digitais geralmente se observa que as imagens são constituídas por objetos agrupados e (LIN et al., 2003; LI et al., 2008; ZHANG et al., 2012) expõem que nos últimos anos esforços significativos têm sido dedicado ao desenvolvimento de métodos automatizados para a segmentação de objetos agrupados.

Sendo assim, a construção de métodos capazes de encontrar as melhores linhas de divisão num conjunto de imagens (mesmo ele sendo pequeno) é uma tarefa desafiadora e

de grande importância.

## 1.2 Objetivos e Desafios da Pesquisa

Considerando que na área de processamento de imagens dividir objetos agrupados é uma tarefa difícil e que, por esse motivo, muitas pesquisas que abrangem esse estudo têm sido encontradas na literatura, esta dissertação tem como objetivo investigar, implementar e comparar duas abordagens que propõem soluções para o problema citado.

Além disso, nem sempre os algoritmos das metodologias que lidam com esse tipo de segmentação são disponibilizados à comunidade.

Sendo assim, este trabalho tem os seguintes objetivos específicos:

- Investigar, por meio de pesquisa bibliográfica, as técnicas existentes que lidam com o problema da divisão de objetos agrupados.
- □ Implementar as metodologias estudadas, a fim de colaborar com a continuidade do trabalho e com a aplicação das técnicas de outras pesquisas.
- □ Apresentar uma análise comparativa das soluções selecionadas, elucidando fatores que permitam direcionar rapidamente futuros usuários em momentos de decisão, isto é, na escolha por um método de segmentação mais apropriado ao seu contexto de trabalho.

### 1.3 Hipótese

De acordo com (AL-KOFAHI et al., 2010), o aspecto mais crítico de algoritmos que segmentam objetos agrupados é o processo de detecção de um conjunto de pontos na imagem denominados marcadores que são utilizados pelo algoritmo subsequente *watershed* para delinear a extensão espacial de cada objeto. A precisão dessa segmentação depende criticamente da precisão e confiabilidade dos pontos dos marcadores iniciais.

Já (ZHANG et al., 2012) afirma que algoritmos baseados na informação da concavidade do objeto geralmente usam limiares para determinar se o ponto encontrado é ou não um ponto válido para ocorrer a divisão. Dessa forma, além da seleção dos valores dos parâmetros tornarem o resultado da segmentação subjetivo, os objetos precisam ter formas e tamanhos similares.

Levando em consideração as duas afirmativas citadas acima, três metodologias que possuem as características mencionadas foram selecionadas dentre um conjunto de trabalhos encontrados na literatura, com intuito de investigar estas considerações.

## 1.4 Contribuições

Espera-se que esse trabalho possa representar uma contribuição para o aprimoramento dos algoritmos que utilizam as abordagens baseadas na extração de marcadores e na informação da concavidade do objeto, corrigindo possíveis lacunas encontradas, possibilitando um aumento do grau de precisão destas segmentações.

## 1.5 Organização da Dissertação

Esta dissertação está organizada nos seguintes capítulos. No Capítulo 2 apresenta-se a fundamentação teórica contendo fundamentos necessários para o entendimento das metodologias que são abordadas neste trabalho. Esse capítulo está subdivido em três seções, sendo uma para discorrer alguns conceitos matemáticos, outra para apresentar fundamentos da área de processamento digital de imagens e, por fim, um para relatar alguns trabalhos encontrados na literatura que lidam com a segmentação de objetos agrupados. No Capítulo 3 as metodologias propostas por (ZHANG et al., 2012), (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) são apresentadas e discutidas. No Capítulo 4 é demonstrado os resultados obtidos após a aplicação destas três metodologias. E por fim, no Capítulo 5 é apresentado a conclusão com as considerações e trabalhos futuros.

# Capítulo 2

# Fundamentação Teórica

Este capítulo introduz conceitos que servem de base para o entendimento das metodologias que são discutidas nesta dissertação, bem como apresenta alguns trabalhos relacionados encontrados na literatura que estudam o problema de separação de objetos agrupados.

## 2.1 Fundamentos Matemáticos

#### 2.1.1 Vetores, Produto Escalar e Produto Vetorial

Um vetor bidimensional v é representado por uma seta ou segmento de reta orientado, ou seja, é representado por um par ordenado de pontos, sendo o primeiro chamado *origem* do segmento e o segundo *extremidade* (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987b; STEWART, 2007). Quando escrevemos  $v = \overrightarrow{AB}$ , estamos afirmando que o vetor é determinado pelo segmento orientado AB de origem A e extremidade B (Figura 2(a)). Porém, qualquer outro segmento de mesmo comprimento, mesma direção e mesmo sentido de AB representa também o mesmo vetor v. Assim sendo, cada ponto do espaço pode ser considerado como origem de um segmento orientado que é representado por v (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987a).

O vetor tridimensional v pode ser representado por suas coordenadas (x, y, z) descritas em uma base  $(\vec{i}, \vec{j}, \vec{k})$ . O comprimento, ou *magnitude*, de  $v = \vec{AB}$ , denotado por |v|, representa o tamanho do vetor e a seta aponta na direção do vetor (STEWART, 2007).

Qualquer ponto do espaço é representante do vetor zero ou vetor nulo e é indicado por 0. A cada vetor não-nulo v há um vetor oposto -v, que tem o mesmo módulo, a mesma direção, porém sentido contrário de v (Figura 2(b)) (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987a).



Figura 2 – (a) Representação do vetor  $v = \vec{AB}$ . (b) Representação do vetor oposto. (c) Representação do ângulo formado entre dois vetores. Fonte: (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987a)

#### **Produto Escalar**

O produto escalar de dois vetores  $\vec{u} = x_1\vec{i} + y_1\vec{j} + z_1\vec{k}$  e  $\vec{v} = x_2\vec{i} + y_2\vec{j} + z_2\vec{k}$  é representado por  $\vec{u} \cdot \vec{v}$  ao número real  $\vec{u} \cdot \vec{v} = x_1x_2 + y_1y_2 + z_1z_2$ . O produto escalar de  $\vec{u}$  por  $\vec{v}$  também é indicado por  $\langle \vec{u}, \vec{v} \rangle$ . O módulo de um vetor  $\vec{v} = (x, y, z)$ , representado por  $|\vec{v}|$ , é o número real não negativo, tal que  $|\vec{v}| = \sqrt{\vec{v} \cdot \vec{v}}$  ou, em coordenadas,  $|\vec{v}| = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$  (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987b).

O produto escalar de dois vetores está relacionado com o ângulo por eles formado (Figura 2(c)). Se  $\vec{u} \neq \vec{0}$ ,  $\vec{v} \neq \vec{0}$  e se  $\theta$  é o ângulo dos vetores  $\vec{u}$  e  $\vec{v}$ , então (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987b):

$$\vec{u} \cdot \vec{v} = |\vec{u}| |\vec{v}| \cos \theta \tag{1}$$

Assim, para os vetores não nulos  $\vec{u} \in \vec{v}$ , temos (ROGAWSKI, 2009)

$$\theta = \arccos \frac{\vec{u} \cdot \vec{v}}{|\vec{u}| |\vec{v}|} \tag{2}$$

#### **Produto Vetorial**

Dado os vetores  $\vec{u} = x_1 \vec{i} + y_1 \vec{j} + z_1 \vec{k}$  e  $\vec{v} = x_2 \vec{i} + y_2 \vec{j} + z_2 \vec{k}$ , tomados nesta ordem, chamase produto vetorial dos vetores  $\vec{u}$  e  $\vec{v}$ , e se representa por  $\vec{u} \times \vec{v}$ , ao vetor (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987b):

$$ec{u} imesec{v} = (y_1z_2-z_1y_2)ec{i} - (x_1z_2-z_1x_2)ec{j} + (x_1y_2-y_1x_2)ec{k}$$
 (3)

Cada componente deste vetor pode ainda ser expresso na forma de um determinante de  $2^a$  ordem:

$$\vec{u} \times \vec{v} = \begin{vmatrix} y_1 & z_1 \\ y_2 & z_2 \end{vmatrix} \vec{i} - \begin{vmatrix} x_1 & z_1 \\ x_2 & z_2 \end{vmatrix} \vec{j} + \begin{vmatrix} x_1 & y_1 \\ x_2 & y_2 \end{vmatrix} \vec{k}$$
(4)

### 2.1.2 Distâncias

#### Distância Euclidiana entre Dois Pontos

A distância Euclidiana d entre os pontos  $P_1(x_1, y_1, z_1) \in P_2(x_2, y_2, z_2)$  é o módulo do vetor  $\overrightarrow{P_1P_2}$ , isto é:  $d(P_1, P_2) = \overrightarrow{P_1P_2}$  e, portanto,  $d(P_1, P_2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2}$  (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987b).

#### Distância de um Ponto a uma Reta

Seja uma reta r definida por um ponto  $P_1(x_1, y_1, z_1)$  e pelo vetor diretor  $\vec{v} = (a, b, c)$ e seja  $P_0(x_0, y_0, z_0)$  um ponto qualquer do espaço. Os vetores  $\vec{v} \in \overline{P_1 P_0}$  determinam um paralelogramo cuja altura corresponde à distância d de  $P_0$  a r que pretendemos calcular (Figura 3) (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987b):



Figura 3 – Distância de um ponto a uma reta. Fonte: (STEINBRUCH; WINTERLE, 1987b)

Sabe-se que a área A de um paralelogramo é dada pelo produto da base pela altura:

$$A = |\vec{v}|d \tag{5}$$

ou, de acordo com a interpretação geométrica do módulo do produto vetorial, por (STEIN-BRUCH; WINTERLE, 1987b):

$$A = \left| \vec{v}d \times \overline{P_1 P_0} \right| \tag{6}$$

Comparando Equação 5 com Equação 6, temos:

$$|\vec{v}|d = |\vec{v}d \times \overrightarrow{P_1P_0}| \tag{7}$$

e:

$$d = d(P_0, r) = \frac{|\vec{v}d \times \overline{P_1P_0}|}{|v|}$$
(8)

#### 2.1.3 Curvatura

A curvatura é utilizada para estudar propriedades geométricas de curvas e movimento ao longo de curvas. Para alcançar a definição correta de curvatura, considera-se um caminho vetorial  $r(t) = \langle x(t), y(t), z(t) \rangle$ . A parametrização é regular se  $r'(t) \neq 0$  para cada t do domínio de r(t). Supõem-se que r(t) seja regular e define-se o vetor tangente unitário T(t) na direção r'(t) por (ROGAWSKI, 2009):

Vetor tangente unitário = 
$$T(t) = \frac{r'(t)}{|r'(t)|}$$
 (9)

Uma variação em T(t) indica que o caminho está se curvando e, quanto mais rápido variar T(t), mais curvo será o caminho (Figura 4). Para eliminar o efeito da velocidade com que se caminha e capturar a taxa de "curvamento" intrínseco da própria curva, definese a curvatura como a magnitude K(t) = |T'(t)| de uma parametrização pelo comprimento do arco, ou seja, supõem-se que se caminhe com velocidade unitária.



Figura 4 – Os vetores unitários variam de direção mas não de comprimento. Fonte: (RO-GAWSKI, 2009)

Segundo (ROGAWSKI, 2009), uma interpretação geométrica importante da curvatura é em termos do "círculo de melhor ajuste" Seja P um ponto de uma curvatura plana Ccom parametrização r(t) e seja  $K_p$  a curvatura em P. Se  $K_p \neq 0$ , então existe um único círculo que passa por P, denominado *círculo osculador* e denotado por Osc tal que

- 1.  $Osc_p \in C$  tem a mesma reta tangente e vetor normal unitário em P.
- 2. Ambos  $Osc_p \in C$  têm curvatura  $K_p \in P$ .

Como a curvatura de um círculo é o inverso de seu raio, o círculo osculador tem raio  $R = 1/K_p$ . Logo,  $R = 1/K_p$  é o raio da curvatura em P. O centro de  $Osc_p$  é denominado centro da curvatura em P. Dentre todos os círculos tangentes a C em P,  $Osc_p$  é o círculo que "melhor se ajusta" à curva (Figura 5(a)) (ROGAWSKI, 2009).

Seja Q o centro de  $Osc_p$ . Pode-se determinar Q observando que esse ponto está a uma distância  $R = 1/K_p$  de P na direção normal N (Figura 5(b)). Portanto, se P é o ponto final de r(t) em  $t = t_0$ , então  $\vec{OQ} = r(t_0) + K_p^{-1}N$  (ROGAWSKI, 2009).


Figura 5 – (a) Dentre todos os círculos tangentes a C em P, o osculador tem o melhor ajuste à curva. (b) O centro Q do círculo osculador em P fica a uma distância  $K_p^{-1}$  de P na direção normal. Fonte: (ROGAWSKI, 2009)

# 2.1.4 Conjunto Convexo

Seja R o conjunto dos números reais,  $R^n$  simboliza o conjunto de todos *n*-vetores  $\{(x_1, ..., x_n) | x_1, ..., x_n \in R\}$ . Se  $x \in y$  são pontos diferentes em  $R^n$ , o conjunto de pontos [x, y] da forma  $(1 - \lambda)x + \lambda y = x + \lambda(y - x), \lambda \in R$ , é denominado linha entre  $x \in y$ . Um subconjunto  $S \subseteq R^n$  é denominado convexo se  $[x, y] \subset S$  para todo  $x, y \in S$  (Figura 6) (ROCKAFELLER, 1970).



Figura 6 –  $S_1, S_2 \subseteq \mathbb{R}^2$ . (a)  $S_1$  representa um subconjunto não convexo (ou côncavo). (b)  $S_2$  representa um subconjunto convexo.

# 2.2 Fundamentos Computacionais

Nesta seção são discorridos dois níveis de abstração envolvidos nas tarefas da visão computacional. São eles: processamento de imagens (baixo nível) e análise de imagens (alto nível).

