



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO CEARÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELECOMUNICAÇÕES
CAMPUS DE FORTALEZA

Cleirton Monte de Sousa

**MÉTODO DE LEVEL SET PARA SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS COM
MÚLTIPLAS REGIÕES APLICADO A IMAGENS DE TC COM AVC
HEMORRÁGICO**

Fortaleza - Ceará

2020

Cleirton Monte de Sousa

**MÉTODO DE LEVEL SET PARA SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS
COM MÚLTIPLAS REGIÕES APLICADO A IMAGENS DE TC
COM AVC HEMORRÁGICO**

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Telecomunicações do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Telecomunicações.

Área de concentração: Sistemas de Telecomunicações.

Orientador: Prof. Dr. Regis Cristiano Pinheiro Marques.

Fortaleza
2020

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Instituto Federal do Ceará - IFCE
Sistema de Bibliotecas - SIBI
Ficha catalográfica elaborada pelo SIBI/IFCE, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S725m Sousa, Cleirton Monte de Sousa.
 MÉTODO DE LEVEL SET PARA SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS COM MÚLTIPLAS REGIÕES
 APLICADO A IMAGENS DE TC COM AVC HEMORRÁGICO / Cleirton Monte de Sousa Sousa. - 2021.
 80 f. : il. color.

 Dissertação (Mestrado) - Instituto Federal do Ceará, Mestrado em Engenharia de Telecomunicações,
 Campus Fortaleza, 2021.

 Orientação: Prof. Dr. Regis Cristiano Pinheiro Marques.

 1. Level set. 2. Segmentação de imagens. 3. Múltiplas regiões. 4. Imagens médicas. I. Título.

CDD 621.382



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO CEARÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE TELECOMUNICAÇÕES

Cleirton Monte de Sousa

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Telecomunicações, sendo aprovada pela Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Telecomunicações do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará e pela banca examinadora:

Orientador: Professor Dr. Regis Cristiano Pinheiro
Marques
Instituto Federal do Ceará (IFCE)

Professor Dr. Auzuir Ripardo de Alexandria
Instituto Federal do Ceará (IFCE)

Professor Dr. Tarique da Silveira Cavalcante
Instituto Federal do Ceará (IFCE)

Professora Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de
Medeiros
Universidade Federal do Ceará (UFC - DETI)

Fortaleza, 29 de Dezembro de 2020

Dedico este trabalho a Deus, merecedor de toda honra,
glória e poder.

Agradecimentos

A Deus nosso Senhor e salvador, que em toda sua grandeza concedeu esta oportunidade, dando sustento em todo o tempo. A Ele toda honra, glória e poder para todo o sempre.

Aos meus pais Airton e Cleide, que sempre se esforçaram para que eu conseguisse chegar a este momento e prosseguir para novos caminhos, sempre dando um bom exemplo da família.

Ao prof. Dr. Regis Cristiano Pinheiro Marques, que de muito perto acompanhou, sustentou e incentivou esta caminhada. Dando um grande exemplo do que é ser um professor e uma pessoa que tem paixão em ajudar, sem o qual não teríamos conseguido chegar até aqui.

À minha esposa Nayane e à minha filha Alice, por entenderem em amor os momentos que tive que dedicar a este trabalho. Também por sempre me inspirarem a continuar buscando caminhos maiores e propiciando um ambiente para realização das atividades.

Ao meu amigo Peterson que por vários momentos me ajudou na programação e revisão do trabalho. Aos meus amigos da UFC Paulo, Alex, Hellanio, Luís e Otacílio, que contribuíram bastante, de diversas formas para que eu pudesse caminhar nesta jornada; e aos demais colegas que de alguma forma me ajudaram.

À minha prima Luzimara, que me ajudou na revisão do artigo fruto deste trabalho.

Às minhas irmãs Milena, Mirlene, Liliane e ao meu irmão Clairton por toda ajuda que me deram ao longo da vida.

Aos meus colegas e amigos Anderson, Dernier, Douglas, Edilson, Erinaldo, Leonardo, Pedro e Renê que sempre se prontificaram em ajudar de alguma forma.

Ao meu padrinho Cláudio por um exemplo de humildade e ter me ajudado desde sempre na caminhada do estudo.

Aos meus familiares, amigos e irmãos em Cristo Jesus, em especial minhas avós Eleuzina e Raimunda (*in memoriam*), que oraram à Deus por minha vida.

”O qual é imagem do Deus invisível, o primogênito de toda a criação; Porque nele foram criadas todas as coisas que há nos céus e na terra, visíveis e invisíveis, sejam tronos, sejam dominações, sejam principados, sejam potestades. Tudo foi criado por ele e para ele. E ele é antes de todas as coisas, e todas as coisas subsistem por ele”.

Colossenses 1:15-17

Resumo

Segmentar uma imagem médica é subdividi-la em regiões ou objetos que a compõem e pode ser de forma manual ou automática. De forma manual o médico especialista faz uma inspeção visual a fim de destacar da imagem original a região ou objeto de interesse, no entanto esse processo é demorado e sujeito a falhas humanas. Técnicas computacionais de segmentação de imagens tem o intuito de automatizar o processo de segmentação de imagens a fim de auxiliar o médico especialista para um diagnóstico mais preciso. Este trabalho propõe uma abordagem do método level set para segmentação de imagens com múltiplas regiões utilizando apenas uma frente e uma única função de level set. Uma nova formulação da função velocidade de level set é proposta com o objetivo de adequar a metodologia binária a várias regiões. Essa abordagem permite adaptar, ao problema de várias regiões, modelos de propagação binários já propostos. O método proposto é comparado com outros três métodos conhecidos na literatura, crescimento de regiões, transformada de *watershed* e máquina de vetor suporte. Os experimentos do método apresentados neste trabalho foram realizados em imagens sintéticas com modelo de distribuição de probabilidade Gaussiana e imagens médicas de tomografia computadorizada do crânio de pacientes com acidente vascular cerebral hemorrágico. Os resultados obtidos nas segmentações são comparados com outros trabalhos já publicados que utilizam métricas semelhantes e o tempo computacional é comparado com métodos já publicados na literatura. Os resultados mostraram que o método é eficaz e obteve resultados melhores em 10 das 13 métricas avaliadas com acurácia de 99,67%, FSIM 93,96% e o menor custo computacional com tempo médio de 0,45s.

Palavras-Chave: *Level set, Segmentação de imagens, Múltiplas regiões, Imagens médicas.*

Abstract

To segment a medical image is to subdivide it into regions or objects that compose it and can be manual or automatic. Manually, the specialist doctor makes a visual inspection in order to highlight the region or object of interest from the original image, however this process is time consuming and subject to human error. Computational image segmentation techniques aim to automate the image segmentation process in order to assist the specialist doctor for a more accurate diagnosis. This work proposes an approach of the level set method for image segmentation with multiple regions using one only front and a only single level set function. A new formulation of the level set speed function is proposed with the aim of adapting the binary methodology for different regions. This approach allows to adapt, to the problem of several regions, binary propagation models already proposed. The proposed method is compared with three other methods known in the literature, region growing, watershed and support vector machine. The experiments of the method presented in this work were carried out on synthetic images with a Gaussian probability distribution model and medical computed tomography images of the skull of patients with hemorrhagic stroke. The results showed that the method is effective and obtained better results in several metrics compared to the tested methods. The results showed that the method is effective and obtained better results in 10 of the 13 metrics evaluated with an accuracy of 99.67%, FSIM 93.96% and the lowest computational cost with an average time of 0.45s.

Keywords: *Level set, Image segmentation, Multiple regions, Medical image.*

Conteúdo

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Símbolos

Lista de Abreviações

1	Introdução	20
1.1	Motivação	22
1.2	Objetivos	22
1.2.1	Objetivo Geral	22
1.2.2	Objetivos Específicos	23
1.3	Contribuições e Produção Científica	23
1.4	Organização da Dissertação	24
2	Revisão teórica	25
2.1	Acidente Vascular Cerebral	25
2.2	Tomografia Computadorizada	27
2.3	Auxílio ao diagnóstico médico por Processamento Digital de Imagens	29
2.4	Métodos de segmentação de imagens	30
2.4.1	Crescimento de regiões	30
2.4.2	Transformada de <i>Watershed</i>	32
2.4.3	Máquina de vetor suporte	34

2.5	Conclusão do capítulo	35
3	Método de <i>level set</i> para segmentação de imagens	36
3.1	Formulação original do método de <i>level set</i>	36
3.2	Método rápido de <i>level set</i>	40
3.2.1	Função de Propagação: solução da função custo para duas regiões . . .	41
3.3	Conclusão do capítulo	42
4	Segmentação de imagens com múltiplas regiões utilizando <i>level set</i>	44
4.1	Método de <i>level set</i> proposto para segmentação de múltiplas regiões	45
4.2	Método LSMR aplicado em imagens sintéticas	47
4.3	Método LSMR aplicado à tomografia computadorizada do crânio	50
4.4	Métricas para avaliação do AVC hemorrágico	54
4.4.1	Acurácia	55
4.4.2	Precisão	55
4.4.3	Sensitividade	56
4.4.4	Especificidade	56
4.4.5	Coeficiente de correlação Matthew	56
4.4.6	Índice Jaccard	57
4.4.7	Coeficiente Dice	57
4.5	Métricas para avaliação das imagens segmentadas em relação à imagem original	57
4.5.1	Erro Quadrático Médio	58
4.5.2	Relação sinal-ruído de pico	58
4.5.3	Índice de similaridade estrutural	58
4.5.4	Índice de similaridade de recursos	59
4.5.5	Entropia	59
4.5.6	Erro Absoluto Normalizado	60

4.6	Conclusão do capítulo	60
5	Experimentos e Resultados	61
5.1	Análise das segmentações do AVC hemorrágico	61
5.2	Análise das segmentações de todas as regiões da imagem	64
5.3	Conclusão do capítulo	68
6	Conclusões e Trabalhos Futuros	70
6.1	Conclusões	70
6.2	Trabalhos futuros	70
	Referências Bibliográficas	72

Lista de Figuras

1	Tipos de AVC.	26
2	Faixas de escala em Unidades Hounsfield.	28
3	Processo de segmentação utilizando o método de crescimento de regiões. . . .	31
4	Processo de segmentação do algoritmo de <i>watershed</i>	33
5	Frente inicial $\vec{\phi}$ submetida a um campo de velocidade $(\pm F \vec{\eta})$	36
6	Processo de evolução da curva de <i>level set</i>	37
7	(a) Função velocidade F_n binária. (b) Valor absoluto de F_n	46
8	Solução da Equação (4.5) para diferentes bases logarítmicas e $N = 2$	47
9	(a) Imagem sintética com 5 regiões seguindo distribuição Gaussiana, e (b) matriz de velocidade F com escala: <i>branco</i> = 1 e <i>preto</i> = -4.	48
10	Etapas do cálculo da matriz de velocidade F : (a) linha da imagem original, (b) componentes F_n calculadas por (4.3), (c) F final.	49
11	(a) <i>Level set zero</i> . (b) Solução para 4 iterações. (c) Solução para 5 iterações. (d) Convergência em 30 iterações.	50
12	Limiarização do crânio para construção da máscara: a) imagem original; b) imagem original limiarizada; c) seleção da região de maior área e d) máscara da região do crânio.	51
13	Segmentação de múltiplas regiões com <i>level set</i>	53
14	Regiões onde VP, VN, FP e FN são computadas.	55
15	Resultados obtidos da segmentação em imagens de TC da região de AVC hemorrágico. (a-d) Padrão ouro. (e-h) Crescimento de região. (i-l) Transformada de <i>watershed</i> . (m-p) <i>Support vector machine</i> (q-t) LSMR.	65

16	Resultados obtidos da segmentação dada pelo padrão ouro em que os métodos falham. Sangue em vermelho, osso em branco, massa cinzenta em cinza escuro, massa branca em cinza claro e fluido espinhal em verde. (a-e) Segmentação do padrão ouro. (f-j) Crescimento de região. (k-o) Transformada de <i>watershed</i> . (p-t) <i>Support vector machine</i> (u-y) LSMR.	66
17	Resultados obtidos da segmentação em imagens de TC das múltiplas regiões. Sangue em vermelho, osso em branco, massa cinzenta em cinza escuro, massa branca em cinza claro e fluido espinhal em verde. (a-d) Imagem original com processamento de contraste para a visualização. (e-h) Crescimento de região. (i-l) Transformada de <i>watershed</i> . (m-p) <i>Support vector machine</i> (q-t) LSMR. .	69

Lista de Tabelas

- 1 Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos LSMR, crescimento de regiões (CR), *watershed* (WS) e *support vector machine* (SVM) pelas métricas Acurácia (ACC), Precisão (PRE), Sensitividade (SEN) e Especificidade (ESP). 62
- 2 Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos $LSDRC_{parzen}$, $LSFCM_{parzen}$, $LSDRC_{evol}$ e $LSFCM_{evol}$ pelas métricas Acurácia (ACC), Precisão (PRE), Sensitividade (SEN) e Especificidade (ESP)(REBOUÇAS, 2017). 62
- 3 Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos LSMR, crescimento de regiões (CR), *watershed* (WS) e *support vector machine* (SVM) pelas métricas Coeficiente de Correlação de Matthew (MCC), Índice Jaccard (Jac) e Dice. 63
- 4 Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos $LSDRC_{parzen}$, $LSFCM_{parzen}$, $LSDRC_{evol}$ e $LSFCM_{evol}$ pelas métricas Coeficiente de Correlação de Matthew (MCC), Índice Jaccard (Jac) e Dice (REBOUÇAS, 2017) 64
- 5 Avaliação da segmentação de múltiplas regiões para os métodos LSMR, crescimento de regiões (CR), *watershed* (WS) e *support vector machine* (SVM) pelas métricas MSE, PSNR, SSIM, FSIM, *Entropy* e NAE. 67
- 6 Tempos de segmentação das múltiplas regiões pelos métodos LSMR, crescimento de regiões (CR) e *watershed* (WS). 68

Lista de Símbolos

N	número de regiões (classes)
I	imagem original
μ	média
$\vec{\phi}(s,t)$	frente de evolução de <i>level set</i>
F	função de velocidade
$\vec{\eta}$	vetor unitário normal a $\vec{\phi}(s,t)$
$\psi^k(\mathbf{x})$	função de <i>level set</i>
s	coordenada parametrizada
t	tempo de evolução
$\mathbf{x}$	vetor no R^N
$\psi^0(\mathbf{x})$	<i>level set zero</i>
k	contador
Δt	passo de tempo
∇	operador gradiente espacial
ψ_t	função de evolução
$ \cdot $	magnitude
ε	constante de normalização
K	curvatura de ψ^k
f_c	função custo
$F1, F2$	componentes de velocidade de propagação

Ω_1	região interna à frente $\phi(s,t)$
Ω_2	região externa à frente $\phi(s,t)$
Δ^+, Δ^-	derivadas numéricas
$\psi_{\tilde{r}}$	superfície não regularizada
$\oplus$	operação morfológica de dilatação
$\ominus$	operação morfológica de erosão
E	elemento estruturante
$MedFilt_4$	filtragem mediana
P	probabilidade do pixel
z	pixel de uma imagem
$\mathcal{L}$	logarítmico da verossimilhança
σ^2	variância
f_g	função densidade de probabilidade Gaussiana
Ω_n	região generalizada
Ω_b	região de <i>background</i>
P_b	probabilidade de <i>background</i>
P_n	probabilidade de <i>foreground</i>
L	verossimilhança
F_n	componentes da função velocidade
$\delta(x)$	função delta de Dirac
B	base logarítmica da função velocidade F
f_n	número de pixels na vizinhança de (x,y)
R_n	vizinhaça
lim_{inf}	limite inferior da classe

lim_{sup} limite superior da classe

$\tilde{I}$ imagem segmentada

σ desvio padrão

J entropia

h histograma

Lista de Abreviações

TC	Tomografia Computadorizada
AVC	Acidente Vascular Cerebral
PDI	Processamento Digital de Imagens
IRM	Imageamento por Ressonância Magnética
RMP	Reconstrução Multiplanar
3D	3 Dimensões
SVH	Sistema Visual Humano
UH	Unidades Hounsfield
CPTP	Condições-Padrão de Temperatura e Pressão
DAC	Diagnóstico Assistido por Computador
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
EDP	Equação Diferencial Parcial
ADH	Análise das Densidades dos tecidos Humanos
DICOM	<i>Digital Imaging and Communications in Medicine</i>
VP	Verdadeiro Positivo
VN	Verdadeiro Negativo
FP	Falso Positivo
FN	Falso Negativo
ACC	Acurácia

PRE	Precisão
SEN	Sensitividade
ESP	Especificidade
MCC	Coeficiente de correlação Matthew
Jac	Índice Jaccard
Dice	Coeficiente Dice
ROI	Região de interesse
RS	Região segmentada
MSE	Erro Quadrático Médio
PSNR	Relação Sinal-Ruído de Pico
SSIM	Índice de similaridade estrutural
FSIM	Índice de similaridade de recursos
NAE	Erro Absoluto Normalizado
CR	Crescimento de Regiões
WS	<i>Watershed</i>
LSMR	<i>Level set</i> para múltiplas regiões
SAR	<i>Synthetic aperture radar</i> (radar de abertura sintética)

INTRODUÇÃO

Segmentar uma imagem é subdividi-la em regiões ou objetos que a compõem com o objetivo de destacar alguma região ou característica. O nível de subdivisão da imagem é determinado pelo problema de interesse (GONZALEZ; WOODS, 2008). A segmentação de imagens tem sido amplamente abordada e aplicada em diversas áreas, incluindo o processamento de imagens médicas (ROCHA NETO *et al.*, 2020; AO, 2019; SU; ZHANG, 2017; SU, 2019; WANG *et al.*, 2019; TAREEF *et al.*, 2018; RAD *et al.*, 2018; MENG *et al.*, 2017; TANG; ZHANG; GUI, 2017). Uma segmentação manual feita por um médico especialista pode ser demorada e até mesmo conter erros humanos. Nesse sentido, técnicas computacionais são estudadas com o intuito de automatizar a segmentação e evitar erros humanos. Além disso, os sistemas computacionais são capazes de detectar regiões que são imperceptíveis ao olho humano. A segmentação de imagens pode ser dividida em diferentes classes, como clustering, limiarização, métodos baseados em regiões ou contornos ativos.

Esta dissertação propõe uma abordagem para o método de *level set* que está contido na classe de contornos ativos. Métodos de contornos ativos são utilizados para segmentação de imagens médicas, os quais baseiam-se na evolução de curvas ao longo do visando delimitar um ou vários objetos de uma imagem. A técnica de *level set* é destaque dessa categoria em decorrência de sua eficácia a mudanças topológicas que podem ocorrer no processo de segmentação. O método de *level set* original, apresentado por Sethian (1999), baseia-se na equação de Hamilton-Jacobi e aplica-se em segmentação binária. Devido ao alto custo computacional, soluções rápidas foram propostas para a segmentação de imagens em diversas áreas (BRAGA *et al.*, 2017; LEI; SHI; WU, 2017; BRAGA, 2016; CHAMBOLLE *et al.*, 2012; LELLMANN; SCHNÖRR, 2011), inclusive no auxílio ao diagnóstico médico (LV *et al.*, ; ZHAO *et al.*, 2018; REBOUÇAS *et al.*, 2018; KHADIDOS; SANCHEZ; LI, 2017; YANG *et al.*, 2017; GUI; LI; YANG, 2017).

A segmentação de imagens com duas regiões subdivide a imagem em um objeto e um plano de fundo. Já na segmentação de múltiplas regiões existem diversos objetos a serem segmentados, fazendo-se necessário o gerenciamento de várias funções, uma para cada objeto

ou região da imagem. Essa metodologia traz dificuldades, tais como saber onde inicializar a segmentação para uma dada região específica e ter funções específicas para cada região da imagem, o que torna o procedimento muito custoso computacionalmente. O problema da segmentação de imagens com múltiplas regiões tem sido tratado na literatura (KUANG; MENON; QIU, 2019; LUO; TONG; CHEN, 2018; CHENG *et al.*, 2018; WANG *et al.*, 2016; DUBROVINA-KARNI; ROSMAN; KIMMEL, 2015). A técnica de *level set*, quando diretamente generalizada para N regiões, requer a solução de N curvas ou equações de *level set* (MITICHE; AYED, 2010), proposta por Luo, Tong e Chen (2018), Lu, Carneiro e Bradley (2015), Qiu *et al.* (2015), Fu, Cao e Pi (2008). No entanto essa forma tem um alto custo computacional. Com o intuito de diminuir este custo, foram propostas execuções hierárquicas para a segmentação, como fizeram Braga *et al.* (2017) e Braga, Marques e Ushizima (2015). Uma abordagem com apenas uma função de *level set* foi proposta por Dubrovina-Karni, Rosman e Kimmel (2015), em que os autores propuseram um novo método de *level set* para segmentar imagens com múltiplas regiões representadas por uma única função de *level set* não negativa e a função de *level set zero* corresponde às bordas das regiões. Para execução do método foi utilizada uma adaptação do método de interface implícita de Voronoi proposta pelos autores. Assim como fizeram Dubrovina-Karni, Rosman e Kimmel (2015), o método aqui proposto procura diminuir o custo computacional da utilização de diversas funções de *level set* e eliminar a necessidade da utilização da abordagem hierárquica.

Esta dissertação apresenta uma abordagem da técnica de *level set* que consiste na utilização de apenas uma função para segmentação de imagens com múltiplas regiões. O método é baseado no algoritmo de *level set* rápido proposto por Braga *et al.* (2017). A abordagem aqui apresentada, não consiste de uma solução hierárquica, porém é utilizado o algoritmo rápido de Braga *et al.* (2017) com uma nova função de velocidade obtida a partir de uma verossimilhança modificada. A principal contribuição deste trabalho é uma nova formulação da função velocidade ou propagação, tendo como base a função de velocidade conhecida para duas regiões. O objetivo é solucionar a segmentação de N regiões com apenas uma frente e uma única equação de *level set*, diminuindo o alto consumo de recursos. Com base na verossimilhança proposta por Mitiche e Ayed (2010), é proposta uma verossimilhança modificada para a solução aqui apresentada. O método é aplicado em imagens sintéticas com distribuição de probabilidade Gaussiana e imagens reais de tomografia computadorizada (TC) do crânio de pacientes com acidente vascular cerebral (AVC) hemorrágico.