Os métodos de baixo nível geralmente utilizam pouco conhecimento sobre o conteúdo ou a semântica das imagens. Esses métodos envolvem operações como a redução de ruído, o aumento de contraste, a extração de bordas e a compressão de imagens. Já os métodos de alto nível envolvem tarefas como segmentação da imagem em regiões ou objetos de interesse, descrição desses objetos de modo a reduzi-los a uma forma mais apropriada para representar o conteúdo da imagem e reconhecimento ou classificação desses objetos (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

# 2.2.1 Processamento Digital de Imagens

O processamento digital de imagens consiste em um conjunto de técnicas para capturar, representar e transformar imagens com o auxílio de computador. O emprego dessas técnicas permite extrair e identificar informações das imagens e melhorar a qualidade visual de certos aspectos estruturais, facilitando a percepção humana e a interpretação automática por meio de máquinas (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

# **Imagem Digital**

A representação e manipulação de uma imagem em computador requer a definição de um modelo matemático adequado da imagem. Uma imagem monocromática pode ser descrita matematicamente por uma função bidimensional de intensidade luminosa, denotada f(x, y), em que  $x \in y$  são coordenadas *espaciais* do plano, e cuja amplitude f em qualquer par de coordenadas (x, y) fornece a intensidade ou nível de cinza (ou brilho) naquele ponto. Sendo assim, define-se imagem digital quando x, y e os valores de intensidade de f são quantidades finitas e discretas (GONZALEZ; WOODS, 2010; FILHO; NETO, 1999; PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Por conseguinte, uma matriz numérica  $M \times N$  representa quantitativamente uma imagem digital, onde cada elemento dessa matriz é um *pixel* (Figura 7) (GONZALEZ; WOODS, 2010). Neste trabalho será adotado os termos *imagem* e *pixel* para expressar uma imagem digital e seus elementos.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \cdots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

Figura 7 – Representação de uma matriz numérica na forma de equação. Fonte: (GON-ZALEZ; WOODS, 2010)

# Relacionamentos Básicos entre Elementos de uma Imagem

Como mencionando anteriormente, um elemento f em uma matriz bidimensional é denotado pelo pixel f(x, y). Sendo assim, alguns relacionamentos podem ser estabelecidos entre os elementos da imagem.

# Vizinhança

Um pixel f de coordenadas (x, y) possui quatro vizinhos horizontais e verticais, cujas coordenadas são dadas por: (x + 1, y), (x - 1, y), (x, y + 1) e (x, y - 1). Esse conjunto de pixels, chamado de vizinhança-4 de f, é expresso por  $N_4(f)$  (Figura 8(a)). Os quatro vizinhos diagonais de f são os pixels de coordenadas (x-1, y-1), (x-1, y+1), (x+1, y-1)e (x + 1, y + 1), que constituem o conjunto  $N_d(f)$  (Figura 8(b)). A vizinhança-8 de f, denotada  $N_8(f)$  (Figura 8(c)), é definida como  $N_8(f) = N_4(f) \cap N_d(f)$  (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008; GONZALEZ; WOODS, 2010).



Figura 8 – Tipos de vizinhança. (a) Vizinhança 4 de um pixel. (b) Vizinhança diagonal de um pixel. (c) Vizinhança 8 de um pixel. Fonte: (FILHO; NETO, 1999)

# Conectividade

A conectividade entre elementos é um conceito utilizado para estabelecer limites de objetos e componentes de regiões em uma imagem. Para verificar se dois elementos são conexos é necessário determinar se eles são vizinhos segundo o tipo de vizinhança adotado e se os elementos satisfazem determinados critérios de similaridade, tais como intensidade de cinza, cor ou textura (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

# Adjacência

Um elemento  $f_1$  é adjacente a um elemento  $f_2$  se eles forem conexos de acordo com o tipo de vizinhança adotado. Dois subconjuntos de pixels  $S_1$  e  $S_2$ , são adjacentes se pelo menos um elemento em  $S_1$  for adjacente a algum elemento  $S_2$  (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

# Caminho

Um caminho na imagem do pixel  $(x_1, y_1)$  a um pixel  $(x_n, y_n)$  é uma sequência de pixels distintos com coordenadas  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), ..., (x_n, y_n)$ , onde n é o comprimento do caminho, e  $(x_i, y_i)$  e  $(x_{i+1}, y_{i+1})$  são adjacentes, tal que i = 1, 2, ..., n - 1 (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

# **Componente Conexo**

Um subconjunto de elemento C da imagem que são conexos entre si é chamado de componente conexo. Dois elementos  $f_1$  e  $f_2$  são conexos se existir um caminho de  $f_1$  a  $f_2$  contido em C (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

# Borda e Interior

A borda de um componente conexo S em uma imagem bidimensional é o conjunto de pixels pertencentes ao componente e que possuem vizinhança-4 com um ou mais pixels externos a S. Intuitivamente, a borda corresponde ao conjunto de pontos no contorno do componente conexo. O interior é o conjunto de pixels de S que não estão em sua borda (Figura 9) (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).



Figura 9 – Borda e interior de um componente. (a) Imagem original. (b) Pixels da borda e interior. Figura adaptada de (FILHO; NETO, 1999).

# Transformada de Distância Euclidiana (TDE)

A aplicação de uma transformada resulta na alteração da representação inicial da imagem, de modo a prover informações que permitam uma análise mais acurada dos dados (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Transformada Distância (TD) é a operação que converte uma imagem binária composta de pontos de objeto e de fundo, em outra, usualmente chamada mapa de distâncias, em que o valor armazenado em cada ponto corresponde à distância entre este ponto e o ponto do fundo mais próximo (CUISENAIRE, 1999).

A distância entre pontos de uma imagem pode ser calculada com diferentes métricas. A métrica mais natural, e também a mais utilizada em processamento de imagens, é a euclidiana, e é denominada Transformada Distância Euclidiana (TDE) (Figura 10) (TO-RELLI, 2005).

Dada uma imagem binária F contendo um objeto O, a TDE gera uma imagem M (mapa de distâncias euclidianas), em que o valor armazenado em cada ponto p é a menor distância euclidiana entre este ponto e o fundo da imagem O' (TORELLI, 2005):



Figura 10 – Transformada Distância Euclidiana. Uma imagem binária 2-D (a) e o seu mapa de distâncias euclidianas (b). Fonte: (TORELLI, 2005)

$$M(p) = \min\{dist_e(p,q)|p \in O'\}$$
(10)

Sendo assim, segundo (TORELLI, 2005), é chamado 'objeto', O, o conjunto de pontos com valor 1. Tal conjunto pode ser conexo ou não. É chamado 'fundo da imagem', O', o seu complemento, que é composto pelos pontos com valor 0. A distância euclidiana entre dois pontos,  $p \in q$ , cujas coordenadas são respectivamente  $(i, j) \in (x, y)$ , é dada por:

$$dist_e(p,q) = dist_e((i,j), (x,y)) = \sqrt{(i-x)^2 + (j-y)^2}$$
(11)

A TDE é um instrumento importante na separação de objetos sobrepostos via segmentação *watershed*.

# 2.2.2 Análise de imagens

A análise de imagens é, tipicamente, baseada na forma, na textura, nos níveis de cinza ou nas cores dos objetos presentes na imagem. Uma dificuldade inerente ao processo de análise de imagens é seu caráter multidisciplinar, em que diversos domínios de conhecimento são comumente necessários para solucionar satisfatoriamente o problema (PE-DRINI; SCHWARTZ, 2008).

# Segmentação

A segmentação subdivide uma imagem em regiões ou objetos que a compõem. A maioria dos algoritmos de segmentação baseia-se em uma das seguintes propriedades básicas de valores de intensidade: descontinuidade e similaridade. Na primeira categoria, a abordagem é dividir uma imagem com base nas mudanças bruscas de intensidade, como as bordas. As abordagens principais na segunda categoria estão baseadas na divisão de uma imagem em regiões que sejam semelhantes de acordo com um conjunto de critérios predefinidos (GONZALEZ; WOODS, 2010).

### Extração de Contornos

Segundo (FILHO; NETO, 1999), para detectar e realçar uma borda, usualmente aplicam-se na imagem filtros espaciais lineares de dois tipos: baseado no gradiente ou no laplaciano. Porém, a borda resultante possui espessura maior que um pixel de largura. Sendo assim, faz-se necessária a extração do contorno externo do objeto, pois dessa forma a borda passa a ter espessura de valor igual a um pixel.

Um algoritmo eficiente para extração do contorno em imagens binárias é o algoritmo contour following ou algoritmo do ceguinho. Supondo que a cor do fundo da imagem é branca (f(x, y) = 1) e a cor do objeto é preta (f(x, y) = 0), o algoritmo inicia pela busca do ponto pertencente ao contorno externo do objeto. Dessa forma, a varredura inicia da esquerda para direita, de baixo para cima (Figura 11(a)), até que um ponto branco, que tem como vizinho à direita um ponto preto, seja encontrado. O ponto encontrado é selecionado e adotado como primeiro elemento do contorno (Figura 11(b)) (COSTA; CESAR, 2009).



Figura 11 – Ilustração do algoritmo *contour following*. Fonte: Figura adaptada de (COSTA; CESAR, 2009)

Por conseguinte, atribui-se um rótulo de 0 a 7 para cada vizinhança 8-conectado do pixel p (Figura 12) e a extração do contorno inicia em sentido anti-horário (Figura 11(b)) e finaliza ao encontrar o primeiro elemento do contorno.

3	2	1
4	р	0
5	6	7

Figura 12 – Rótulo vizinhança 8-conectado do pixel p. Fonte: (COSTA; CESAR, 2009)

Uma vez que nesta dissertação são utilizadas imagens binárias e, considerando que o algoritmo *contour following* é frequentemente utilizado para extração de contornos em imagens binárias, adotou-se este algoritmo para detecção da borda dos objetos agrupados.

### Limiarização

Segundo (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008), a limiarização é uma das técnicas mais simples de segmentação e consiste na classificação dos pixels de uma imagem de acordo com a especificação de um ou mais limiares. Seja o histograma de níveis de cinza, mostrado na Figura 13, correspondente a uma imagem f(x, y), de maneira que os pixels dos objetos e os do fundo tenham seus níveis de cinza separados em dois grupos dominantes. Uma maneira de extrair os objetos do fundo é por meio da seleção de um limiar T que separe dois grupos. Então, cada ponto (x, y) tal que f(x, y) > T é denominado um ponto do objeto; caso contrário, o ponto é denominado um ponto do fundo. A imagem limiarizada g(x, y) pode ser definida como

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, \operatorname{se} f(x,y) \le T\\ 1, \operatorname{se} f(x,y) > T \end{cases}$$
(12)



Figura 13 – Histograma de níveis de cinza que pode ser particionado por um único limiar.

Fonte: (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008)

Portanto, os pixels rotulados como 1 (ou qualquer outro nível de cinza conveniente) correspondem aos objetos, enquanto que aqueles rotulados como 0 correspondem ao fundo. Nesse caso, a limiarização é denominada binarização, pois a imagem resultante possui apenas dois valores de intensidade, 0 (preto) ou 1 (branco) (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

### Segmentação de Regiões

Métodos de segmentação baseados em detecção de regiões agrupam pontos que apresentam propriedades similares com intuito de formar as regiões. Diversas propriedades têm sido propostas para caracterizar uma região, tais como intensidade de cinza, cor, informação semântica ou textura (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008). Seja R a região definida pela própria imagem de entrada. De acordo com (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008) pode-se imaginar a segmentação como o processo de particionar Rem n regiões  $R_1, R_2, ..., R_n$ , tal que:

1.  $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$ 

- 2.  $R_i$ é uma função conexa, i = 1, 2, ..., n
- 3.  $R_i \cap R_j = \emptyset$ para todo  $i \in j, \, i \neq j$
- 4.  $P(R_i) = \text{VERDADEIRO para } i = 1, 2, ..., n$
- 5.  $P(R_i \cup R_J) = \text{FALSO para } i \neq j \in R_i \text{ adjacente a } R_j$

em que  $P(R_i)$  é um predicado lógico sobre os pontos do conjunto  $R_i \in \emptyset$  é o conjunto vazio. O predicado é utilizado como uma medida de similaridade para agrupar os pixels em uma região. A condição (1) indica que cada pixel deve pertencer a uma região da imagem. A condição (2) requer que os pixels de uma região satisfaçam critérios de conectividade. A condição (3) estabelece que as regiões devem ser disjuntas. A condição (4) referese às propriedades que devem ser satisfeitas pelos pixels em uma região segmentada. Finalmente, a condição (5) estabelece que as regiões adjacentes  $R_i \in R_j$  são diferentes em relação ao predicado P.

Os principais métodos de segmentação baseada em regiões podem ser classificados em crescimento de regiões, divisão de regiões, divisão e fusão de regiões e divisor de águas (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

A seguir é abordada apenas a segmentação pelo método de divisor de águas, também conhecido como divisão por *watersheds*, que utiliza as intensidades de cinza da imagem.

O conceito de *watershed* (bacias hidrográficas) baseia-se na visualização de uma imagem em três dimensões: duas coordenadas espaciais *versus* intensidade, como na Figura 14. Para facilitar o entendimento dessa técnica pode-se interpretar 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. Dessa forma, o conjunto de pixels da imagem forma uma superfície composta por vales e picos com diversas elevações (GONZALEZ; WOODS, 2010; PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

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 mínimo regionais, vales são gradativamente inundados, formando bacias de retenção. Quando as águas de duas bacias vizinhas entram em contanto, uma linha de contenção é criada entre essas bacias. Ao final do processo, um conjunto de linhas de contenção de águas (*watersheds*) é formado para evitar o transbordamento das águas entre diferentes bacias (Figura 15). Essas linhas definem os contornos dos objetos da imagem (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).