Os resultados obtidos para o método proposto são comparados com os métodos de crescimento de regiões, transformada de *watershed* e máquina de vetor suporte. Os resultados também são comparados com o trabalho de Rebouças (2017), que faz a segmentação da região

de AVC hemorrágico com a mesma base de imagens e utiliza várias métricas iguais às utilizadas nesta dissertação. Para avaliação do custo computacional, os resultados são comparados com os métodos aqui avaliados e com a abordagem hierárquica de segmentação de células cervicais de Braga (2016). Conforme os resultados experimentais, o método proposto obteve resultados superiores aos outros métodos avaliados e teve uma acurácia maior comprovada pelas métricas de avaliação utilizadas.

1.1 Motivação

Com um método computadorizado capaz de segmentar múltiplas regiões ao mesmo tempo o diagnóstico médico pode ser realizado de maneira mais eficaz e menos susceptível a erros. Em uma imagem de TC do crânio de pacientes com AVC hemorrágico, várias regiões são encontradas, como osso, massa cinzenta, massa branca, fluido cérebro espinhal e sangue. A segmentação dessas regiões tem valor para um diagnóstico mais preciso, evitando assim resultados falso-positivos.

A segmentação de imagens com múltiplas regiões é importante para o campo da ciência. Atualmente, são propostas diversas maneiras de segmentar uma imagem com múltiplas regiões (WANG *et al.*, 2020; SHAMSI KOSHKI *et al.*, 2020; TIAN *et al.*, 2019; KHAN *et al.*, 2019; KUANG; MENON; QIU, 2019; LUO; TONG; CHEN, 2018; CHENG *et al.*, 2018). Por sua vez, algumas dessas abordagens possuem um alto custo computacional. A segmentação de múltiplas regiões tem como benefício uma visão mais completa e precisa da imagem com regiões sobrepostas ou não.

Os algoritmos desenvolvidos para a segmentação de imagens com múltiplas regiões precisam ser eficientes em seus resultados para uma avaliação correta. A detecção, segmentação e classificação correta das regiões têm grande importância no auxílio ao diagnóstico médico, desde que o especialista receba uma segmentação das regiões da imagem de forma rápida e com uma boa precisão.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo apresentar uma abordagem da técnica de *level set* que consiste da utilização de apenas uma função de velocidade para segmentação de imagens com

múltiplas regiões baseado na solução já existente para duas regiões.

1.2.2 Objetivos Específicos

Dentre os objetivos específicos a serem atingidos nesta dissertação estão:

- Apresentar a técnica de *level set* original para duas regiões e a técnica de *level set* rápido.
- Implementar métodos de segmentação de imagens presentes na literatura para comparação com o método proposto.
- Propor uma função de velocidade para a evolução da técnica de *level set*.
- Propor e implementar um algoritmo de *level set* com apenas uma função para segmentação de múltiplas regiões.
- Propor uma modificação da função de verossimilhança para solução da maximização da probabilidade do *background* de cada região.

1.3 Contribuições e Produção Científica

As contribuições desta dissertação são as seguintes:

- Proposta de uma função de velocidade para o método de *level set* com o objetivo de segmentar múltiplas regiões com uma única função.
- Uso da técnica proposta para o auxílio ao diagnóstico médico de pacientes com AVC hemorrágico.

O seguinte artigo é fruto desta pesquisa:

- C. Monte and R. C. P. Marques. **Multi-region Segmentation by a Single *level set* Generalization Applied to Stroke CT Images**. Submetido à Signal, Image and Video Processing, em 02 de Junho de 2020. Revisado em 14 de Dezembro de 2020. Aceito em 30 de Dezembro de 2020.

1.4 Organização da Dissertação

O restante desta dissertação está organizado da seguinte forma:

Capítulo 2: apresentação dos conceitos de tomografia computadorizada, acidente vascular cerebral e auxílio ao diagnóstico médico.

Capítulo 3: apresentação do algoritmo de *level set* em sua formulação original e o método rápido de *level set* tomado como base para essa dissertação.

Capítulo 4: apresentação do algoritmo de *level set* proposto para solucionar o problema de segmentação de imagens com múltiplas regiões aplicado a imagens de TC do crânio de pacientes afetados pelo AVC hemorrágico.

Capítulo 5: apresentação dos resultados obtidos na segmentação do banco de imagens e avaliação dos resultados por meio de métricas que descrevem a detecção e acurácia das regiões.

Capítulo 6: conclusões do trabalho destacando suas contribuições, bem como perspectivas de trabalhos futuros.

REVISÃO TEÓRICA

Uma imagem pode ser definida por uma matriz bidimensional, $I(x,y)$, em que x e y são as coordenadas e a amplitude de I é a intensidade ou nível de cinza nesse ponto. Quando as coordenadas e a intensidade têm valores discretos, é conhecido por imagem digital. Trabalhos que se baseiam na segmentação de imagens têm sido estudados ao longo dos anos em diversos campos da ciência e tecnologia, tais como sensoriamento remoto (ROCHA NETO *et al.*, 2020; SHI; LI; ZHAO, 2020; ZOU *et al.*, 2020; NOGUEIRA; MARQUES; MEDEIROS, 2019; WANG *et al.*, 2019; CHEN *et al.*, 2019; SU, 2019) e análise de materiais (MASUBUCHI *et al.*, 2020; BANGARU *et al.*, 2019; REBOUÇAS *et al.*, 2016). Já a medicina tem utilizado técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI) para auxiliar no diagnóstico médico em exames de imagens (HU *et al.*, 2020; REBOUÇAS FILHO *et al.*, 2019; HESAMIAN *et al.*, 2019; GU *et al.*, 2019; REBOUÇAS *et al.*, 2018; WANG *et al.*, 2018; REBOUCAS *et al.*, 2017; REBOUÇAS FILHO *et al.*, 2017). Nesse contexto, este capítulo tem como objetivo apresentar os conceitos de TC, AVC, processamento e segmentação de imagens e métodos de segmentação de imagens utilizados para auxílio ao diagnóstico.

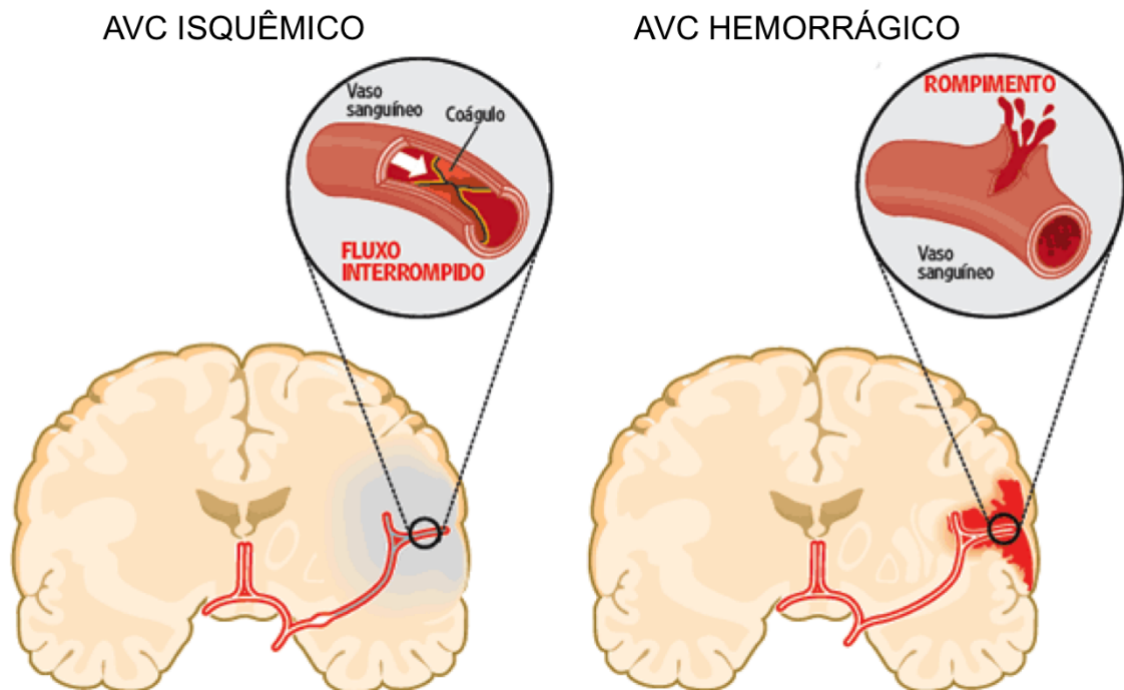
2.1 Acidente Vascular Cerebral

O AVC surge com o rompimento ou entupimento de vasos que levam sangue ao cérebro. Com a falta de circulação sanguínea a área afetada do cérebro fica paralisada devido as células serem privadas de oxigênio. Assim, algumas funções, como controle muscular e memória são perdidas (REKIK *et al.*, 2012).

A incidência dessa doença é maior nos homens do que mulheres (RODRIGUES *et al.*, 2017) e exige muito do sistema de saúde, além de ser uma das principais causas de morte, incapacitação e internações em todo o mundo (OJAGHIHAGHIGHI *et al.*, 2017). O AVC é classificado em dois tipos: AVC isquêmico, que ocorre quando a região do cérebro é privada de circulação sanguínea, e AVC hemorrágico, quando um vaso do cérebro é rompido. Os dois

tipos estão ilustrados na Figura 1.

Figura 1: Tipos de AVC.



Fonte: Rebouças (2017).

O AVC hemorrágico acontece quando há um rompimento de um vaso cerebral, causando hemorragia, e pode ocorrer tanto dentro do tecido cerebral quanto na superfície entre o cérebro e a meninge. Esse tipo tem uma taxa de mortalidade maior que o isquêmico e sua principal causa é a pressão alta descontrolada e a ruptura de um aneurisma (CHUNG, 2017). O foco desse trabalho é no AVC do tipo hemorrágico.

Devido ao alto índice de mortalidade do AVC hemorrágico, a detecção rápida da região cerebral com hemorragia é de extrema importância para o diagnóstico clínico. A TC é o exame por imagem mais comumente usado para o diagnóstico, por ser rápida e menos dispendiosa que outros exames, além de permitir uma avaliação visual dos danos causados (MESSAY; HARDIE; ROGERS, 2010). Após o exame, um médico especialista realiza a segmentação manual para verificar a região afetada. Porém, essa técnica é demorada e requer um especialista experiente (GILLEBERT; HUMPHREYS; MANTINI, 2014).

A segmentação da região de AVC realizada por um computador tem sido objeto de estudos e auxilia no diagnóstico médico. Liu *et al.* (2018), utilizaram rede neural convolucional para a segmentação. Xu *et al.* (2020) utilizaram a técnica de *deep learning* para segmentar o AVC hemorrágico comparando os resultados com outros métodos presentes na literatura. A técnica

de *level set* também tem sido aplicada com esse fim. Rebouças *et al.* (2018) propuseram uma nova abordagem da técnica para segmentar o AVC hemorrágico em imagens de tomografia computadorizada, e compararam com outras variações do método. Han *et al.* (2020) obtiveram resultados com acurácia variando entre 98,95 a 99,02%, Dice 96,74 a 97,03%, sensibilidade 96,52 a 96,74% e especificidade entre 99,29 a 99,45% utilizando a técnica de *deep learning* com ajustes para segmentação do AVC em imagens de tomografia computadorizada. Diversas pesquisas têm sido realizadas para segmentação de AVC visando o auxílio ao diagnóstico médico (KUANG; MENON; QIU, 2020; LIU *et al.*, 2019; VUPPUTURI *et al.*, 2020).

2.2 Tomografia Computadorizada

A tomografia computadorizada é capaz de adquirir imagens do interior do corpo humano sem influência de superposição de estruturas atômicas de forma não invasiva. Em comparação com a radiografia convencional ela produz um contraste mais elevado, o que possibilitou um avanço, na década de 1970, no diagnóstico médico. Quando o exame de Imageamento por Ressonância Magnética (IRM) falha em objetos desidratados, a TC é o exame preferível. Além disso, como consequência de sua facilidade de uso, melhor interpretação, progresso na tecnologia de detectores, matemática de reconstrução e redução da exposição à radiação, a sua aceitação é melhor (KRAMME; HOFFMANN; POZOS, 2011).

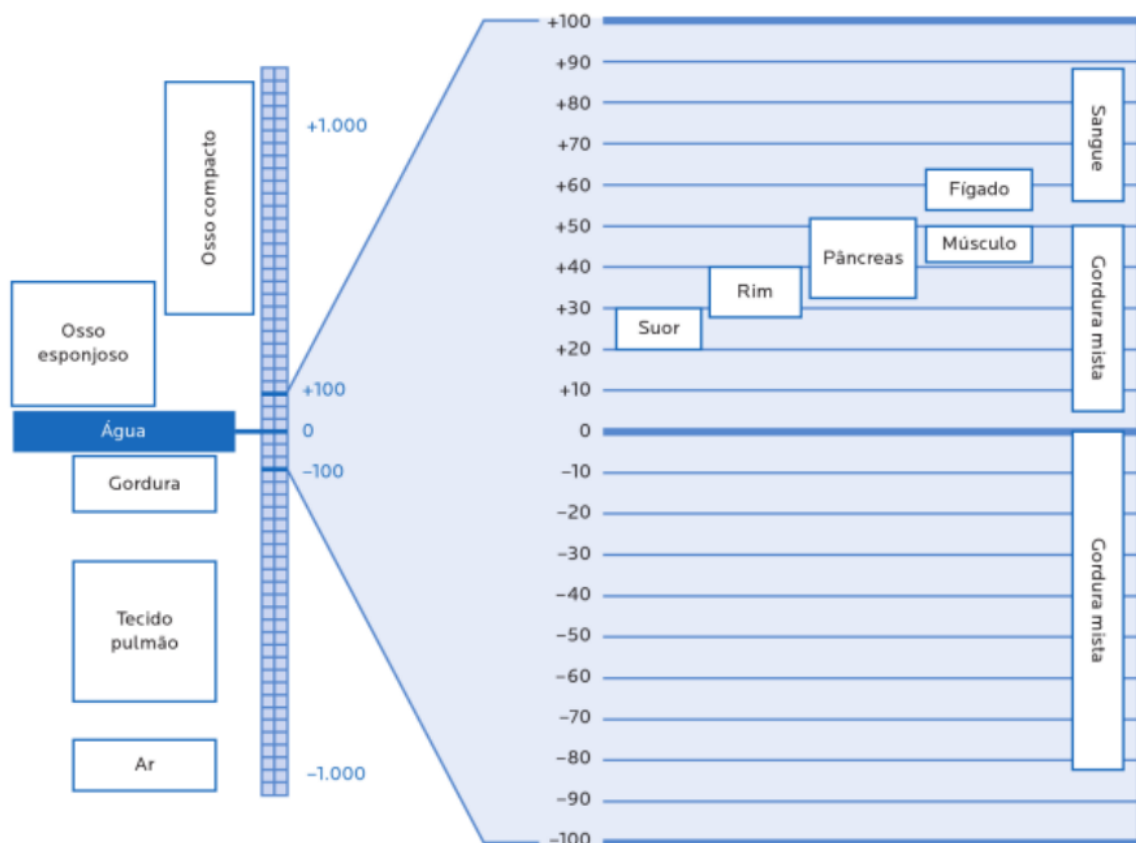
Esse exame é mais usual que o IRM devido ao seu baixo custo, maior disponibilidade e menor interferência a ruídos (GILLEBERT; HUMPHREYS; MANTINI, 2014). Atualmente é um dos exames mais utilizados com métodos de PDI, pois possibilita a aquisição de imagens em cortes, sem sobreposição e melhor contraste (WEBB; BRANT; MAJOR, 2014). A combinação desse exame com PDI reduz o tempo de análise dos exames, aumenta a acurácia e auxilia o médico especialista em suas interpretações (LUIZ *et al.*, 2014).

O equipamento para realizar a TC é conhecido como tomógrafo e é capaz de reproduzir seções do corpo humano em frações de segundos. Tal fato permite ao médico especialista uma melhor análise das imagens para detectar diversas doenças (FREITAS, 2013; WEBB; BRANT; MAJOR, 2014). Um exame completo é composto pelos cortes axiais, sagitais e coronais, que são reconstruídos pela reconstrução multiplanar (RMP) possibilitando uma visualização tridimensional (3D) da imagem (REBOUÇAS, 2017). O médico especialista executa a segmentação das imagens a fim de identificar áreas que indiquem alguma diferença patológica. Porém, um exame de TC apresenta alterações imperceptíveis ao olho humano. Essas imagens possuem aproximadamente 4000 tons de cinza e o sistema visual humano

(SVH) consegue distinguir aproximadamente 64 tons de cinza para uma mesma condição de luminosidade (REBOUÇAS, 2017). Assim, sistemas computacionais são utilizados para revelar características que poderiam não ser vistas pelo médico especialista.

Cada estrutura imageada obtida através dos exames de imagem apresenta valores relacionados às densidades radiológicas. Esses valores são dispostos em uma escala denominada escala Hounsfield com valores entre -1000 a 1000 expressos em Unidades Hounsfield (UH) (FREITAS, 2013). As UH são utilizadas para expressar uma padronização para os valores de pixels e recebem esse nome por conta de seu criador Godfrey Hounsfield. Na escala, a água destilada em condições padrão de temperatura e pressão (CPTP) é definida como valor 0 UH e o ar sob as mesmas condições tem valor -1000 (BUZUG; MIHAILIDIS, 2009). A escala Hounsfield está representada na Figura 2.

Figura 2: Faixas de escala em Unidades Hounsfield.



Fonte: Freitas (2013).

Os valores dos pixels em UH de uma imagem são obtidos por meio da atenuação linear da água e são calculados de acordo com a equação:

$$UH = 1000 \times \frac{\mu - \mu_{H_2O}}{\mu_{H_2O}},$$

(2.1)

em que μ e μ_{H_2O} representam o coeficiente de atenuação linear do tecido e o coeficiente de atenuação linear da água, respectivamente. Diante das informações que podem ser detectadas através de um exame de TC e dos benefícios que traz para o auxílio ao diagnóstico médico, diversos trabalhos têm apresentado estudos para detecção e extração de características dessas imagens (HU *et al.*, 2020; FAN *et al.*, 2020; YU *et al.*, 2019; VANIA; MUREJA; LEE, 2019; CLÈRIGUES *et al.*, 2019). Nesse contexto, este trabalho tem como objetivo principal a segmentação de imagens de TC do crânio, a fim de segmentar diversas regiões contidas na imagem, incluindo a região acometida de AVC hemorrágico com padrão ouro realizado por um médico especialista.

2.3 Auxílio ao diagnóstico médico por Processamento Digital de Imagens

O diagnóstico por imagem é uma ferramenta muito importante para a área da medicina. Um exame de imagem médica traz características do interior do paciente de uma forma indolor e não invasiva. Porém, essas imagens podem conter informações que são imperceptíveis ao SVH e, com isso, uma análise computacional auxilia o profissional na detecção e classificação das regiões contidas nesses exames. Um sistema de Diagnóstico Assistido por Computador (DAC) é uma ferramenta que traz um nível de detalhe sobre a imagem e auxilia em um diagnóstico, fornecendo uma segunda opinião ao especialista baseada em informações quantitativas e automáticas (SARMENTO *et al.*, 2019). Um DAC para AVC faz a detecção, segmentação e classificação das regiões afetadas e a segmentação dessas imagens é um passo muito importante para o sucesso desses sistemas e posterior diagnóstico.

A segmentação de imagens médicas é uma etapa do processo de um sistema DAC muito importante para o diagnóstico clínico e tem sido objeto de estudo para diversas áreas da medicina, como segmentação de disco óptico (REHMAN *et al.*, 2019), imagens da retina (LI *et al.*, 2020; ZHANG *et al.*, 2019), segmentação de células (ARAÚJO *et al.*, 2019; ALLEHAIBI *et al.*, 2019), segmentação pulmonar (HU *et al.*, 2020; XU *et al.*, 2019; NITHILA; KUMAR,

2019) e segmentação do cérebro em TC e IRM (TAN *et al.*, 2019; WANG *et al.*, 2019; SAJID; HUSSAIN; SARWAR, 2019; LAI; ZHU; LING, 2019).