Figura 14 – Visualização de uma imagem em três dimensões. Fonte: (GONZALEZ; WO-ODS, 2010)



Figura 15 – Segmentação pelo método de divisor de águas. (a) Imagem original. (b)
Vista topográfica. (c) e (d) Duas fases da inundação. (e) Resultado de novas inundações. (f) Começo da fusão da água de duas *watersheds* (uma pequena barreira foi construída entre elas). (g) Barragens maiores. (h) Linhas finais da *watershed*. Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2010).

Vários fatores afetam a qualidade da segmentação por *watershed*. O processo de imersão é sensível à presença de ruído, o qual pode ocorrer na forma de valores mínimos ou máximos na imagem, comprometendo o resultado da segmentação (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008; GONZALEZ; WOODS, 2010). Esse método também pode falhar ao segmentar imagens que possuem objetos formados em agrupamentos, pois geralmente estes têm intensidades similares.

Uma solução prática para esse problema é limitar o número de regiões permitidas incorporando uma fase de pré-processamento projetada para trazer conhecimento adicional ao processo de segmentação. Uma abordagem utilizada para controlar a segmentação é a utilização de marcadores internos, ou seja, componentes conectados na imagem, associados aos objetos de interesse (GONZALEZ; WOODS, 2010).

# Fecho Convexo

O fecho convexo de um conjunto finito  $C = \{p_1, p_2, ..., p_m\}$  de pontos do  $R^n$  é

$$conv(C) = \{\lambda_1 p_1 + \lambda_2 p_2 + \dots + \lambda_m p_m | \lambda_i \ge 0, e \sum_{i=1}^m \lambda_i = 1\}$$
(13)

isto é, conv(C) é o conjunto de todas as combinações convexas de elementos de C (FI-GUEIREDO; CARVALHO, 1991). Segundo (FIGUEIREDO; CARVALHO, 1991), resolver o fecho convexo em  $R^2$  consiste em determinar quais pontos de C são vértices de conv(C) e ordenar esses pontos circularmente, de acordo com sua ocorrência na fronteira de conv(C). A determinação desses vértices pode ser feita em tempo proporcional a:

$$n\left(\begin{array}{c}n-1\\3\end{array}\right) = O(n^4) \tag{14}$$

Uma vez obtido os vértices, deve-se ordená-los no sentido anti-horário. Para tal, tomase um ponto interior a conv(C) e ordena-se ciclicamente os vetores  $op_1, ..., op_n$  em torno desse ponto.

Alguns algoritmos são encontrados na literatura, dentre eles esta seção abordará apenas o algoritmo de Jarvis (JARVIS, 1973), também conhecido como *gift wrapping*, pois este foi utilizado em uma das metodologias que será discutida no Capítulo 3.

### Algoritmo de Jarvis (ou *gift wrapping*)

O algoritmo começa por um ponto de menor ordenada, por exemplo  $p_1$ . Se houver mais de um ponto com a mesma ordenada mínima, escolhe-se o de maior abcissa. O ponto que se segue a  $p_1$  no fecho convexo no sentido anti-horário pode ser obtido da seguinte forma. Considera-se a semirreta paralela ao semieixo horizontal positivo  $O_x$ passando por  $p_1$  no sentido anti-horário até que um ponto  $p_2$  seja atingido (no caso de mais de um ponto se encontrar sobre a semirreta, considera-se o ponto mais distante de  $p_1$ ). Logo,  $p_1p_2$  torna-se uma aresta de conv(C) e, portanto,  $p_2$  é o próximo vértice do fecho convexo. A partir de  $p_2$  gira-se a semirreta obtida prolongando  $p_1p_2$ , também no sentido anti-horário, até determinar  $p_3$ , e assim por diante até que se retorna ao ponto  $p_1$  (Figura 16) (FIGUEIREDO; CARVALHO, 1991). O pseudocódigo do algoritmo de Jarvis é descrito no Algoritmo 1.

# Classificação de Padrões

A classificação de padrões visa determinar um mapeamento que relacione as propriedades extraídas de amostras com um conjunto de rótulos, apresentando a restrição de que amostras com características semelhantes devem ser mapeadas ao mesmo rótulo. Os algoritmos que visam estabelecer o mapeamento entre as propriedades das amostras e o



Figura 16 – Representação do algoritmo de Jarvis. (a) Início do algoritmo no ponto de menor ordenada. (b), (c), (d), (e) e (f) Construção do fecho convexo. Figura adaptada de (FIGUEIREDO; CARVALHO, 1991).

```
Algoritmo 1 Algoritmo de Jarvis
  Entrada: Conjunto finito C.
  Saída: Fecho convexo conv(C) de C.
  Ponto \leftarrow p, q, pInicio, posMin;
  p \leftarrow \text{pontoMenorOrdenada}();
  pInicio \leftarrow p;
  q \leftarrow \text{pontoMenorOrdenadaAngulo}(\mathbf{C},\mathbf{p});
  conv(C). adiciona(p);
  while !q = pInicio do
     conv(C).adiciona(q);
     min \leftarrow 180:
     for cada ponto aux do conjunto C do
       if aux! = q then
         ang = angulo(q, p, aux);
         if ang < min then
            posMin = aux;
            min = ang;
         end if
       end if
     end for
    p = q;
     q = posMin;
  end while
```

conjunto de rótulos são denotados como algoritmos de classificação ou classificadores (PE-DRINI; SCHWARTZ, 2008).

Quando o processo de classificação considera classes previamente definidas, este é denotado como classificação supervisionada. Para que os parâmetros que caracterizam cada classe sejam obtidos, uma etapa denominada treinamento deve ser executada anteriormente à aplicação do algoritmo de classificação. Tais parâmetros são obtidos a partir de amostras previamente identificadas. O conjunto formado por essas amostras chama-se conjunto de treinamento, no qual cada elemento apresenta dois componentes, o primeiro composto de medidas responsáveis pela descrição de suas propriedades e o segundo representando a classe a qual ele pertence (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Quando não se dispõe de parâmetros ou informações coletadas previamente à aplicação do algoritmo de classificação, o processo é denotado como não supervisionado; nesse caso, todas as informações de interesse devem ser obtidas a partir das próprias amostras a serem rotuladas (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

A seguir é apresentado um dos algoritmos de classificação encontrados na literatura, a Máquina de Vetor de Suporte (SVM – *Support Vector Machine*), delimitando-se o escopo às SVMs que abrangem a classificação linearmente separável.

# **Classificador SVM**

Segundo (LIMA, 2002), a classificação linear é frequentemente implementada pelo uso de uma função real  $f: X \sqsubseteq R^n \to R$  na seguinte forma: a entrada  $(x_1, ..., x_n)'$  é atribuída a uma classe positiva se  $f(x) \ge 0$  e é atribuída uma classe negativa caso contrário. Considera-se o caso onde f(x) é uma função linear de  $x \in X$ , então ela pode ser descrita como

$$f(x) = \langle w \cdot x \rangle + b = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b$$
(15)

onde  $(w, b) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$  são parâmetros que controlam a função e a regra de decisão é dada por sinal (f(x)).

A interpretação geométrica desse tipo de hipótese é que o espaço de entrada X é dividido em duas partes pelo hiperplano definido pela equação  $\langle w \cdot x \rangle + b = 0$  (Figura 17).



Figura 17 – Um hiperplano separando w, b para um conjunto de treinamento de duas dimensões. Fonte: (LIMA, 2002).

De acordo com (LIMA, 2002), um hiperplano é um subespaço afim de dimensão n-1 que divide o espaço em duas metades que correspondem as entradas das duas classes distintas.

# 2.3 Trabalhos Relacionados

Como já mencionado no Capítulo 1, pesquisas encontradas na literatura têm se preocupado em desenvolver algoritmos que melhoram a precisão das linhas de divisão na segmentação de imagens que possuem formação de objetos agrupados. Nesta seção, evidencia-se algumas desta pesquisas.

(LIN et al., 2003) desenvolveram um algoritmo com foco específico no problema da eliminação de ambiguidades em objetos sobrepostos seguindo um delineamento baseado em *voxel* do primeiro plano da imagem. Os autores apresentam a combinação de duas abordagens. Primeiro, uma transformada de distância, que combina gradientes de intensidade e distância geométrica, é utilizada na segmentação pelo método *watershed*. Depois, um modelo matemático explícito para as características anatômicas de núcleos celulares, como as medidas de tamanho e forma, é incorporado. Esse modelo é construído automaticamente a partir dos dados. Uma pontuação de confiança é calculada para cada um dos núcleos detectados, medindo assim como o núcleo se encaixa no modelo. Esse é utilizado em combinação com o gradiente de intensidade para controlar as decisões de fusão. Para a validação, os autores utilizaram um conjunto de imagens de células cerebrais de roedores. A Figura 18 ilustra a aplicação desse método.



Figura 18 – Resultado da segmentação gerada pelo processo baseado no modelo de fusão proposto por (LIN et al., 2003). Fonte: (LIN et al., 2003)

(WÄHLBY et al., 2004) apresentam um método que combina a informação da intensidade, do gradiente e da forma do núcleo, com intuito de segmentar imagens que contém objetos brilhantes sobre um fundo mais escuro. Assim, cada objeto de interesse contém, pelo menos, um máximo de intensidade local. Os marcadores do primeiro plano são extraídos utilizando a transformada *h*-máximo aplicada na imagem original e os marcadores do fundo são extraídos utilizando transformada *h*-mínimo aplicada na imagem gradiente. Esses marcadores são usados como pontos de partida na imagem gradiente para o algoritmo *watershed*. Se mais de um marcador é colocado em um único objeto, a segmentação leva a uma primeira super segmentação. Por esse motivo, os autores aperfeiçoam o resultado da segmentação inicial utilizando a técnica de fusão com base na grandeza de gradiente ao longo do limite que separa os objetos vizinhos. Como um passo final, os núcleos agrupados são separados com base na forma do agrupamento. O método de segmentação proposto pelos autores foi testado em imagens de cortes de tecido a partir de amostras de carcinomas cervical rotineiramente fixas e embebidas em parafina (3D), e da próstata (2D). As Figuras 19 e 20 ilustram a aplicação desse método em imagens 2D e 3D, respectivamente.



Figura 19 – Resultado da segmentação proposta por (WÄHLBY et al., 2004). (a) Parte de uma imagem original 2D em uma fatia de um tumor. (b) Resultado final do método proposto. Fonte: (WÄHLBY et al., 2004)



Figura 20 – Resultado da segmentação proposta por (WÄHLBY et al., 2004). (a) Imagem 3D de um tumor carcinoma cervical. (b) Enquadramento fechado mostrando casos em que o método separa os núcleos das células em *cluster*. Fonte: (WÄHLBY et al., 2004)

(CHENG; RAJAPAKSE, 2009) desenvolveram um método que segmenta núcleos sobrepostos ou encostados em imagens de células microscópicas 2D fluorescentes. A fim de detectar e separar esses núcleos de uma forma mais robusta e precisa, os autores apresentam um método para encontrar marcadores da forma para serem utilizados no método de segmentação *watershed*. A segmentação inicial foi baseada em contornos ativos, que calcula a segmentação de uma determinada imagem, evoluindo os contornos na direção do gradiente negativo de energia da imagem. Com os dados dessa segmentação, a transformada de distância Euclidiana é aplicada a fim de gerar os marcadores, que correspondem aos mínimos regionais do mapa de distância inverso. Para se obter valores precisos de *h*, a transformada *h*-mínimo foi adaptada para gerar os marcadores da forma dos objetos. Os marcadores da forma demonstram o número e a localização, bem como caracterizam a forma do núcleo, ajudando na geração da função de marcação. A função de marcação proposta é baseada na transformada de distância externa e tem como objetivo evitar fronteiras irregulares de objetos segmentados. Essa transformada converte uma imagem binária em um mapa de distância em que cada pixel tem um valor de base que corresponde à distância mínima dos marcadores de forma. Como resultado, tem-se uma linha de largura da crista do pixel que a *watershed* encontra corretamente, independentemente da implementação do algoritmo utilizado, e resulta em uma linha reta *watershed*. O método de segmentação proposto pelos autores foi testado em imagens de células neuronais de ratos e de *Drosophila*. A Figura 21 ilustra a aplicação desse método.



Figura 21 – Resultado da segmentação proposta por (CHENG; RAJAPAKSE, 2009). (a) Imagem original. (b) Método proposto. Fonte: (CHENG; RAJAPAKSE, 2009)

(JUNG; KIM, 2010) observaram que as bordas das células de câncer de colo de útero e mama geralmente têm a forma de uma elipse em relação ao núcleo. Por esse motivo, uma hipótese de que um núcleo pode ser descrito como um modelo elipsoidal é levada em consideração. O problema detectado por eles foi em relação a borda desses núcleos, que não são totalmente obtidas devido a oclusão causada pela aglomeração dos núcleos. Como solução, a proposta categoriza as bordas dos núcleos em dois grupos: bordas originais parciais e bordas devido à aglomeração ou super segmentação. A partir dessa categorização, a extração dos marcadores é baseado na transformada h-mínimo que aprende o valor ótimo de h avaliando repetidamente a qualidade da segmentação até que a transformada watershed esteja controlada por um valor h. Para validação do algoritmo proposto, (JUNG; KIM, 2010) utilizaram imagens microscópicas de células reais. A Figura 22 ilustra a aplicação desse método.

(ZHANG et al., 2012) propuseram o algoritmo denominado CIBW (*Curvature In*formation based Weighting – Informação da Curvatura Baseada na Ponderação), que se



Figura 22 – Resultado da segmentação proposta por (JUNG; KIM, 2010). (a) Imagem original. (b) Método proposto. (c) Ajuste do contorno. Fonte: (JUNG; KIM, 2010)

baseia na informação da curvatura, modificando as intensidades dos pixels próximos aos segmentos côncavos de forma a refletir a possibilidade deles estarem na fronteira de dois ou mais objetos encostados. Por conseguinte, um *threshold* é aplicado na imagem resultante do algoritmo CIBW, para utilizar a transformada de distância que extrai os marcadores usados na segmentação por *watershed*. As Figuras 23 e 24 ilustram a aplicação desse método em imagens sintéticas e reais, respectivamente.



Figura 23 – Resultado da segmentação proposta por (ZHANG et al., 2012) utilizando imagem sintética. (a) Imagem sintética original. (b) Resultado da aplicação do algoritmo CIBW. (c) Extração dos marcadores e resultado do algoritmo watershed. Fonte: (ZHANG et al., 2012)



Figura 24 – Resultado da segmentação proposta por (ZHANG et al., 2012) utilizando imagem real. (a) Imagem sintética original. (b) Resultado da aplicação do algoritmo CIBW. (c) Extração dos marcadores e resultado do algoritmo watershed. Fonte: (ZHANG et al., 2012)

(KUMAR et al., 2006) apresentam um algoritmo que identifica os pontos côncavos nas bordas de objetos localizados em agrupamentos binários a fim de encontrar os melhores pontos-pares que formam as linhas de divisão. Asim, é realizado um refinamento usando o SVM (*Support Vector Machine*) linear, que determina as melhores linhas de divisão a partir do conjunto das possíveis linhas de divisão obtidas do algoritmo. A Figura 25 ilustra a aplicação desse método.



Figura 25 – Divisão de um aglomerado que compreende apenas uma região de concavidade dominante, método proposto por (KUMAR et al., 2006). (a) Dois sobrepostos Dreschleraspecimens. (b) Linha de divisão juntando o pixel côncavo e um pixel de fronteira. Fonte: (KUMAR et al., 2006)

(FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) também apresentam um método para dividir agrupamentos com base na análise de pontos pares de concavidade. O método utiliza uma janela retangular de tamanho variável que procura os melhores pontos pares de concavidade. O método opera em imagens binárias obtidas após uma segmentação inicial, entretanto, as intensidades das imagens também podem ser utilizadas como informação adicional para encontrar as linhas de divisão. O algoritmo possui três passos: (a) detecção dos pontos proeminentes dos buracos quando eles existem; (b) detecção dos pontos côncavos; (c) A criação da janela retangular de tamanho variável. Após a detecção das linhas de divisão, é realizado uma etapa de pós-processamento que verifica o grau de todos os pontos de concavidade presentes no objeto. O termo grau é utilizado para especificar o número de linhas de divisão que passam pelo ponto de concavidade do objeto em questão. Para avaliar o método, os autores utilizaram tanto as imagens de microscopia celular, como imagens sintéticas. A Figura 26 ilustra a aplicação desse método.



Figura 26 – Resultados do método proposto por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013). (a) Imagem de microscopia de fluorescência contendo aglomerados de células de levedura. (b) Imagem segmentada. (c) e (d) Imagens resultantes após a aplicação do método proposto e com sem o uso de intensidade da imagem. Fonte: (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

# Capítulo 3

# Estudo comparativo de técnicas de segmentação de objetos agrupados

Segmentar objetos, possivelmente com diferentes tamanhos e formas, é uma tarefa difícil e extremamente dependente da correta extração de características dos objetos. Essa tarefa se torna mais desafiadora em imagens que possuem objetos sobrepostos ou encostados, visto que regiões distintas podem ser identificadas como uma única região, provocando falhas no resultado final da segmentação.

Considerando que as abordagens convencionais para a segmentação de imagens são normalmente baseadas nas propriedades básicas dos níveis de cinza da imagem, buscando detectar descontinuidades ou similaridades na imagem, estas quando aplicadas de forma isolada em um conjunto de imagens que possui objetos agrupados, podem falhar no resultado final da segmentação, ocorrendo baixa ou super segmentação.

Sendo assim, uma pesquisa bibliográfica foi realizada com o intuito de encontrar trabalhos publicados que têm como objeto de estudo a melhoria desse tipo de segmentação. Dentro desse contexto, a pesquisa foi delimitada em duas abordagens comuns entre as propostas, definidas resumidamente a seguir:

1. Análise de objetos baseada em pontos côncavos: Quando dois ou mais objetos convexos se sobrepõem ou se encostam, o agrupamento resulta em concavidades, e os pontos que intersectam as fronteiras entre esses objetos são denominados como pontos côncavos (Figura 27). Os algoritmos baseados nesse tipo de análise geralmente usam limiares para determinar se o ponto encontrado é ou não um ponto válido para ocorrer a divisão. Sendo assim, o principal objetivo dessa abordagem é encontrar com precisão os pontos côncavos do objeto de maneira que, sob certas condições, pares sejam formados entre eles. Com a obtenção dos pares, linhas de divisão são desenhadas entre eles. Porém, além da seleção dos valores dos parâmetros tornarem o resultado da segmentação subjetivo, os objetos precisam ter formas e tamanhos similares (ZHANG et al., 2012).

2. Análise de imagens por morfologia matemática: Nessa abordagem utiliza-se o método *watershed*, como etapa final do processo de segmentação do objeto. Porém, esse método tende a falhar quando se trata de objetos agrupados, conforme apontado na Seção 2.2.2. Sendo assim, o objetivo principal dessa abordagem é realizar um pré-processamento para encontrar marcadores nos objetos que irão controlar a segmentação pelo método *watershed*.



Figura 27 – Representação dos pontos côncavos.

Com o propósito de investigar e comparar essas evidências, dos trabalhos discutidos na Seção 2.3, foram escolhidos três que usam abordagens distintas para separação dos objetos, sendo eles:

- (ZHANG et al., 2012) tem como objeto de estudo a melhoria na precisão da colocação dos marcadores na imagem com intuito de controlar a segmentação por watershed;
- 2. (KUMAR et al., 2006) tem como objeto de estudo encontrar os pontos pares que formarão as melhores linhas de divisão na imagem utilizando a informação da concavidade existente no objeto; e
- 3. (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) possui o mesmo objeto de estudo que (KUMAR et al., 2006), porém possui uma amplitude maior pois essa pesquisa se preocupa com imagens que possuem buracos dentro dos objetos agrupados.

Diante desta elucidação, neste capítulo serão explanadas as três pesquisas citadas acima.

# 3.1 Metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012)

Diante do pressuposto que o algoritmo Transformada Distância Euclidiana (TDE) tende a resultar em baixa segmentação quando aplicados em imagens que possuem objetos extremamente agrupados (Figura 28), os autores desenvolveram um algoritmo, denominado *Curvature Information Based Weighting* (CIBW), com propósito de modificar as intensidades dos pixels próximos às fronteiras dos objetos agrupados. Assim, a TDE tende a gerar melhores resultados quando aplicada na imagem resultante. A partir da TDE é possível obter marcadores mais precisos, que são utilizados para controlar a segmentação por *watershed*. Sendo assim, a metodologia proposta por eles possui basicamente quatro etapas: extração do contorno externo, aplicação do algoritmo CIBW, extração dos marcadores e segmentação por *watershed*. Essas etapas são descritas com mais detalhes a seguir.



Figura 28 – O objeto extremamente agrupado (a) possui 5 núcleos (Fonte: (ZHANG et al., 2012)). Porém, ao aplicar a TDE (b) apenas um marcador é extraído da imagem (c), ocasionando uma baixa segmentação quando o método watershed é utilizado (d), pois apenas um núcleo foi identificado.

Com intuito de explanar de forma mais clara a metodologia, algumas nomenclaturas originárias do algoritmo foram alteradas. Além disso, considerando que os autores não mencionam qual medida de distância utilizam, adotou-se a Euclidiana para o cálculo de distância entre dois pontos, bem como para o cálculo da Transformada Distância.

# Extração do Contorno Externo

A extração da borda é feita utilizando o método Laplaciano da Gaussiana, porém, considerando o problema citado na Seção 2.2.2, aplica-se o algoritmo *contour following* para extração do contorno externo (Figura 29(a)). Com a obtenção do contorno, sucede-se para o algoritmo CIBW.

# Algoritmo CIBW

O algoritmo inicia com a detecção dos pontos que se encontram nas possíveis fronteiras dos objetos agrupados. Para tanto, é levado em consideração o valor da curvatura (k) em cada ponto (q) do contorno extraído. Sendo assim, os autores utilizaram a definição do círculo osculador para encontrar o valor de k. Logo,  $k = \frac{1}{R}$ , onde R é o raio do círculo.

Com os círculos desenhados e ajustados em cada ponto q, é feita uma análise da localização do centro (C) de cada círculo. Se C estiver fora do objeto, o ponto é considerado côncavo, caso contrário, o ponto é convexo (Equação 16). Além disso, a direção



Figura 29 – Resultado da extração do contorno pelo algoritmo *contour following*. (a) Imagem binária. (b) Contorno externo do objeto.

da curvatura é definida como uma linha que inicia em C e termina em q (ponto do contorno correspondente ao círculo osculador). Essa representação pode ser observada na Figura 30.



Figura 30 – Exemplo do círculo osculador em q, onde a direção da curvatura é representada pela seta verde.

$$k = \begin{cases} \frac{1}{R}, \text{ se côncavo} \\ \frac{-1}{R}, \text{ caso contrário} \end{cases}$$
(16)

Consequentemente, k será um valor entre 0 e 1. Com intuito de facilitar o uso de k no algoritmo, após o cálculo de cada k, k é normalizado em uma proporção de  $0 \sim 100$  e passa a ser denominado como  $Curv_q$ :

$$Curv_{q} = \begin{cases} \frac{100*(k_{q}-min(k_{1},k_{2},...,k_{n}))}{max(k_{1},k_{2},...,k_{n})-min(k_{1},k_{2},...,k_{n})}, \text{ se } k_{q} > 0\\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases}$$
(17)

onde  $k_q$ é o valor da curvatura do ponto qantes da normalização da curvatura.

Nota-se que a partir da Equação 17 apenas os pontos considerados côncavos (Figura 31), serão utilizados nos próximos estágios do algoritmo.

Com os valores das curvaturas normalizados e com os pontos de relevância discriminados, inicia-se o processo de ponderação da curvatura (*Curvature Weighting*), representado



Figura 31 – Os pontos em vermelho representam os pontos côncavos.

por CW. Ou seja, inicia-se o procedimento de modificação das intensidades dos pontos vizinhos aos pontos côncavos. Esse processo é baseado em algumas premissas consideradas pelos autores, e são explicitadas a seguir:

- 1. Os pontos vizinhos aos pontos côncavos de maior  $Curv_q$  devem ter maior peso.
- 2. Os pontos próximos aos pontos côncavos devem ter o valor de CW alto.
- 3. Os pontos ao longo da direção da curvatura devem ter maior probabilidade de estarem na fronteira dos objetos encostados.
- 4. Os pontos próximos a múltiplos pontos côncavos devem ter maior valor de CW quando comparados com pontos próximos de um ponto côncavo isolado.

Posto isto, é possível calcular o valor de CW de um ponto côncavo. Primeiramente calcula-se o valor do CW elementar (CW Basic), denotado por  $\delta_j$  e escrito na forma:

$$\delta_j = e^{-\frac{(100 - Curv_j)^2}{2\alpha^2}} \tag{18}$$

onde  $Curv_j$  é o valor resultante da Equação 17 para os pontos da curvatura  $k_q > 0$ . Logo,  $Curv_j$  é o valor da curvatura do ponto côncavo j. Já  $\alpha$  é um parâmetro que controla a influência da curvatura. Quanto maior valor de  $\alpha$ , mais borrado fica o nível de intensidade dos pontos que serão modificados (Figura 32).

Em seguida, calcula-se a distância CW (distance CW), denotado por  $D_{i,j}$  e escrito na forma:

$$D_{i,j} = e^{-\frac{d_{i,j}^2}{2\beta^2 \delta_j^2}}$$
(19)

onde  $d_{i,j}$  é o valor da distância Euclidiana entre um ponto *i* que está na direção da curvatura (ou seja, de um ponto que está na linha que inicia em *C* e termina em *j*) e um ponto côncavo *j*; e  $\delta_j$  é o valor resultante da Equação 18; e  $\beta$  é um parâmetro que



Figura 32 – Representação da variação do valor de  $\alpha$ , com  $\beta = 60$  e  $\gamma = 40$  fixos. (a)  $\alpha = 60$ . (b)  $\alpha = 80$ . (c)  $\alpha = 120$ 



Figura 33 – Representação da variação do valor de  $\beta$ , com  $\alpha = 60$  e  $\gamma = 40$  fixos. (a)  $\beta = 20$ . (b)  $\beta = 70$ . (c)  $\beta = 120$ 

controla a influência de  $D_{i,j}$ . Quanto maior o valor de  $\beta$ , maior a abrangência dos pontos que são modificados em torno do ponto côncavo (Figura 33).

Já para os pontos (l) que não estão na direção da curvatura, calcula-se a distância CW (distance CW), denotado por  $CW_{l,j}$  e escrito na forma:

$$CW_{l,j} = D_{i,j} \cdot e^{-\frac{\theta^2}{2\gamma^2}}$$
(20)

onde  $D_{i,j}$  é o valor resultante da Equação 19;  $\theta$  é o ângulo formado entre a linha que inicia em C e passa pelo ponto côncavo j e a linha que inicia em l e passa pelo ponto côncavo j (Figura 34); e  $\gamma$  é um parâmetro que controla a influência do ângulo. Quanto maior o valor de  $\gamma$ , maior a abertura da concavidade onde os pontos serão modificados (Figura 35).

Visto que a ponderação da curvatura CW é influenciada por todos os pontos côncavos j na imagem, calcula-se CW do ponto l:

$$CW_l = 1 - \prod_{j=1}^n (1 - CW_{l,j})$$
(21)

onde  $CW_{l,j}$  é o valor resultante da Equação 20 <br/>ené o número de pontos côncavos.