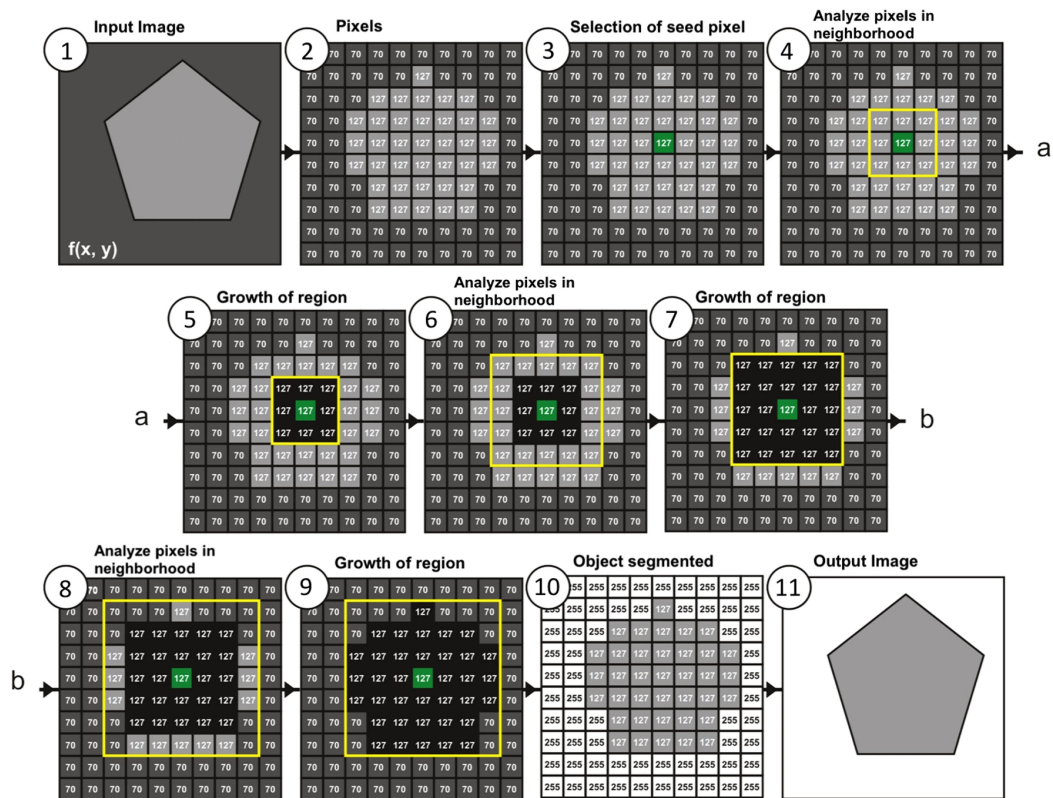
2.4 Métodos de segmentação de imagens

Esta seção tem como objetivo descrever os métodos de segmentação utilizados para comparação dos resultados obtidos pelo método proposto. A região acometida pelo AVC hemorrágico foi previamente segmentada por um médico especialista. Essa segmentação é considerada como padrão ouro nesta dissertação. Para a avaliação das outras regiões, é necessária a quantização da imagem segmentada para comparar com a imagem original. Os métodos de crescimento de regiões e a transformada de *watershed* foram escolhidos como método de comparação por serem técnicas que naturalmente segmentam imagens com múltiplas regiões. A evolução desses métodos se dá de forma iterativa, levando em consideração informações da vizinhança para evolução do método, e são eficientes mesmo na presença de ruído (MARQUES, 2011) . Já o método de SVM é considerado estado da arte, e por isso, participou das avaliações. É utilizada uma abordagem específica para segmentação de múltiplas regiões aplicada a imagens coloridas inspirado em Rajan *et al.* (2017).

2.4.1 Crescimento de regiões

O método de crescimento de regiões agrupa pixels ou subregiões em regiões maiores utilizando um pixel semente para a inicialização da segmentação (GONZALEZ; WOODS, 2008). Inicialmente, é preciso analisar a região de interesse para determinar o pixel semente. A semente servirá como parâmetro para o agrupamento, ou não, de pixels vizinhos de acordo com a similaridade de cada um em relação à semente que pode ser intensidade, cor. A seleção da semente pode ser de forma manual ou automática e o critério de seleção depende do problema em questão. Este método é utilizado em imagens digitais e no campo da medicina em diversos trabalhos (PRENCIPE *et al.*, 2020; SOLTANI-NABIPOUR; KHORSHIDI; NOORIAN, 2020; CUI; SHEN; LYU, 2019; PRIYA; SUDHA, 2019).

O critério de similaridade para o agrupamento de pixels ou subregiões em regiões maiores depende do problema em questão e também da natureza da imagem a ser segmentada (GONZALEZ; WOODS, 2008). Ao utilizar somente os descritores como critério de similaridade pode ocorrer uma segmentação não aderente ao padrão ouro, pois é possível que existam pixels ou subregiões distintas com similaridades em comum. Nesse caso, é necessária a utilização de conectividade dos pixels analisados. Assim, os pixels ou subregiões precisarão

Figura 3: Processo de segmentação utilizando o método de crescimento de regiões.

Fonte: Rebouças (2017).

satisfazer o critério dos descritores utilizados no problema e estarem conectados entre si. Outro problema no algoritmo de crescimento de regiões é o critério de parada. O método precisa ser encerrado quando não existirem mais pixels ou subregiões para serem agrupados.

Algumas vezes o problema a ser resolvido possui mais de um objeto a ser segmentado. Assim, ao concluir a segmentação de um objeto, outra semente é selecionada e o processo é reinicializado até que todos os objetos sejam segmentados. A Figura 3 demonstra o processo de segmentação pelo método de crescimento de regiões.

Na etapa (1), a imagem de entrada a ser segmentada pode ser visualizada e, em seguida, apresenta os pixels com seus respectivos valores em escala de cinza. A etapa (3) apresenta a seleção do pixel semente selecionado para dar início à segmentação e, posteriormente, a análise da vizinhança do pixel escolhido. Do passo (5) ao passo (9), é apresentado o processo de segmentação em que, a cada agrupamento de pixels, uma nova vizinhança deve ser analisada seguindo os critérios de similaridade adotados pelo algoritmo. Por fim, a etapa (10) mostra o resultado da segmentação e, em seguida, a imagem de saída (REBOUÇAS, 2017).

Foi adotado um pós-processamento para remover pixels pertencentes a duas regiões, com o intuito de melhorar o resultado das segmentações para as avaliações das métricas. Dessa forma

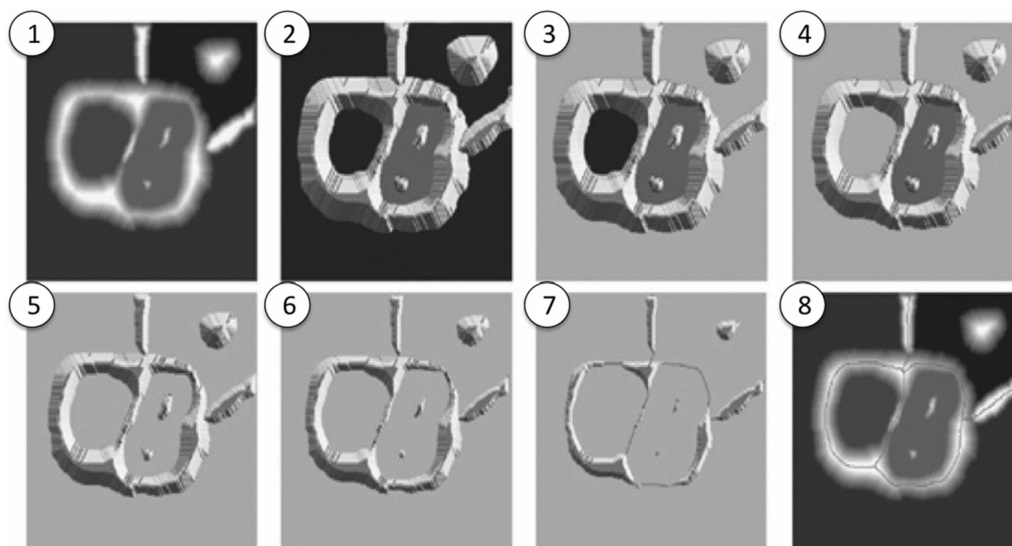
cada pixel é classificado somente em uma região. Tal classificação é realizada de forma manual dando prioridade aos pixels do AVC hemorrágico. A segmentação é obtida com inicialização manual, em que cada pixel semente é selecionado analisando visualmente a imagem. Para cada região a ser segmentada é necessário um pixel semente para a inicialização da segmentação. Após a primeira região de interesse ser segmentada um novo pixel semente é inicializado em outra região para dar prosseguimento à segmentação de todas as regiões. A segmentação é feita região a região. Dessa forma, se um pixel for classificado como região de AVC, ao ser incluída outra região na imagem completa, serão adicionados apenas os pixels que não estão na região de AVC. Após a realização de diversos experimentos foi adotado como critério de similaridade os limiares: 15 UH (sangue), 20 UH (osso, massa cinzenta e massa branca) e 10 UH (fluido espinhal).

Dessa forma, o método evolui de acordo com a similaridade e conectividade entre os pixels. Após a escolha do pixel semente, a sua vizinhança é analisada. Caso o pixel da vizinhança esteja dentro do limiar da região baseado na média do pixel semente, ele é agrupado e uma nova vizinhança é analisada até que não encontre pixels com similaridade na vizinhança e o método converge.

2.4.2 Transformada de *Watershed*

A transformada de *watershed* baseia-se no fenômeno natural do mapeamento topográfico de inundação, em que a imagem é vista em relevo topográfico. Fazendo uma analogia de uma enchente, as primeiras áreas a serem inundadas terão os valores mínimos formando bacias hidrográficas. Quando as águas das diferentes bacias da imagem tendem a se unir, uma barreira é levantada para evitar a fusão. Dessa maneira, apenas as partes mais altas serão visíveis, denominadas como fronteiras, que serão extraídas por um algoritmo de segmentação de *watershed* (GONZALEZ; WOODS, 2008). Este método tem sido utilizado em segmentações de imagens médicas (LUX; MATULA, 2020; DUAN *et al.*, 2020; TAREEF *et al.*, 2018).

A Figura 4 mostra etapas do processo de segmentação de uma imagem pelo método de *watershed*. Esse exemplo é feito de acordo com a analogia de uma inundação por imersão. A imersão ocorre quando são definidos furos em cada mínimo de cada bacia de captação. Dessa maneira, a água inunda as regiões formando pequenos lagos, e conforme a água vai subindo e preenchendo toda a região, barreiras são levantadas para evitar que as regiões se unam. Essas barreiras são muito maiores em intensidade do que as regiões, impedindo que as águas de uma região transbordem para outra. Da vista topográfica, serão observadas apenas essas barreiras altas chamadas de linhas de *watershed*. O processo de inundação continua até a intensidade

Figura 4: Processo de segmentação do algoritmo de *watershed*.

Fonte: Gonzalez e Woods (2008).

máxima da imagem de entrada. As barragens finais representam o resultado da segmentação desejado.

A etapa (1) apresenta a imagem de entrada em nível de cinza e a etapa (2) a vista topográfica dessa imagem, cujos valores de intensidades estão relacionados à altura das montanhas para melhor compreensão. Nas etapas de 3 a 7, acontece o processo de inundação, em que a "água", em cinza claro, inicia inundando o fundo da imagem, pois é onde tem menor intensidade, e continua subindo pelos orifícios feitos em cada região. Barragens são criadas ao redor de cada "bacia hidrográfica" para não unir as regiões. Esse processo continua até o maior nível de intensidade da imagem de entrada. O resultado final das barragens é o objetivo da segmentação e pode ser visto na etapa (8).

O algoritmo de segmentação por *watershed* tende a ter um problema de sobresegmentação em imagens com uma grande variedade de intensidades. Com o intuito de diminuir o problema, neste trabalho é utilizado um pós-processamento no qual as regiões com valores médios próximos dentro do intervalo das regiões a serem segmentadas, foram unidas após a segmentação pela transformada. Assim, o resultado da segmentação ficou mais próximo do padrão ouro. Para um melhor resultado, é necessário um pós-processamento para a classificação correta das áreas devido à sua característica de super-segmentação. Pixels com níveis de cinza muito próximos são unidos em uma mesma região e, posteriormente, é feita a classificação das regiões.