Figura 34 – Representação do cálculo da distância CW, onde  $\theta$  é o ângulo formado entre a linha que inicia em C e passa pelo ponto côncavo j (representada pela seta verde) e a linha que inicia em l e passa pelo ponto côncavo j (representada pela seta pela seta roxa).



Figura 35 – Representação da variação do valor de  $\gamma$ , com  $\alpha = 60$  e  $\beta = 60$  fixos. (a)  $\gamma = 1$ . (b)  $\gamma = 40$ .

Por fim, modifica-se os níveis de intensidade dos pixels do objeto, tal que:

$$P_i = p_i - (p_i - p_0) \cdot CW_l \tag{22}$$

onde  $P_i$  é a intensidade do pixel *i* depois da ponderação;  $p_i$  é o valor inicial da intensidade do pixel;  $p_0$  é a média das intensidades dos pixels do fundo da imagem; e  $CW_l$  é o valor resultante da Equação 21. A Figura 36 exemplifica o resultado da ponderação dos pixels na imagem.

Seguidamente, inicia-se o processo de extração de marcadores.

# Extração dos Marcadores

Dispondo da imagem resultante após a conclusão do algoritmo CIBW (Figura 37(a)), aplica-se o método de segmentação por limitarização (Figura 37(b)). Em seguida, aplica-



Figura 36 – Aplicação do algoritmo CIBW, com os valores de parâmetros:  $\alpha = 60, \beta = 60$ e  $\gamma = 30$ . (a) Imagem binária. (b) Resultado da ponderação.

se a TDE (Figura 37(c)) para realizar a extração dos marcadores por meio dos máximos locais (Figura 37(d)). A partir do marcadores, aplica-se a segmentação por *watershed*.



Figura 37 – Extração de marcadores. (a) Algoritmo CIBW. (b) Limiarização. (c) Aplicação da TDE. (e) Extração dos marcadores.

# Segmentação por Watershed

Por fim, aplica-se a segmentação por *watershed* sendo controlada pelos marcadores extraídos anteriormente (Figura 38).



Figura 38 - Segmentação por watershed sendo controlada pelos marcadores.

# **3.2** Metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006)

Conforme relatado anteriormente, análise de imagens baseada em pontos côncavos tem como principal objetivo encontrar pares de pontos côncavos. À vista disso, a metodologia proposta por eles possui basicamente quatro etapas: extração do contorno externo, detecção das regiões côncavas, detecção das linhas candidatas à divisão e seleção das melhores linhas de divisão. Estas etapas são descritas com mais detalhes a seguir.

Com intuito de explanar de forma mais clara a metodologia, algumas nomenclaturas originárias do algoritmo foram alteradas.

# Extração do Contorno Externo

Para extração do contorno externo aplicou-se o algoritmo *contour following* (Figura 39(a)). Com a obtenção do contorno, a próxima etapa é detectar as regiões côncavas S no objeto.



Figura 39 – Resultado da extração do contorno pelo algoritmo *contour following.* (a) Imagem binária. (b) Contorno externo do objeto.

# Detecção das Regiões Côncavas

Com os pontos do contorno detectados, inicia-se a procura pelas regiões côncavas S no objeto. Para tal, desenha-se um fecho convexo k em torno do contorno com intuito de delimitar essas regiões (Figura 40).

Por conseguinte, três informações devem ser extraídas:

- $\Box$  Os pontos inicial e final de cada segmento k pertencente a uma região côncava S.
- $\Box$  O arco do contorno B correspondente à região côncava S.
- $\Box$  O ponto C no arco do contorno B com maior distância perpendicular ao segmento k correspondente da região côncava S.



Figura 40 – A linha vermelha em torno do contorno representa o fecho convexo do objeto agrupado no plano espacial.

### Detecção dos Segmentos k

O fecho convexo no plano espacial é constituído pelos vértices (x, y) do polígono convexo. Visto que nas regiões côncavas se observa um distanciamento entre os vértices do polígono, é possível atribuir um limiar para encontrar os segmentos k de cada região côncava S. Para tal, calcula-se a distância Euclidiana entre o vértice anterior e o próximo do polígono, conforme o pseudocódigo do Algoritmo 2.

Algoritmo 2 Pontos proeminentes Entrada: Coordenadas x, y do fecho convexo k, quantidade de vértices, j, e o valor do limiar, *limiar*. **Saída:** Coordenadas x, y dos pontos proeminentes. for i = 1 até  $j_{max-1}$  do Armazenar as coordenadas x, y do vértice corrente verticeAnterior =  $[x_i, y_i]$ Armazenar as coordenadas x, y do próximo vértice vertice Posterior =  $[x_{i+1}, y_{i+1}]$ Calcular a distância Euclidiana d(verticeAnterior, verticePosterior)\_  $\sqrt{(x_{i+1}-x_i)^2+(y_{i+1}-y_i)^2}$ if d(verticeAnterior, verticePosterior) > limiar then Apresente vertice Anterior e vertice Posterior como coordenadas do ponto inicial e final, respectivamente, do segmento k. end if end for

Posto isto, encontra-se os pontos inicial e final, denominados nesta dissertação por pontos proeminentes, de cada segmento k (Figura 41).

### Arcos do Contorno e Detecção dos Pontos Côncavos

A partir dos pontos proeminentes, é possível rastrear o contorno do objeto com intuito de encontrar os arcos do contorno B delimitados pelos pontos proeminentes de cada região côncava S (Figura 42).



Figura 41 – Representação dos pontos proeminentes (pontos destacados em vermelho) em parte do contorno do objeto agrupado.



Figura 42 – Representação dos arcos do contorno (linha vermelha).

Por conseguinte, calcula-se a distância perpendicular d entre cada ponto p do arco do contorno B com a reta formada pelo segmento k, utilizando a Equação 8. O ponto p que obter maior valor de d é selecionado para ser o ponto côncavo C (Figura 43).

Sendo assim, três premissas são levadas em consideração para encontrar as linhas entre os pares  $C_i$  e  $C_j$  de pontos côncavos C:

- $\Box$   $C_i \in C_j$  devem estar próximos.
- $\hfill\square\hfill C_i$ e $C_j$  devem estar localizados em uma região côncava bem profunda.
- $\Box$  As regiões côncavas  $S_i \in S_j$  dos pares  $C_i \in C_j$  devem estar adequadamente alinhadas.

Para alcançar tais premissas, a metodologia propõe a extração de algumas características que serão detalhadas a seguir.

# Detecção das Linhas Candidatas à Divisão

Para a obtenção do conjunto das possíveis candidatas linhas à divisão faz-se necessário extrair algumas características do objeto, sendo elas: profundidade da concavidade, saliência, alinhamento e ângulo e relação da concavidade.



Figura 43 – (a) Representação da distância perpendicular, onde a linha branca é o segmento k da região côncava S e a linha verde é a distância perpendicular d.
(b) Representação dos pontos côncavos C, destacados em vermelho, no objeto agrupado.

# Profundidade da Concavidade

A profundidade da concavidade CD refere-se à distância perpendicular calculada anteriormente para encontrar cada ponto côncavo C de uma região côncava S. Logo,  $CD_i$ equivale a profundidade côncava de cada  $C_i$  encontrado anteriormente.

Para distinguir um ponto côncavo das irregularidades da borda, adota-se um limiar denominado  $CD_T$ , tal que  $CD_i > CD_T$ .

# Saliência

Conforme mencionado anteriormente, as linhas candidatas à separação devem ser entre pares de C ( $C_i \in C_j$ ) próximos, bem como em regiões côncavas com um valor alto de CD. Diante disso, a saliência SA é calculada para cada par e é escrita na forma:

$$SA_{i,j} = \frac{\min(CD_i, CD_j)}{\min(CD_i, CD_j) + d(C_i, C_j)}$$
(23)

onde,  $min(CD_i, CD_j)$  é a menor profundidade côncava entre  $CD_i \in CD_j \in d(C_i, C_j)$ é a distância Euclidiana entre os pontos côncavos  $C_i \in C_j$ . O valor de  $SA_{i,j}$  varia entre 0 e 1 e cada linha candidata à divisão deve possuir um valor de  $SA_{i,j}$  que excede o limiar  $SA_T$ , ou seja,  $SA_{i,j} > SA_T$ .

# Alinhamento

Além dos pares  $C_i$  e  $C_j$  estarem próximos e em regiões com profundidades grandes, é necessário também que as regiões côncavas dos pares estejam alinhadas em sentidos opostos. Sendo assim, duas medidas são fundamentais para extrair essa característica: o alinhamento entre concavidades (CC) e entre concavidade linha (CL), representados na Figura 44.



Figura 44 – Alinhamento entre concavidades (CC) e entre concavidade linha (CL)Fonte: (KUMAR et al., 2006)

A Figura 44 representa um objeto agrupado com duas regiões côncavas  $S_i \in S_j$ . O vetor  $\vec{v_i}$ , formado pela linha que une o ponto médio do segmento  $k_i$  ao ponto côncavo  $C_i$ , corresponde à orientação da região côncava  $S_i$ . Logo,  $CC_{ij}$  é o ângulo formado entre os vetores de orientação de cada região côncava  $S_i$  e  $S_j$  e é definido como:

$$CC_{i,j} = \pi - \cos^{-1}(\vec{v_i} \cdot \vec{v_j}) \tag{24}$$

Já  $CL_{ij}$  é definido pelo maior ângulo entre os dois ângulos  $\phi_i \in \phi_j$ , tal que,  $\phi_i$  é o ângulo formado entre o vetor  $\vec{v_i}$  e o vetor  $\vec{u_{ij}}$  (vetor formado pela linha que une os pontos côncavos  $C_i \in C_j$ ), e  $\phi_j$  é o ângulo formado entre o vetor  $\vec{v_j}$  e o vetor  $-\vec{u_{ij}}$  (vetor formado pela linha que une os pontos côncavos  $C_i \in C_j$  no sentido contrário). Portanto,  $CL_{ij}$ corresponde a uma medida de diferença nas direções das duas regiões côncavas  $S_i \in S_j$ . Logo,  $CL_{ij}$  é expresso na seguinte forma:

$$CL_{i,j} = max(\phi_i, \phi_j) = max(\cos^{-1}(\vec{v_i} \cdot \vec{u_{ij}}), \cos^{-1}(\vec{v_j} \cdot (-\vec{u_{ij}})))$$
(25)

Note que o vetor  $\vec{u_{ij}}$  corresponde à direção da linha candidata à divisão.

Consequentemente, quanto mais próximos de 0 os valores resultantes das Equações 24 e 25, mais alinhadas na direção oposta estão as regiões côncavas  $S_i \in S_j$ . Entretanto, considerando que geralmente as linhas candidatas à divisão nem sempre estão alinhadas, duas condições são estabelecidas e devem ser satisfeitas:  $CC_{ij} < CC_T$  e  $CL_{ij} < CL_T$ , onde  $CC_T \in CL_T$  são limitares predefinidos.

# Ângulo e Relação da Concavidade

Ângulo da concavidade (CA) e relação da concavidade (CR) são duas características utilizadas para decidir se um agrupamento deve ser dividido por uma linha que une um ponto côncavo  $C_i$  a um ponto do contorno P (Figura 45). Essas características são utilizadas quando existe apenas uma concavidade no agrupamento ou quando um ponto côncavo  $C_i$  não possui par.



Figura 45 – Representação do ângulo da concavidade, CA, e da relação da concavidade, CR. Fonte: (KUMAR et al., 2006)

Como representado na Figura 45, a linha de divisão é uma linha que passa pelo ponto médio do segmento  $k_i$ , pelo ponto côncavo  $C_i$  e intersecta o lado mais distante do contorno em P. Essas características são definidas na seguinte forma:

$$CA = \angle C_{i1} C_i C_{i2} \tag{26}$$

$$CR = \frac{CD_m}{CD_n} \tag{27}$$

onde  $C_{i1}$  e  $C_{i2}$  representam os pontos inicial e final do segmento k, e  $CD_m$  e  $CD_n$ representam a maior e a segunda maior profundidade da concavidade, respectivamente. CA é a medida do quão agudo é a região côncava e CR é a medida referente ao maior valor de profundidade da concavidade entre duas regiões côncavas. A segunda maior profundidade côncava assume o valor de  $CD_T$  quando existe apenas uma concavidade válida no objeto agrupado. Para essas características são utilizados dois limiares,  $CA_T$  e  $CR_T$ , que asseguram que a linha será desenhada apenas se uma concavidade for aguda o suficiente ( $CA < CA_T$ ) e suficientemente larga em relação às outras concavidades no agrupamento ( $CR > CR_T$ ).

Com a extração de todas as características acima mencionadas, um conjunto de linhas candidatas à divisão é formado (Figura 46).



Figura 46 – Conjunto de linhas candidatas à divisão, com os limiares: limiar = 80,  $CD_T = 3$ ,  $SA_T = 0.15$ ,  $CC_T = 1.30$ ,  $CL_T = 0.75$ ,  $CA_T = 5.02$  e  $CR_T = 6$ .