2.4.3 Máquina de vetor suporte

Máquina de Vetor Suporte (SVM - do inglês *Support Vector Machine*) é um método de aprendizagem de máquinas utilizado para classificação de dados (AURIA; MORO, 2008). Este método é considerado uma ferramenta de previsão, regressão e classificação que usa a teoria de aprendizado de máquina para maximizar a precisão preditiva, e diversos trabalhos foram propostos utilizando SVM para auxílio ao diagnóstico médico (MURUGAN; NAIR; KUMAR, 2019; VIJAYARAJESWARI *et al.*, 2019; BHATTACHARJEE *et al.*, 2019).

Para a construção do modelo SVM que será utilizado para fazer a classificação de novos dados, é necessário um conjunto de dados de entrada e um conjunto de dados, de saída conhecidos como rótulos ou classes. De posse dos rótulos para cada conjunto de dados um modelo será criado com base nesses rótulos passados anteriormente para treinamento. Como entrada de conjunto de dados, podem ser utilizados diferentes tipos de dados, a depender do problema em estudo. Após o método de SVM terminar o treinamento, é obtido um modelo pronto para a classificação de novos dados. O conjunto de dados de treinamento é comumente diferente do conjunto de dados de teste. Em segmentação de imagens, é possível utilizar uma porcentagem de dados da imagem para treinamento do modelo e, posteriormente, passar como entrada de teste todo o conjunto de dados da imagem.

Neste trabalho é utilizada a metodologia proposta por Rajan *et al.* (2017), em que os autores utilizam como características de entrada para o classificador a cor do pixel e o resultado de um banco de filtros de Gabor. Nesta dissertação é adotada a probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada região e filtros de Gabor em 3 direções (0° , 45° e 90°) como entradas do classificador. O classificador é treinado com 60% dos dados utilizando um kernel com Função de Base Radial (*Radial Basis Function* - RBF). Experimentos com diferentes valores de escala e de *boxconstraint* foram realizados, e os melhores resultados foram adotados.

Antes do treinamento dos dados é realizado um pré-processamento para não permitir que um mesmo pixel pertença a duas regiões ao mesmo tempo. Após o modelo treinado com 60% dos dados da imagem, toda a imagem é classificada. Posteriormente, utiliza-se um pós-processamento, novamente removendo pixels em duas regiões para que o método apresente resultados visualmente melhores. Dessa maneira, um pixel é classificado somente em uma região.

2.5 Conclusão do capítulo

Neste capítulo, foram apresentados conceitos sobre o AVC e a TC do crânio, que é o exame de imagem utilizado para detecção do AVC hemorrágico. Também foram mostrados métodos de segmentação de imagens para detecção do acidente vascular cerebral hemorrágico por meio do processamento de imagens. Esses algoritmos foram utilizados para a avaliação dos resultados comparados com a abordagem aqui proposta. O próximo capítulo apresenta a formulação original de *level set* e o método de *level set* rápido.

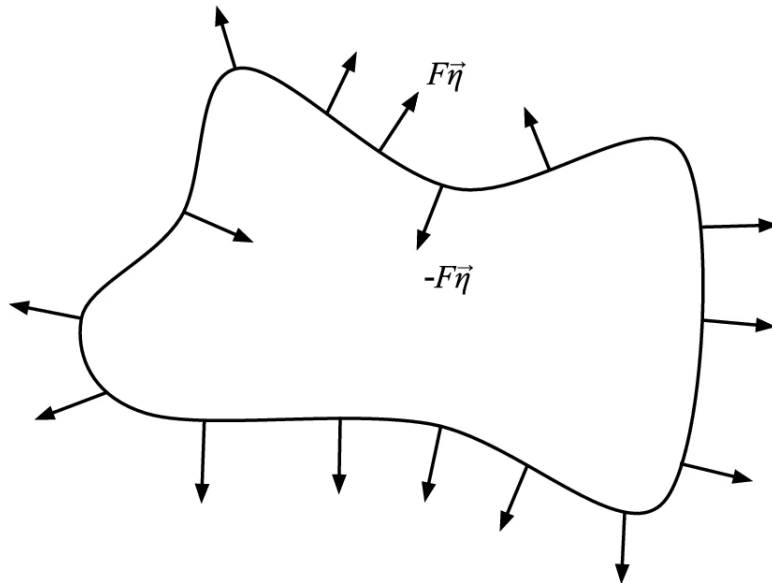
MÉTODO DE *level set* PARA SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

Este capítulo tem como objetivo apresentar o método de *level set* em sua formulação original e uma abordagem de *level set* rápido utilizado como base para a metodologia proposta.

3.1 Formulação original do método de *level set*

Sethian (1999) formulou a teoria de *level set* original que afirma que uma curva fechada $\vec{\phi}$ se propaga na direção do vetor normal, podendo ser externa ou interna a curva como mostra a Figura 5.

Figura 5: Frente inicial $\vec{\phi}$ submetida a um campo de velocidade $(\pm F \vec{\eta})$.



Fonte: Braga (2016).

O campo de velocidade $(\pm F \vec{\eta})$ determina a direção da propagação da curva, em que $(\pm \vec{\eta})$

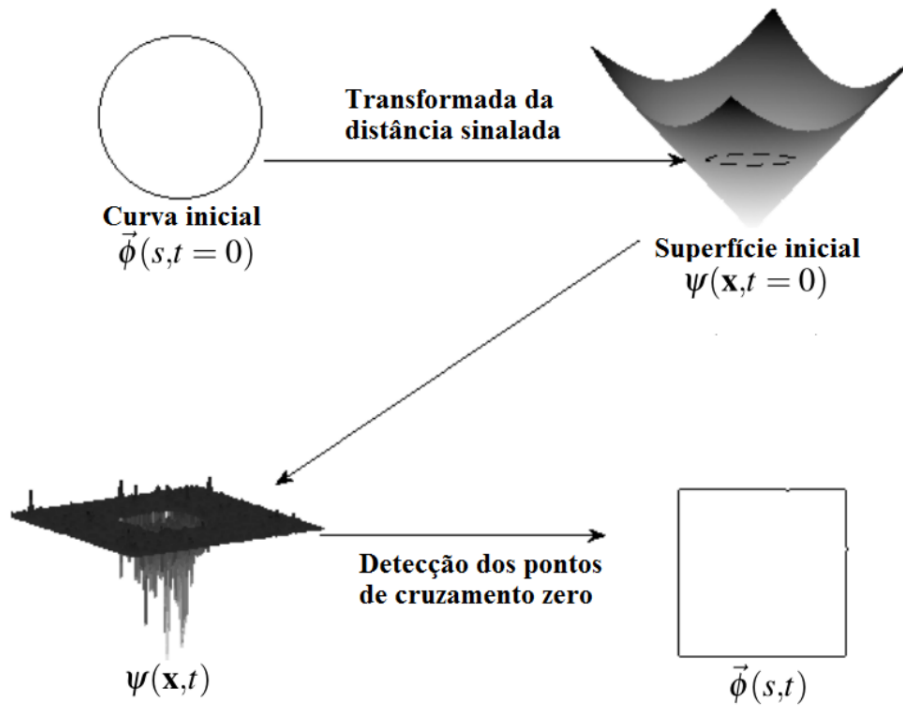
é o vetor unitário que é perpendicular a $\vec{\phi}$ e tem como base a equação de Hamilton-Jacobi. O movimento dessa curva é devido a superfície $\psi(x)$ onde ϕ está contida conforme a equação:

$$\vec{\phi}(s,t) = \{x | \psi(x,t) = 0\}, x \in \mathbb{R}^n, \quad (3.1)$$

em que s e t são a coordenada da curva ϕ e o tempo de evolução, respectivamente.

A Figura 6 demonstra o processo de movimento da curva inicial da técnica de *level set*. A frente inicial $\vec{\phi}(s,0)$ (superior-esquerdo), da qual a função de *level set* zero ψ^0 é computada gerando a superfície inicial $\psi(x,t=0)$, em que $\vec{\phi}(s,0) = \{x | \psi^0 = 0\}$ (superior-direito). A função ψ^0 evolui sob o modelo de propagação gerando uma nova superfície ψ^k (inferior-esquerdo). Levando a um novo estado da frente após o processo de evolução em um intervalo de tempo $\vec{\phi}(s,k \times \Delta t) = \{x | \psi^k = 0\}$ (inferior-direito).

Figura 6: Processo de evolução da curva de *level set*.



Fonte: Braga (2016).

A equação de Hamilton-Jacobi descreve o movimento da curva fechada $\vec{\phi}$ (SETHIAN, 1999)

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = -H\left(x, \frac{\partial \psi}{\partial x}\right). \quad (3.2)$$

O termo H é o Hamiltoniano e representa a energia total do sistema. A solução da equação

de Hamilton-Jacobi descreve a trajetória de um ponto qualquer de $\vec{\phi}(s,t)$ em termos de um conjunto de superfícies de nível ψ (MARQUES, 2011).

Seguindo a regra da cadeia é obtido:

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t}, \quad (3.3)$$

e assim,

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = \nabla \psi \cdot \frac{\partial x}{\partial t}, \quad (3.4)$$

em que ∇ é o operador gradiente espacial. A velocidade da propagação da curva é dada pela ação do campo de força $\vec{F}$ e é dada por:

$$F = \frac{\partial x}{\partial t} \vec{n}, \quad (3.5)$$

por definição, o vetor normal $\vec{n}$ é dado por:

$$\vec{n} = \frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}. \quad (3.6)$$

Substituindo as Equações 3.5 e 3.6 na Equação 3.4 obtém-se a solução dada por Sethian (1999), em que

$$H = F |\nabla \psi|. \quad (3.7)$$

O processo de evolução na forma discreta da superfície é descrito por Sethian (1999) da seguinte maneira:

$$\psi^{k+1} = \psi^k + \Delta t \times F \cdot |\nabla \psi^k|, \quad (3.8)$$

em que ψ^k é a função de *level set*, Δt o passo de tempo, $|\nabla \psi^k|$ a magnitude do gradiente e F a função de evolução ou velocidade. Tradicionalmente $\psi^{k=0}$ é a transformada da distância sinalada de uma curva inicial $\vec{\phi}(s,t=0)$ (COSTA; CESAR, 2000) gerando um conjunto de superfícies que variam de um nível inferior negativo até um nível superior positivo, sendo $\vec{\phi}(s,0)$ o nível zero dessa superfície, como mostra a Figura 6.

A função velocidade, ou evolução (F), é composta por um termo de advecção (F_{adv}), um

termo derivado da curvatura de (F_{curv}) e um termo de propagação (F_{prop}). a função de evolução é dada da seguinte forma:

$$F = F_{adv} + F_{curv} + F_{prop}. \quad (3.9)$$

O termo de advecção é uma componente forçante externa de velocidade que não é utilizada e por esse motivo foi retirado da função de evolução. Dessa forma, a função de evolução para segmentação de imagens pode ser descrita por:

$$F = F_{prop} + \varepsilon K, \quad (3.10)$$

em que se tem um termo de velocidade (F_{prop}) e um termo de regularização εK baseado na curvatura da função de *level set* ψ^k . $\varepsilon \in \mathbb{R}$ é uma constante de normalização e K a curvatura da função de *level set* ψ^k definida em (SETHIAN, 1999) como:

$$K = \frac{\psi_{xx}\psi_y^2 - 2\psi_x\psi_y\psi_{xy} + \psi_{yy}\psi_x^2}{\sqrt{(\psi_x^2 + \psi_y^2)^3}}, \quad (3.11)$$

em que ψ_x, ψ_y são derivadas de primeira ordem e $\psi_{xx}, \psi_{yy}, \psi_{xy}$ são derivadas de segunda ordem de ψ^k . O termo de curvatura é responsável pela regularização e garante a estabilidade do método.

A função de velocidade F está diretamente relacionada com o problema em questão, podendo ser derivada das propriedades geométricas, de atributos, de formas e ainda de propriedades como textura e estatística da imagem (MARQUES, 2011).

Com a finalidade de estabilizar o movimento da frente, a função velocidade $F = \frac{d\vec{\phi}}{dt}$ deve minimizar uma função custo f_c estipulada de acordo com:

$$\frac{d\vec{\phi}}{dt} = -\frac{\partial f_c}{\partial \vec{\phi}}. \quad (3.12)$$

Para a binarização de uma imagem, ou seja, para uma imagem com 2 regiões a solução geral da Equação (3.12) é dada por:

$$F = F_1(\vec{\eta}) + F_2(-\vec{\eta}), \quad (3.13)$$

em que F_1 e F_2 são as componentes da função velocidade, o sinal do vetor normal $\vec{\eta}$ determina a direção da evolução da curva. Dessa maneira, se $F(x) > 0$ o pixel, o qual está sendo analisado, é incluído na região Ω_1 e caso contrário na região Ω_2 , sendo Ω_1 e Ω_2 definidas como região

interna e externa a curva, respectivamente. A implementação da Equação (3.8) é dada por:

$$\psi^{k+1} = \psi^k - \Delta t \times (\max(F, 0)\Delta^+ + \min(F, 0)\Delta^- + \varepsilon K|\nabla\psi^k|), \quad (3.14)$$

em que Δ^+ e Δ^- são computados a partir das derivadas a direita e a esquerda de ψ^k .

A formulação original possui um alto custo computacional devido a curvatura de regularização K , pois para sua obtenção é preciso o cálculo de derivadas de primeira e segunda ordem, como pode ser visto na Equação (3.11). Métodos com uma nova abordagem de regularização foram propostos a fim de diminuir o custo computacional. Tais métodos foram denominados como métodos rápidos de *level set*.

3.2 Método rápido de *level set*

Braga (2016) propôs um algoritmo rápido de *level set* que insere conexões teóricas entre filtros da mediana, operadores de morfologia matemática e equações diferenciais parciais geométricas. Tais conexões foram introduzidas em (CASELLES; SAPIRO; CHUNG, 2000) e mostraram que resolver a EDP (equação diferencial parcial) geométrica $f(\psi) = K|\nabla\psi|$ é equivalente a iterações do filtro da mediana. Portanto, o algoritmo proposto por Braga (2016) substitui o cálculo da curvatura K responsável pelo alto custo computacional da formulação original por filtro não paramétrico da mediana, o qual é utilizado de forma iterativa para a regularização da curva. O ponto principal para a utilização do filtro é que seu uso permite uma redução significativa no tempo computacional e não suaviza o sinal excessivamente. Para evitar inconsistências no cálculo de derivadas o algoritmo proposto utiliza o gradiente morfológico (BRAGA, 2016). A implementação para a evolução desse método é dada por:

$$\psi_{\bar{r}}^{k+1} = \psi^k + \Delta t [\max(F, 0)(\psi^k \oplus E) - \min(F, 0)(\psi^k \ominus E)], \quad (3.15)$$

em que $\psi_{\bar{r}}^{k+1}$ representa a superfície não regularizada, E é um elemento estruturante com forma de disco e raio 1, $\oplus$ e $\ominus$ são as operações morfológicas de dilatação e erosão, respectivamente. Após o cômputo de $\psi_{\bar{r}}$, a superfície é regularizada por:

$$\psi^{k+1} = \text{MedFilt}_4 \left[\psi_{\bar{r}}^{k+1} \right], \quad (3.16)$$

em que $\text{MedFilt}_4[\cdot]$ indica uma filtragem mediana com conectividade 4.

Para a segmentação de imagens, o método é inicializado com uma superfície denominada função *level set zero*, introduzidas por Zhu (2007). Ao contrário da formulação original que utiliza a transformada da distância sinalada de um estado inicial $\vec{\phi}(s,0)$

$$\psi^0(x) = \begin{cases} 1, & x \in \Omega_1 \\ 0, & x \in \vec{\phi}(s,0) \\ -1, & x \in \Omega_2 \end{cases}, \quad (3.17)$$

em que Ω_1 e Ω_2 são as regiões internas e externas a curva inicial $\vec{\phi}(s,0)$. Durante a evolução o elemento, pode dividir-se ou unir-se a fim de delimitar o objeto de interesse (BRAGA, 2016). A função de velocidade F resultante determina o sentido de propagação da frente. Para $F > 0$, o ponto analisado é incluído na região interna e faz a frente sofrer dilatação; para $F < 0$, o ponto analisado é incluído na região de *background* e a frente sofre erosão.

3.2.1 Função de Propagação: solução da função custo para duas regiões

O sucesso da segmentação por *level set* depende do critério de propagação escolhido. O critério de máxima verossimilhança (MITICHE; AYED, 2010) se adequa a várias situações, visto que pode ser adaptado para diferentes modelos e distribuições de probabilidade.

O modelo de propagação ou velocidade utilizado por Braga (2016) é baseado no modelo de verossimilhança apresentando por Mitiche e Ayed (2010) e considera que as imagens analisadas e suas regiões seguem a distribuição Gaussiana.

Seja a verossimilhança para N regiões dada por

$$L = \prod_{n=1}^N P_n, \quad (3.18)$$

em que P_n é a probabilidade de um pixel z pertencer a classe Ω_n . Para $N = 2$ o logaritmo da verossimilhança é:

$$\mathcal{L} = \sum_{n=1}^2 \log(P_n). \quad (3.19)$$

A função custo a ser minimizada, sobre as regiões Ω_1 e Ω_2 , é definida como (MITICHE; AYED, 2010)

$$f_c = \sum_{n=1}^2 \int_{\Omega_n} -\log(P_n), \quad (3.20)$$

em que o índice 1 representa a região Ω_1 e 2 a região Ω_2 . Dessa maneira, a propagação da frente é descrita por Mitiche e Ayed (2010) como:

$$F = -\frac{\partial f_c}{\partial \vec{\phi}} = -\log\left(\frac{P_1}{P_2}\right) \vec{\eta}. \quad (3.21)$$

A função de propagação para duas regiões modeladas por distribuição Gaussiana por Braga (2016) é descrita por:

$$F = \log f_g(z; \mu_1, \sigma_1^2) \vec{\eta} - \log f_g(z; \mu_2, \sigma_2^2) \vec{\eta}, \quad (3.22)$$

em que (μ_1, σ_1^2) e (μ_2, σ_2^2) representam as médias e as variâncias para as regiões Ω_1 e Ω_2 , respectivamente, f_g a função densidade de probabilidade e z o pixel analisado. O Algoritmo 1 resume os passos para segmentação por meio da evolução de uma única frente de *level set*. As probabilidades P_1 e P_2 , nas linhas 2 e 3 do algoritmo, podem ser computadas a partir dos modelos assumidos para as regiões da imagem.

Algoritmo 1 Evolução *level set* binário.

- 1: $\Delta t \leftarrow 0.5$
 - 2: Calcular matriz P_1
 - 3: Calcular matriz P_2
 - 4: Iniciar matriz de *level set* zero ψ^0
 - 5: Criar elemento estruturante E
 - 6: Calcular F a partir da Equação (3.21)
 - 7: $k \leftarrow 0$
 - 8: **repetir**
 - 9: Solucionar Equação (3.15)
 - 10: Solucionar Equação (3.16)
 - 11: $k \leftarrow k + 1$
 - 12: **até** ψ^k Estabilizar
-

3.3 Conclusão do capítulo

Neste capítulo, foram apresentadas a técnica de *level set* original para imagens binarizadas e a técnica de *level set* rápido adotada como base para o método proposto. No próximo capítulo

será apresentada a metodologia proposta para a segmentação de imagens com múltiplas regiões.

SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS COM MÚLTIPLAS REGIÕES UTILIZANDO *level set*

Este capítulo tem como objetivo demonstrar o método de *level set* proposto para a segmentação de imagens com múltiplas regiões, denominado LSMR (*level set* para múltiplas regiões). Algumas abordagens têm sido propostas para esse objetivo como a utilização de múltiplas funções de *level set* (MITICHE; AYED, 2010; LUO; TONG; CHEN, 2018; LU; CARNEIRO; BRADLEY, 2015; QIU *et al.*, 2015; FU; CAO; PI, 2008) ou uma abordagem hierárquica (BRAGA *et al.*, 2017). Essas abordagens têm alto custo computacional e métodos com apenas uma função de *level set* têm sido propostos (DUBROVINA-KARNI; ROSMAN; KIMMEL, 2015).

A segmentação de imagens utilizando múltiplas funções consiste em ter funções específicas para cada região de interesse. Tradicionalmente cada função será definida para cada região a ser segmentada. Dessa maneira, existirão n funções para n regiões. Vese e Chan (2002) propuseram uma abordagem utilizando n regiões para a segmentação de 2^n regiões. Já Zhao *et al.* (2018) utilizaram com três fases do método de *level set* para segmentar imagens de esclerose múltipla com três regiões.

Uma abordagem hierárquica do método de *level set* é uma das soluções para segmentação de imagens com múltiplas regiões. Essa abordagem consiste basicamente de divisões recursivas da imagem. Braga (2016) propôs uma abordagem hierárquica do *level set* para segmentar imagens de células cervicais. O autor segmenta recursivamente uma região em duas novas regiões começando da imagem completa utilizando o método de *level set* rápido (BRAGA, 2016). Para estimar a quantidade de grupos na imagem, o autor utiliza um algoritmo detector de grupo. As segmentações recursivas acontecem até que o número de grupos em todas as regiões seja igual a um e não puder mais subdividir. Com a metodologia hierárquica, o problema de múltiplas regiões é solucionado como um problema binário.

Dubrovina-Karni, Rosman e Kimmel (2015) propuseram uma abordagem para segmentação de imagens com múltiplas regiões utilizando uma única função de *level set*. A metodologia utilizada pelos autores consiste em uma adaptação do modelo de Voronoi também proposta por eles.