# Seleção das Melhores Linhas de Divisão

A partir do conjunto de linhas candidatas à divisão, selecionam-se as melhores linhas, tal que os pares que obtiverem um valor de  $\chi$  acima de 0.5 serão considerados.  $\chi$  é calculado da seguinte forma:

$$\chi = \frac{c_1 C D_i + c_1 C D_j + c_2}{d(C_i, C_j) + c_1 C D_i + c_1 C D_j + c_2}$$
(28)

onde  $c_1$  e  $c_2$  são pesos apropriados. A Equação 28 pode ser simplificada na forma:

$$d(C_i, C_j) < c_1(CD_i + CD_j) + c_2$$
(29)

Para encontrar os melhores valores dos pesos  $c_1$  e  $c_2$  a metodologia propõe o uso do classificador linear *Support Vector Machine*, tal que tem-se como saída duas classes: divide e não divide. A regra de decisão pode ser expressa da seguinte forma:

$$w^T z + b > 0 \tag{30}$$

onde w é o vetor peso, b é o bias (ou viés) e z é vetor de característica composto pela distância Euclidiana,  $d(C_i, C_j)$ , e pela somatória das profundidades das concavidades,  $CD_i + CD_j$ :

$$z = [d(C_i, C_j), CD_i + CD_j]^T$$

$$(31)$$

Após o cálculo de  $\chi$ , as linhas de divisão são formadas desenhando uma reta entre os pares de pontos côncavos e assim ocorre a segmentação final (Figura 47).



Figura 47 – Segmentação final, com os pesos:  $c_1 = 5.6$  e  $c_2 = 0.70$ .

# 3.3 Metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013)

A área de aplicação alvo dos autores é imagens microscópicas biológicas de culturas celulares, em que os agrupamentos ocorrem naturalmente, pois alguns tipos de células, como as células de levedura e de muitas bactérias diferentes, tem a tendência de crescerem em agrupamentos. Sendo assim, a metodologia propõe a divisão dos objetos agrupados com base na análise dos pontos côncavos encontrados nos contornos dos objetos. O método opera em imagens binárias, entretanto, os valores das intensidades da imagem também podem ser usados como informação adicional para encontrar as linhas de divisão.

À vista disso, a metodologia proposta por eles possui basicamente cinco etapas: extração do contorno externo, detecção dos pontos proeminentes quando existem buracos dentro dos agrupamentos, detecção dos pontos côncavos, criação da janela retangular e formação das linhas de divisão. Essas etapas são descritas com mais detalhes a seguir. Com intuito de explanar de forma mais clara a metodologia, algumas nomenclaturas originárias do algoritmo foram alteradas.

# Extração do Contorno Externo

Para extração do contorno externo aplicou-se o algoritmo contour following (Figura 48(a)).

Com a obtenção dos contornos, a próxima etapa é detectar os pontos proeminentes dos buracos quando eles existirem dentro do agrupamento.

# Detecção dos Pontos Proeminentes

Para localizar os pontos proeminentes aplica-se o fecho convexo individualmente para cada contorno externo de cada buraco existente. Essa forma de localização é feita de forma diferente da abordagem dos autores, que utilizam segmentos para encontrar a distância entre um ponto da borda e um ponto desse segmento, tal que o ponto que tiver maior valor de distância é considerado um ponto proeminente. Observou-se que utilizando o



Figura 48 – Resultado da extração dos contornos pelo algoritmo *contour following*. (a) Imagem binária. (b) Extração do contorno externo do objeto agrupado (representado pela linha verde), bem como dos contornos externos dos buracos (representados pelas linhas vermelha, azul e magenta).

fecho convexo, a complexidade é menor e a precisão é maior. A Figura 49 exemplifica o fecho convexo de um dos buracos da Figura 48(b).



Figura 49 - Representação do fecho convexo em um buraco do objeto agrupado.

Lembrando que o fecho convexo no plano espacial é constituído pelos vértices (x, y) do polígono convexo, e que é possível atribuir um limiar para encontrar os vértices que estão mais distantes uns dos outros, esses pontos podem ser detectados calculando-se a distância Euclidiana entre o vértice anterior e o próximo do polígono, conforme o pseudocódigo do Algoritmo 3.

Posto isto, encontra-se os pontos proeminentes de cada buraco (Figura 50).

# Detecção dos Pontos Côncavos

Recordando que quando dois ou mais objetos convexos se encostam, o agrupamento resulta em concavidades, e os pontos que intersectam as fronteiras entre esses objetos são denominados como pontos côncavos. Sendo assim, é possível utilizar a definição de conjunto convexo para encontrar esses pontos. Diante disso, segmentos de reta devem ser criados no contorno externo do objeto, a fim de encontrar as regiões côncavas.

# Algoritmo 3 Pontos proeminentes dos buracos

**Entrada:** Coordenadas x, y do fecho convexo, quantidade de vértices, j, e o valor do limiar, *limiar*. **Saída:** Coordenadas x, y dos pontos proeminentes dos buracos. **for** i = 1 até  $j_{max-1}$  **do** Armazenar as coordenadas x, y do vértice corrente verticeAnterior =  $[x_i, y_i]$ Armazenar as coordenadas x, y do próximo vértice verticePosterior =  $[x_{i+1}, y_{i+1}]$ Calcular a distância Euclidiana  $d(verticeAnterior, verticePosterior) = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}$  **if**  $d(verticeAnterior, verticePosterior) \ge limiar$  **then** Apresente verticeAnterior como coordenadas do ponto proeminente do buraco. **end if** 

end for



Figura 50 – Representação dos pontos proeminentes (pontos destacados em vermelho) dos buracos do objeto agrupado.

Tomando o primeiro ponto p do contorno externo do objeto, cria-se o primeiro segmento de reta (que neste trabalho é chamado de segmento originário), tendo como origem o ponto p e a extremidade o ponto p + 19. Segundo os autores, 20 pontos é o tamanho ideal para os segmentos imaginários. Se **todos** os pontos do segmento originário estiverem contidos no objeto (representado pela cor branca da imagem) essa região será considerada convexa, conforme representação da Figura 51.

Nesse caso, o ponto p é descartado e segue-se no contorno externo do objeto tomandose o terceiro ponto adjacente posterior ao ponto p, ou seja, avança-se 3 pontos no contorno externo do objeto (Figura 52).

Repete-se esse processo até encontrar um segmento originário onde **todos** os pontos do segmento estão contidos no fundo da imagem (representado pela cor preta da imagem). Essa região será considerada côncava, conforme representação da Figura 53.

Nesse caso, um segmento auxiliar é criado. Para tal, seis pontos adjacentes são acrescidos na origem e na extremidade do segmento originário. A Figura 54 exemplifica essa operação.

O segmento auxiliar somente será válido se o seu ponto médio estiver contido no fundo


Figura 51 – Segmento de reta representando uma região convexa do objeto, pois todos os pontos desse segmentos estão contidos no objeto.



Figura 52 – O ponto origem p do segmento preto é descartado, pois trata-se de uma região convexa. Toma-se o terceiro ponto adjacente posterior ao ponto p, dando origem ao próximo segmento, representado pela linha vermelha.



Figura 53 – A linha branca representa o segmento originário de uma região côncava do objeto, pois todos os pontos desse segmentos estão contidos no fundo da imagem.

da imagem. Caso contrário, segue a mesma regra de quando o segmento é convexo. Caso seja válido, inicia-se a busca do ponto côncavo nessa região. Sendo assim, a partir da



Figura 54 – A linha vermelha representa o segmento auxiliar do segmento originário representado pela linha branca.

origem e da extremidade do segmento auxiliar é possível rastrear o contorno do objeto com intuito de encontrar o arco do contorno pertencente a essa região (Figura 55(a)). Por conseguinte, calcula-se a distância perpendicular d entre cada ponto p do arco do contorno com a reta formada pelo segmento auxiliar utilizando a Equação 8. O ponto pque obter maior valor de d, é selecionado para ser o ponto côncavo (Figura 55), desde que esse ponto tenha uma distância diagonal entre ele e a origem do segmento auxiliar maior que  $\sqrt{2}$ . Caso contrário, segue a mesma regra de quando o segmento é convexo. Nessa metodologia, um limiar também é adotado (por convenção será denominado  $CD_T$ ) para verificar se de fato é um ponto côncavo ou se não é uma irregularidade da borda. Sendo assim,  $d > CD_T$ .



Figura 55 – (a) Representação da distância perpendicular, em que a linha branca é o segmento auxiliar, a linha vermelha é o arco do contorno e a linha verde é a distância perpendicular d. (b) Representação do ponto côncavo, destacado em vermelho, em parte do objeto agrupado.

Encontrado o ponto côncavo, segue-se novamente pelo contorno do objeto em busca de outros pontos côncavos. Porém, quando um segmento auxiliar é válido, o próximo segmento originário a ser criado tem origem no terceiro ponto p adjacente posterior ao ponto da extremidade do segmento originário anterior. A Figura 56 representa esse avanço no contorno.



Figura 56 – Representação da criação do próximo segmento originário, onde: a linha vermelha representa o segmento auxiliar com seu respectivo segmento originário (representado pela linha branca) e a linha verde representa o novo segmento originário.

Repete-se todo esse processo até encontrar o primeiro ponto do contorno. No fim desse processo, todos os pontos côncavos são detectados (Figura 57).

Com a obtenção dos pontos côncavos, inicia-se a pesquisa pela busca dos pares de pontos côncavos que formarão as linhas de divisão. Para tal, a metodologia propõe a criação de janelas retangulares de tamanho variável, que será explanada a seguir.

### Criação das Janelas Retangulares

Com intuito de encontrar apenas as melhores linhas de divisão individualmente para cada ponto côncavo, bem como eliminar limiares definidos por um usuário, a metodologia leva em consideração o fato de que as linhas de divisão devem ser encontradas dentro de uma região específica na extensão do vetor de direção do ponto côncavo. Assim como na metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006), o vetor de direção é definido como sendo a linha que possui início no ponto médio do segmento auxiliar e passa pelo ponto côncavo correspondente (Figura 58).

A partir dos vetores de direção, inicia-se o processo de criação das janelas retangulares de tamanhos variáveis. Considerando que a formação da janela retangular de tamanho variável deve ser independente do formato da região côncava, a janela é construída, **uma por vez**, para cada ponto côncavo. O processo inicia tomando-se dois pontos do contorno externo do objeto  $(p_1 e p_2)$ , sendo um de cada lado do ponto côncavo, e igualmente distantes do seu ponto côncavo, de tal forma que uma linha é formada entre  $p_1 e p_2$ . Essa



Figura 57 – Representação do fim do processo de detecção dos pontos côncavos. (a) Todos os segmentos originários desenhados no contorno externo do objeto estão representados na cor branca. (b) Aproximação da imagem para melhor visualização dos segmentos originários em (a). (c) Todos os segmentos auxiliares, representados pela linha vermelha. (d) Todos pontos côncavos detectados no objeto agrupado, destacados em vermelho.



Figura 58 – Representação dos vetores de direção, em que as linhas vermelhas representam os segmentos auxiliares, os pontos em vermelho correspondem aos pontos côncavos e as setas roxas representam os vetores de direção de cada ponto côncavo.

linha é denominada *largura da janela*, e é expressa com a letra w. Por conseguinte, os outros dois pontos da janela retangular,  $p_3 e p_4$ , são encontrados a uma distância h no sentido do vetor de direção, onde h é um parâmetro que define a altura da janela e seu valor inicial depende do comprimento máximo que é permitido para a linha de divisão. Sendo assim, a janela inicia com uma largura fina e uma altura máxima parametrizada pelo comprimento da linha de divisão (Figura 59(a)).

A partir da construção da janela retangular, inicia-se o processo de pesquisa pelo par do ponto côncavo em questão. Nessa fase, gera-se uma lista contendo os pontos côncavos do objeto agrupado e os pontos proeminentes dos buracos, quando existentes. A ideia é verificar se algum dos pontos pertencentes à lista gerada está dentro da janela retangular. Visto que a janela é construída uma por vez para cada ponto côncavo do objeto agrupado, o ponto côncavo em que a janela foi construída deve ser retirado da lista gerada. Se nessa primeira janela não conter um par, inicia-se o processo de alargamento da janela retangular em  $p_1$  e em  $p_2$ , e no sentido do vetor de direção, até que um ponto par seja encontrado, ou até que ela atinja a largura máxima wMax seja alcançada (Figura 59(b)).

Caso nenhum ponto par seja encontrado, a altura da janela é aumentada até que um ponto par seja encontrado, ou até que uma altura máxima hMax seja alcançada (Figura 59(c)).



Figura 59 – (a) Construção inicial da janela retangular de tamanho variável do primeiro ponto côncavo do objeto agrupado, com os parâmetros h = 50 e w = 0. (b) Janela alargada com intuito de encontrar um ponto par, com wMax = 60. Janela alongada com intuito de encontrar um ponto par, com hMax = 300.

Caso uma janela encontre dois pontos, o ponto que tiver menor distância Euclidiana entre ele e o ponto côncavo que gerou a janela, será escolhido.

Repete-se esse processo para todos os pontos côncavos detectados e, ao fim desse processo, uma lista de pontos pares côncavos é obtida (Figura 60).

Para os casos em que existem vários buracos dentro do agrupamento, faz-se necessário parear os pontos proeminentes dos buracos que ficaram sem par. Para tal, calcula-se a distância Euclidiana entre os pontos proeminentes de buracos diferentes. Os pontos mais próximos são pareados e inclusos na lista de pares gerada no processo anterior.



Figura 60 – Representação de todas as janelas retangulares, com os parâmetros: h = 50, hMax = 300, w = 0 e wMax = 60.

Por fim, para os pontos côncavos que ficaram sem par ou para os casos em que existe apenas uma concavidade, assim como na metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006), encontra-se o par no contorno externo do objeto que esteja no sentido do vetor de direção. Esse par também é adicionado à lista de pontos pares côncavos.

Com a obtenção da lista de pares, segue-se para a formação das linhas de divisão.

### Formação das Linhas de Divisão

Para formar as linhas de divisão, duas abordagens podem ser adotadas: a primeira, formando linhas retas entre os pontos pares côncavos obtidos anteriormente; a segunda, encontrando um caminho de intensidades mínimas ou máximas a partir de um ponto côncavo até um outro ponto na região côncava, ou até uma linha de divisão já desenhada.

A primeira abordagem é a utilizada neste trabalho, visto que o conjunto de imagens gerado é de imagens binárias. Logo, a segmentação final é feita utilizando linhas retas entre os pares pontos côncavos (Figura 61).



Figura 61 – Segmentação final utilizando linhas retas entre os pontos pares côncavos para formar as linhas de divisão final.

Porém, quando essa abordagem é utilizada, a relação entre as linhas de divisão não é levada em consideração. Sendo assim, algumas vezes, duas linhas passam pelo mesmo ponto côncavo formando um ângulo agudo entre eles (Figura 62(a)). Além disso, algumas

vezes, os outros dois pontos côncavos envolvidos nessas linhas de divisão também dividem uma linha de divisão entre eles, resultando na formação de um triângulo (Figura 62(b)). Para estes casos, a metodologia propõe uma técnica de pós processamento para resolver esses casos.



Figura 62 – (a) Formação de um ângulo agudo entre duas linhas de divisão. (b) Formação de um triângulo entre as linhas de divisão (Fonte: (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013)).

Nessa fase é utilizado o termo *grau* que define o número de linhas de divisão que passam em cada ponto côncavo após a segmentação final. Essa informação deve ser inserida na lista de pontos pares côncavos.

Posto isso, uma busca é feita até encontrar um ponto côncavo que possui grau dois e, a partir desse ponto, é feita uma análise em relação aos outros dois pontos côncavos que compartilham as linhas de divisão com o ponto côncavo de grau dois. Sendo assim, duas condições são verificadas: a primeira, se existe uma linha de divisão entre esses dois pontos (Figura 63(a)), e a segunda, se eles não compartilham linha de divisão alguma com os outros pontos côncavos (Figura 63(c)). Caso uma ou ambas condições são detectadas, observa-se que um triângulo é formado entres esses três pontos. Nesse caso, encontra-se o centro do triângulo formado com intuito de formar um novo pareamento. Logo, os dois pontos pares formados pelos três pontos côncavos são removidos da lista de pares e são substituídos por novos três pares, onde o centro do triângulo é o novo par de cada ponto côncavo envolvido na formação do triângulo (Figuras 63(b) e 63(d)).

Já para os casos em que o grau é igual a três (Figuras 64(a)), dois triângulos são formados. Neste caso, a partir do triângulo de **menor ângulo**, faz-se a análise dos outros dois pontos côncavos onde chegam as linhas de divisão:

- □ Caso apenas um deles tenha grau dois, então a linha que se refere a este ponto é descartada;
- □ Caso ambos os pontos tenham grau dois, então a linha que envolve o triângulo de maior ângulo é descartada;
- □ Caso nenhum dos dois tenha grau dois, então é realizado o refinamento para ambos os triângulos usando o mesmo processo quando o grau é dois.



Figura 63 – Exemplo de um ponto côncavo de grau dois (destacado em vermelho) e seus respectivos pontos côncavos (destacados em roxo) que compartilham as linhas de divisão com ele. (a) Exemplo da primeira condição, em que existe uma linha de divisão (destacada em verde) entre os outros dois pontos côncavos. (c) Exemplo da segunda condição, em que os outros dois pontos côncavos não compartilham linha de divisão alguma com os outros pontos côncavos. (b) e (d) Formação dos novos três pares, em que o ponto destacado em roxo é o centro do triângulo, e os pontos destacados em vermelho são os pontos côncavos envolvidos pelo triângulo. ((a) e (b) são Figuras adaptadas de (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013))



Figura 64 – Exemplo de um ponto côncavo de grau três (destacado em vermelho) e seus respectivos pontos côncavos (destacados em roxo) que compartilham as linhas de divisão com ele. O ângulo destacado em vermelho é o menor ângulo, logo o triângulo formado por ele é analisado. (a) Exemplo da primeira condição, em que apenas um dos pontos côncavos tem grau dois, então a linha que se refere a este ponto é descartada. (b) Formação dos novos três pares, em que o ponto destacado em roxo é o centro do triângulo, e os pontos destacados em vermelho são os pontos côncavos envolvidos pelo triângulo.

## Capítulo 4

## Experimentos e Análise dos Resultados

Uma vez estudadas e implementadas as metodologias propostas por (ZHANG et al., 2012), (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), foi possível segmentar objetos agrupados de imagens binárias com intuito de investigar a hipótese apresentada nesta dissertação, bem como realizar um comparativo entre as técnicas. A implementação foi feita utilizando o *software* Matlab 2015.

Este capítulo apresenta uma análise dos resultados das segmentações quando aplicadas nas metodologias propostas por (ZHANG et al., 2012), (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

### 4.1 Método para a Avaliação

Para avaliar estas metodologias, criou-se um conjunto de imagens sintéticas binárias, além das imagens contidas nos artigos dos autores (ZHANG et al., 2012), (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), totalizando, assim, 28 imagens binárias. Esse conjunto é formado por:

- □ Imagens que possuem objetos extremamente agrupados, a fim de validar o método proposto por (ZHANG et al., 2012), e por sua vez verificar o comportamento quando aplicadas nos métodos propostos por (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).
- □ Imagem com apenas uma concavidade e imagens contendo objetos pontiagudos, a fim de verificar o comportamento da segmentação quando aplicado os três métodos, visto que apenas (KUMAR et al., 2006) apresentou uma imagem com essa característica.
- □ Imagens contendo buracos dentro dos objetos agrupados, a fim de validar o método proposto por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), e por sua vez verificar

o comportamento quando aplicadas nos métodos propostos por (KUMAR et al., 2006) e (ZHANG et al., 2012).

□ Imagens contendo 2 e 3 núcleos apenas, a fim de verificar o comportamento da segmentação quando aplicado os três métodos, visto que são objetos que costumam ser mais simples de serem segmentados.

Ademais, as três metodologias apresentadas demandam um conhecimento *a priori* dos objetos a serem segmentados, de tal forma que os valores dos parâmetros utilizados em cada metodologia são bem variáveis. À vista disso, são apresentadas tabelas contendo apenas os valores dos parâmetros que resultaram na melhor aproximação da segmentação correta de cada imagem. Na próxima seção, são demonstrados os resultados.

### 4.2 Experimentos

A seguir são discutidos os resultados das segmentações.

As Figuras 65 e 66 representam segmentações que ocorreram com sucesso. Observa-se nesses agrupamentos que a maioria deles possuem apenas dois núcleos com concavidades profundas, de forma que os valores dos parâmetros para esses objetos variam menos por possuírem características similares (Tabelas 1 e 2).

Metodologia	Parâmetros	Objeto 1	Objeto 2	Objeto 3	Objeto 4
	α	60	80	120	100
Zhang <i>et al.</i>	$\beta$	60	60	120	40
	$\gamma$	30	30	30	1
	$CD_T$	3	3	3	3
	$SA_T$	0.15	0.15	0.15	0.41
Kumar <i>et al.</i>	$CL_T$	0.75	0.75	0.75	0.75
	$CC_T$	1.30	1.30	1.00	0.10
	CA	5.02	5.02	5.02	5.02
	CR	6.00	6.00	6.00	6.00
	$c_1$	5.60	7.00	7.00	5.60
	<i>C</i> <sub>2</sub>	0.70	0.70	0.70	0.70
	$CD_T$	0.01	0.01	0.01	0.01
	hMax	800	800	800	800
Farhan <i>et al.</i>	wMax	150	150	150	150
	h	180	310	330	150
	w	0	0	0	0

Tabela 1 – Parâmetros da Figura 62.

A Figura 67 também apresenta segmentações que ocorreram de forma correta quando aplicado as três metodologias, porém nesse grupo de imagens ressalta-se o pós-processamento utilizado na metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) (Figura 67(d)). O primeiro resultado obtido da segmentação quando aplicada a metodologia



Figura 65 – Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de quatro diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) nessas duas imagens, gera um triângulo (Figura 68), havendo, assim, a necessidade de ocorrer o pós-processamento no qual o grau do ponto côncavo é igual a 2. Esse pós-processamento é outro ponto forte na metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), visto que os núcleos do objeto agrupado ficam melhores segmentados.

Porém, ao mesmo tempo, segmentar objetos agrupados com concavidades muito abertas utilizando a metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) pode gerar problemas ao encontrar os pontos côncavos na imagem, visto que mais de um segmento auxiliar é formado nessa concavidade gerando mais pontos, resultando, dessa forma, em uma super segmentação. Para o caso das imagens representadas na Figura 69(a), atribuiu-se um valor maior para o parâmetro  $CD_T$  de forma a diminuir esses pontos em excesso. Porém, percebe-se que a segmentação não fica adequada, como pode ser observado na Figura 69(d).



Figura 66 – Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de cinco diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

As Tabelas 3 e 4 representam os valores dos parâmetros utilizados no conjunto de imagens das Figuras 67 e 69, respectivamente.

Na Figura 70 tem-se um problema nas metodologias propostas por (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), em que ocorreu super e baixa segmentação, respectivamente. No primeiro caso, o problema ocorrido na Figura 70(c) devese ao fato da proposta não realizar um refinamento quando existem mais de um ponto côncavo em uma região convexa, ocorrendo a falha na detecção desses pontos, conforme pode ser observado na Figura 71(a). No segundo caso, por se tratar de um objeto extre-

Metodologia	Parâmetros	Objeto 1	Objeto 2	Objeto 3	Objeto 4	Objeto 5
Zhang et al.	α	120	100	80	80	100
	$\beta$	120	60	80	80	80
	$\gamma$	30	30	30	30	30
	$CD_T$	3	3	3	3	3
	$SA_T$	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15
	$CL_T$	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75
Kumar <i>et al.</i>	$CC_T$	1.30	1.30	1.30	1.30	1.30
	CA	5.02	5.02	5.02	5.02	5.02
	CR	6.00	6.00	6.00	6.00	6.00
	$c_1$	5.60	5.60	5.60	5.60	5.60
	$c_2$	0.70	0.70	0.70	0.70	0.70
	$CD_T$	0.10	0.20	0.01	0.20	0.20
Farhan <i>et al.</i>	hMax	700	600	800	400	300
	wMax	400	150	150	60	120
	h	400	150	150	100	150
	w	0	0	0	0	0

Tabela 2 – Parâmetros da Figura 63.



Figura 67 – Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de dois diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KU-MAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

mamente agrupado, a metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) não consegue segmentar corretamente.



Figura 68 – Formação de triângulos na segmentação final das imagens da Figura 67(a) utilizando a metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).



Figura 69 – Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de dois diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

Um ponto a ser destacado com relação a esse objeto agrupado, é que mesmo o objeto sendo corretamente segmentado em 7 núcleos utilizando a metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012), estes não estão muito bem divididos. No artigo publicado por (ZHANG et al., 2012), esse objeto é segmentado em núcleos mais homogêneos. Vários valores para os parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta \in \gamma$  foram testados, e a segmentação mostrada na Figura 70(b) foi a mais próxima do ideal, com os valores  $\alpha = 120, \beta = 15$  e  $\gamma = 1$ .

As Figuras 72(c) e 73(c) representam novamente a falha na detecção dos pontos côncavos quando aplicada a metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006) (Figura 71(b)).

Metodologia	Parâmtetros	Objeto 1	Objeto 2
	α	80	120
Zhang et al.	β	80	110
	$\gamma$	40	1
	$CD_T$	3	3
	$SA_T$	0.15	0.30
Kumar <i>et al.</i>	$CL_T$	0.75	0.75
	$CC_T$	1.30	1.00
	CA	5.02	5.02
	CR	6.00	6.00
	$c_1$	5.60	7.00
	$c_2$	0.70	0.70
	$CD_T$	0.01	0.40
	hMax	800	200
Farhan <i>et al.</i>	wMax	150	110
	h	330	100
	w	0	0

Tabela 3 – Parâmetros da Figura 64.

Tabela 4 – Parâmetros da Figura 66.

Metodologia	Parâmtetros	Objeto 1	Objeto 2
	α	40	80
Zhang et al.	β	40	60
	$\gamma$	30	30
	$CD_T$	3	3
	$SA_T$	0.15	0.15
	$CL_T$	0.75	0.75
Kumar et al.	$CC_T$	1.30	1.30
	CA	5.02	5.02
	CR	6.00	6.00
	$c_1$	5.60	7.00
	$c_2$	0.70	0.70
	$CD_T$	0.10	0.10
	hMax	200	150
Farhan <i>et al.</i>	wMax	200	40
	h	100	50
	w	0	0

Na Figura 72(d) ocorreu pós-processamento quando aplicada a metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013). Nesse caso, o grau do ponto côncavo é igual a 3 (Figura 74).

As Figuras 75 e 76 representam um conjunto de imagens que possuem buracos dentro dos agrupamentos. Devido ao fato da metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006) não ter levado essa característica em consideração, todos as imagens tiveram falhas na segmentação quando utilizada essa metodologia. Já, mesmo que não previsto por (ZHANG



Figura 70 – Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).



Figura 71 – Problema detectado na metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006), onde ocorre falha na detecção dos pontos côncavos. O fecho convexo está representado pela linha vermelha e os pontos côncavos pelos círculos vermelhos. (a) Detecção dos pontos côncavos do objeto agrupado da Figura 70. (b) Detecção dos pontos côncavos do objeto agrupado da Figura 72.

et al., 2012), a metodologia proposta por eles consegue segmentar perfeitamente esses objetos, visto que o algoritmo CIBW contribui para encontrar os marcadores dos objetos mais externos, e a Transformada Distância Euclidiana consegue extrair os marcadores dos objetos de dentro do agrupamento.

Das três metodologias apresentadas, apenas (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) de fato cria um algoritmo que prevê esses casos. No entanto, mesmo assim, na primeira imagem da Figura 75(d) ocorreu baixa segmentação. Ao deparar com esse caso específico, duas implementações foram feitas, visto que os autores não são muito detalhis-



Figura 72 – Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).



Figura 73 – Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).



Figura 74 – Formação de dois triângulos na segmentação final da imagem da Figura 72(a) utilizando a metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

tas ao explanar sobre como os pares dos buracos são encontrados. Na primeira implementação, os pontos menos equidistantes de buracos diferentes são pareados. Na segunda, a mesma metodologia feita para encontrar os pares dos pontos côncavos foi aplicada aos buracos. Uma vez que, para esse conjunto de imagens, ambas as implementações ocorreram de forma igual, com exceção da primeira imagem da Figura 75(d), que segmentou corretamente utilizando a segunda implementação, optou-se em manter a primeira implementação dado que atinge o objetivo dos autores que é evitar a utilização de parâmetros para segmentar um objeto agrupado.



Figura 75 – Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de quatro diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

A Figura 77 apresenta uma lacuna na metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012), em que objetos agrupados que possuem apenas uma concavidade são mais difíceis de serem segmentados utilizando essa metodologia. Vários valores para os parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  foram testados e nenhum conseguiu extrair dois marcadores nessa imagem (Figura 78).

Segmentar objetos agrupados pontiagudos é outra lacuna detectada na metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). A Figura 79 mostra esse caso em que ocorre super



Figura 76 – Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de quatro diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

segmentação ao utilizar essa metodologia. Outro problema ocorre ao aplicar as três metodologias na segunda imagem da Figura 79(a), em que possui um objeto pontiagudo entre os objetos convexos. Para os três casos ocorreu super segmentação. No caso das metodologias propostas por (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), o problema está nos vetores de direção, visto que os segmentos utilizados para alinhar os possíveis pares de pontos côncavos estão mais inclinados, de tal forma que o par acaba ficando na diagonal, ao invés de estar no sentido oposto.

Por fim, a Figura 80 representa a dificuldade de segmentar objetos extremamente agrupados. Nesse caso, realmente a metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012) alcança seu objetivo.



Figura 77 – Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).



Figura 78 – Extração dos marcadores no objeto agrupado da 77 utilizando a metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (a) Aplicação do algoritmo CIBW, com  $\alpha = 80, \ \beta = 80 \ e \ gamma = 30$ . (b) Extração do marcador.

### 4.3 Avaliação dos Resultados

Lembrando que para cada metodologia é necessário um conhecimento *a priori* do objeto agrupado, e que elas também necessitam de intervenção do usuário para que a segmentação final ocorra, as três metodologias são bem passíveis de erros. Além disso, encontrar os melhores valores de parâmetros que tendem a valer para várias imagens de um conjunto é uma tarefa exaustiva, principalmente quando existem várias concavidades no objeto agrupado, bem quando esses objetos são extremamente agrupados.

Além disso, o contorno externo do objeto deve estar bem suavizado, pois as irregularidades desse contorno influenciam nas escolhas dos valores do parâmetro  $CD_T$  mencionado no capítulo anterior. Porém, nenhuma das três metodologias aborda sobre quais métodos foram utilizados como pré-processamento após a aquisição da imagem.

Outro ponto importante não apontado por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) é com relação ao fundo da imagem, pois a segmentação se torna menos dependente do usuário quando a imagem possui um fundo extenso e de igual tamanho para o conjunto de imagens a ser segmentado, visto que as janelas retangulares são de tamanho



Figura 79 – Resultado das segmentações. (a) Imagens binárias de dois diferentes objetos. (b) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objetos segmentados pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).



Figura 80 – Resultado das segmentações. (a) Imagem binária. (b) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012). (c) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). (d) Objeto segmentado pela metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

variáveis. Ampliando o fundo das imagens e tendo um contorno externo bem suavizado, praticamente apenas o valor inicial do parâmetro h irá variar, sendo um ponto forte nesta metodologia.

Os parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta \in \gamma$  utilizados na metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012) são extremamente dependentes entre si, de tal forma que para usar essa metodologia o usuário deve entender bem a influência desses parâmetros nas intensidades dos pontos em torno das fronteiras dos objetos encostados, bem como a forma que esses pontos serão modificados para que ocorra a extração correta dos marcadores. Além disso, objetos que possuem formas e tamanhos similares de fato são mais fáceis de serem segmentados nas três metodologias.

Sendo assim, as metodologias propostas por (ZHANG et al., 2012) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) sobressaem em relação a metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006). Em termos de parâmetros, (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) é mais intuitivo, uma vez que a janela retangular é de fácil compreensão, além de que na maioria das vezes apenas o valor de h varia para cada imagem. Porém, quando se trata de objetos extremamente agrupados, mesmo tendo o pós-processamento na metodologia proposta por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), a metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012) sobressai atingindo seu objetivo.

# Capítulo 5

## Conclusão

As metodologias propostas por (ZHANG et al., 2012), (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013), que lidam com a segmentação de objetos agrupados 2D, foram implementadas e aplicadas em um conjunto de imagens sintéticas binárias, visando realizar um estudo investigativo e comparativo. Nesse estudo observou-se que os três métodos assumem a característica de convexidade do objeto, isto é, que o objeto agrupado na imagem são convexos, tal que pontos específicos, chamados de pontos côncavos, podem ser encontrados no contorno externo do objeto. Ao encontrar esses pontos, (ZHANG et al., 2012) propõem um algoritmo, denominado CIBW, que modifica os pontos próximos aos pontos côncavos, com intuito de extrair melhores marcadores para o controle da segmentação por *watershed*. Já (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) buscam encontrar os melhores pares de pontos côncavos, a fim de alcançar a divisão pela união de tais pares. A diferença entre esses dois últimos está na forma de traçar o segmento que é utilizado para encontrar tais pontos, além da busca, em que o primeiro cria uma série de regras para definir se o par é válido ou não, enquanto que o segundo usa janelas retangulares de tamanhos variáveis.

Porém, quando o agrupamento é tão complexo, observou-se a ocorrência de baixa segmentação quando utilizados os métodos propostos por (KUMAR et al., 2006) e (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013).

Uma característica comum entre as três metodologias é que elas dependem de vários parâmetros definidos pelo usuário, logo é necessário um conhecimento *a priori* das imagens, fazendo com que o desempenho caia, uma vez que é difícil encontrar valores ideais para tais parâmetros de forma a alcançar com alta precisão a divisão dos objetos agrupados, especialmente quando se tem um conjunto de imagens que possui objetos ou de várias formas, e/ou extremamente agrupados e/ou com muitas concavidades.

Assim, a segmentação usando a metodologia proposta por (KUMAR et al., 2006) é mais complexa e mais exaustiva visto que vários recursos devem ser analisados. Já os parâmetros usados na metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012) e por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) são mais perceptíveis quando observadas a variação deles

no objeto agrupado. Dessa forma, a atribuição de valores nestes parâmetros acontece de forma mais intuitiva.

Outra característica importante é que apenas a metodologia por (FARHAN; YLI-HARJA; NIEMISTÖ, 2013) cita o tratamento da segmentação quando existem buracos na imagem. Sendo assim, uma baixa ou super segmentação pode ocorrer se os buracos não forem levados em consideração na procura das linhas de divisão. Entretanto, visto que há uma variação de intensidade entre o buraco e o objeto mais interno, a aplicação da transformada da distância na metodologia proposta por (ZHANG et al., 2012) faz com que marcadores sejam extraídos de forma correta. Porém, ao mesmo tempo, a transformada da distância pode acarretar em uma baixa segmentação quando existe apenas uma concavidade no objeto.

Além disso, outra característica que restringe a segmentação usando a metodologia (KUMAR et al., 2006) é que a forma do objeto deve ser considerada, visto que o fecho convexo não é a forma mais eficaz para encontrar os pontos côncavos da borda.

Logo, podemos verificar que as três propostas avaliadas possuem pontos vulneráveis ao segmentar objetos agrupados, seja por uma lacuna no algoritmo proposto, seja pela necessidade de se ter conhecimento *a prior* da imagem a ser segmentada, sendo necessário a inserção de parâmetros de forma manual.

### 5.1 Principais Contribuições

Diante do cenário exposto, bem como do grau de dificuldade em segmentar objetos agrupados com pouca intervenção do usuário, este trabalho representa uma contribuição para o aprimoramento dos algoritmos que utilizam as abordagens baseadas na extração de marcadores e na informação da concavidade do objeto, corrigindo possíveis lacunas encontradas, possibilitando um aumento do grau de precisão dessas segmentações.

Com o comparativo realizado neste estudo, percebe-se que encontrar marcadores precisos, bem como as melhores linhas de divisão, é uma tarefa desafiadora considerando a presença de agrupamentos.

### 5.2 Trabalhos Futuros

Como atividades futuras, sugere-se:

- □ Aumentar o escopo da proposta: Existem outras abordagens na literatura que estudam o problema da segmentação de objetos agrupados. Sendo assim, propõe-se inserir essas propostas no estudo a fim de aumentar o comparativo realizado.
- □ Criar um banco de dados de imagens: O objetivo é criar um banco de dados com imagens reais e sintéticas de domínio público, de forma que a comunidade possa

utilizar esse banco para validar metodologias que lidam com segmentações de objetos agrupados. Para tanto, é necessário um servidor para alocar esse tipo de serviço, bem como um espaço físico com infraestrutura de rede para disponibilizar o serviço. Além disso, deverão ser elaborados documentos de fundo legal para disponibilizar essas imagens ao público externo, bem como autorização para publicação de imagens reais.

Propor, por meio da extensão das técnicas 2D já existentes, novos métodos para separação de objetos em imagens 3D.

### 5.3 Contribuições em Produção Bibliográfica

O trabalho completo submetido fruto desta pesquisas é citado a seguir:

PRETI, M.C.D.; SOUZA, J.R.; TRAVENÇOLO, B.A.N. Evaluation of techniques for splitting clustered objects in 2D digital images. In: XII Workshop de Visão Computacional, 2016, Campo Grande/MS.

## Referências

AL-KOFAHI, Y. et al. Improved automatic detection and segmentation of cell nuclei in histopathology images. **IEEE Trans. on Biomedical Engineering**, v. 57, n. 4, p. 841–852, 2010.

CHENG, J.; RAJAPAKSE, J. Segmentation of clustered nuclei with shape markers and marking function. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 56, n. 3, p. 741–748, 2009. Disponível em: <a href="http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=4671118">http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=4671118</a>>.

COSTA, L. F.; CESAR, R. Shape classification and analysis: theory and practice. 2. ed. [S.l.: s.n.], 2009.

CUISENAIRE, O. Distance transformations: fast algorithms and applications to medical image processing. Tese (Doutorado) — Laboratoire de teleccomunications et teledetection, Université catholique de Louvain, 1999.

FARHAN, M.; YLI-HARJA, O.; NIEMISTÖ, A. A novel method for splitting clumps of convex objects incorporating image intensity and using rectangular window-based concavity point-pair search. **Pattern Recognition**, Elsevier, v. 46, n. 3, p. 741–751, 2013.

FIGUEIREDO, L. H.; CARVALHO, P. C. P. Introduc o à geometria computacional. [S.l.]: IMPA, 1991. v. 13.

FILHO, O. M.; NETO, H. V. Processamento digital de imagens. [S.l.]: Brasport, 1999.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento digital de imagens**. 3. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

JARVIS, R. A. On the identification of the convex hull of a finite set of points in the plane. Inf. Process Lett., v. 2, p. 18–21, 1973.

JUNG, C.; KIM, C. Segmenting clustered nuclei using h-minima transform-based marker extraction and contour parameterization. **IEEE Trans. on Biomedical Engineering**, v. 57, n. 10, p. 2600–2604, 2010.

KUMAR, S. et al. A rule-based approach for robust clump splitting. Pattern Recognition, Elsevier, v. 39, n. 6, p. 1088–1098, 2006.

LI, G. et al. Segmentation of touching cell nuclei using gradient flow tracking. J Microsc, v. 231, n. Pt 1, p. 47–58, Jul 2008.

LIMA, A. R. G. Máquinas de vetores suporte na classificação de impressões digitais. Dissertação (Mestrado) — Departamento de Computação, Universidade Federal do Ceará, 2002.

LIN, G. et al. A hybrid 3d watershed algorithm incorporating gradient cues and object models for automatic segmentation of nuclei in confocal image stacks. Cytometry Part A, Wiley Online Library, v. 56, n. 1, p. 23–36, 2003.

LUCCHESEYZ, L.; MITRAY, S. Color image segmentation: A state-of-the-art survey. **Proceedings of the Indian National Science Academy (INSA-A)**, v. 67, n. 2, p. 207–221, 2001.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações. [S.l.]: Thomson Learning, 2008.

ROCKAFELLER, R. T. Convex Analysis. [S.I.]: Princeton University Press, 1970.

ROGAWSKI, J. Cálculo. Porto Alegre: [s.n.], 2009. v. 2.

SCHMITT, O.; HASSE, M. Radial symmetries based decomposition of cell clusters in binary and gray level images. **Pattern Recognition**, Elsevier, v. 41, n. 6, p. 1905–1923, 2008.

STEINBRUCH, A.; WINTERLE, P. Álgebra Linear. 2. ed. São Paulo: Makron Books, 1987.

\_\_\_\_\_. Geometria Analítica. 2. ed. São Paulo: Makron Books do Brasil Editora Ltda, 1987.

STEWART, J. Cálculo. 5. ed. São Paulo: [s.n.], 2007. v. 2.

TORELLI, J. C. Implementação Paralela da transformada de distância euclidiana exata. Dissertação (Mestrado) — Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC - USP, 2005.

WÄHLBY, C. et al. Combining intensity, edge and shape information for 2d and 3d segmentation of cell nuclei in tissue sections. J Microsc, v. 215, n. Pt 1, p. 67–76, Jul 2004.

ZHANG, C. et al. Segmentation of clustered nuclei based on curvature weighting. In: ACM. Proceedings of the 27th Conf. on Image and Vision Computing New Zealand. [S.l.], 2012. p. 49–54.