Nesta dissertação é proposta uma abordagem para segmentação de imagens com múltiplas regiões utilizando apenas uma frente e uma única função de *level set*. Uma nova formulação da função velocidade de *level set* baseada na função já conhecida para duas regiões foi utilizada para o alcance do objetivo.

4.1 Método de *level set* proposto para segmentação de múltiplas regiões

O algoritmo LSMR proposto tem como objetivo segmentar imagens com múltiplas regiões utilizando uma única função de *level set*. O critério de segmentação adotado consiste em minimizar o custo entre duas regiões: Ω_n região *foreground* e Ω_b região de *background*. Para isso, é proposta a verossimilhança modificada:

$$L = \prod_{n=1}^N P_n P_b. \quad (4.1)$$

O termo P_b é a probabilidade da observação z pertencer à região de *background*. Porém, no problema de múltiplas regiões, o *background* de uma região j será o conjunto $\{\Omega_b; b = 1 \dots N; b \neq j\}$. Logo, para maximizar a verossimilhança proposta, a probabilidade do *background* deve ser:

$$P_b = \max\{P_n\}, n = 1, 2, 3 \dots N; n \neq j. \quad (4.2)$$

A função custo a ser minimizada, para cada região e seu respectivo *background*, é a mesma da Equação (3.20). Logo, a função velocidade para a segmentação de cada uma das N regiões é dada por:

$$F_n = -\frac{\partial f_c}{\partial \phi} = P_n - P_b. \quad (4.3)$$

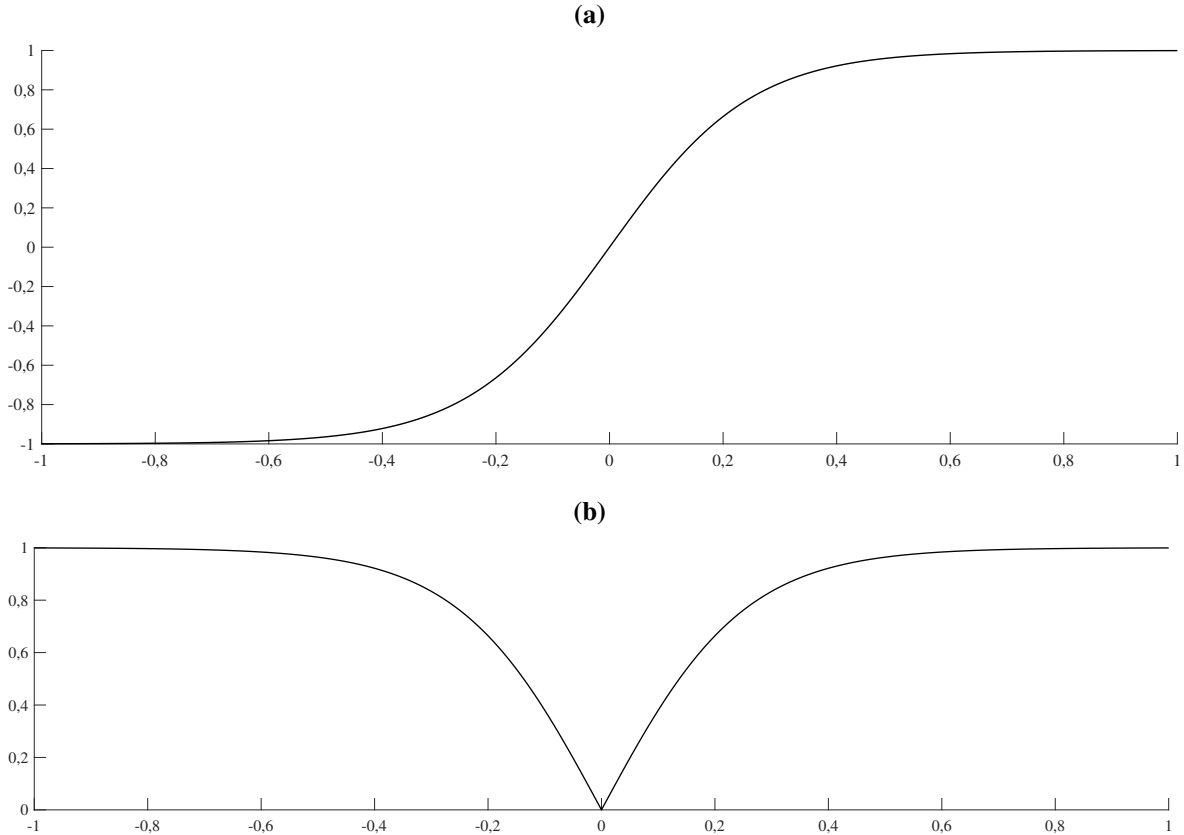
O log foi omitido da Equação (4.3) para fins de redução do custo computacional. A função velocidade proposta para maximizar a verossimilhança da Equação (4.1) é:

$$F = \prod_{n=1}^N F_n, \quad (4.4)$$

As componentes F_n podem assumir diferentes comportamentos. Nesta dissertação, para fins ilustrativos, supõe-se o comportamento sigmoideal, como na Figura 7(a). O eixo vertical é F_n , e o horizontal representa as posições de uma linha da imagem. O ponto $x = 0$ é um ponto de borda. Na formulação clássica de *level set* (binário) as regiões externa e interna terão velocidades negativa e positiva, respectivamente. A inclinação da sigmoide depende da variação da borda do objeto. Uma inclinação mais suave significa um provável “borramento” da borda. Uma sigmoide mais inclinada indica uma borda mais “nítida”. O problema de segmentação por *level set* é então tratado como a detecção deste ponto de cruzamento por zero. No processo, a frente $\vec{\phi}(s, t)$ deve evoluir até este ponto, seja para duas ou N regiões.

A Figura 7(b) exibe o valor absoluto da função de propagação para duas regiões, em que a borda é o ponto de velocidade nula.

Figura 7: (a) Função velocidade F_n binária. (b) Valor absoluto de F_n .



Fonte: Autor.

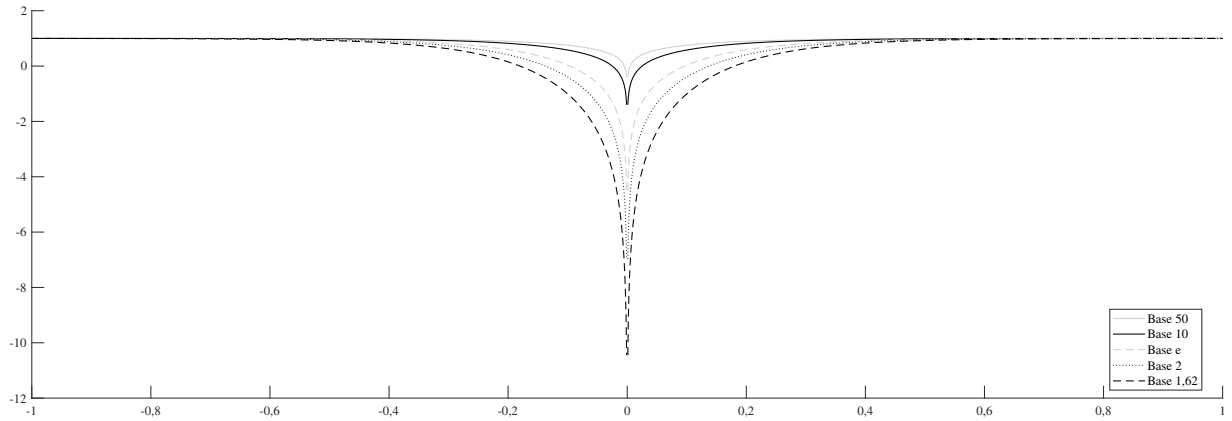
Uma frente propagante guiada pelo valor absoluto da velocidade avançará em ambas as

regiões. Porém, a frente não converge em um ponto de velocidade nula. A função de *level set* converge em pontos do espaço em que ocorre mudança de fase da função velocidade, ou seja pontos de cruzamento por zero. A transformação logarítmica da função proposta em (4.4) fornece a mudança de fase desejada, uma vez que nos pontos de borda $\log(|F_n|) \rightarrow -\delta(x)$, em que $\delta(x)$ é a função delta de Dirac. A função velocidade proposta para segmentação de N regiões é dada por:

$$F = \sum_{n=1}^N \log_B(B \cdot |F_n|), \quad (4.5)$$

A base logarítmica depende de quão suave (ou não) é a transição entre as regiões da imagem. Quanto menor for o valor escolhido para a base, maior será a suavidade da transição e, conseqüentemente, um “borramento” nas bordas. O cômputo do logarítmico sobre os valores dos pixels da imagem traz como resultado o cruzamento em zero necessário para o sucesso da técnica de *level set* proposta. O valor da base foi escolhido empiricamente. A Figura 8 mostra o resultado da Equação (4.5) para o problema de segmentação de duas regiões ($N = 2$) da Figura 7 e diferentes valores da base logarítmica.

Figura 8: Solução da Equação (4.5) para diferentes bases logarítmicas e $N = 2$.

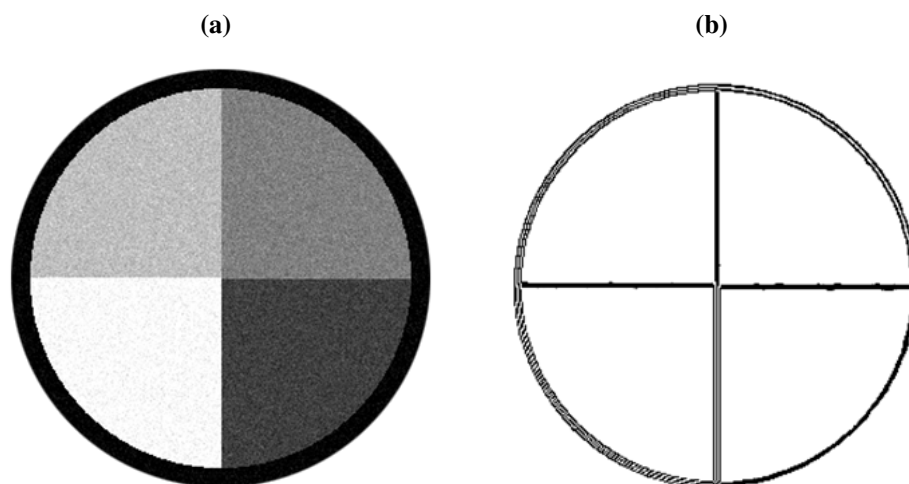


Fonte: Autor.

4.2 Método LSMR aplicado em imagens sintéticas

Nesta dissertação, é utilizado o modelo de verossimilhança, adotando a distribuição Gaussiana para modelar as regiões de uma imagem (MITICHE; AYED, 2010). A Figura 9(a) apresenta uma imagem de 5 regiões adjacentes com distribuição Gaussiana. A conectividade entre as regiões atribui um grau de dificuldade de segmentação em que o *level set* binário falha. A Figura 9(b) mostra a velocidade de propagação da frente segundo a Equação (19).

Figura 9: (a) Imagem sintética com 5 regiões seguindo distribuição Gaussiana, e (b) matriz de velocidade F com escala: *branco* = 1 e *preto* = -4.



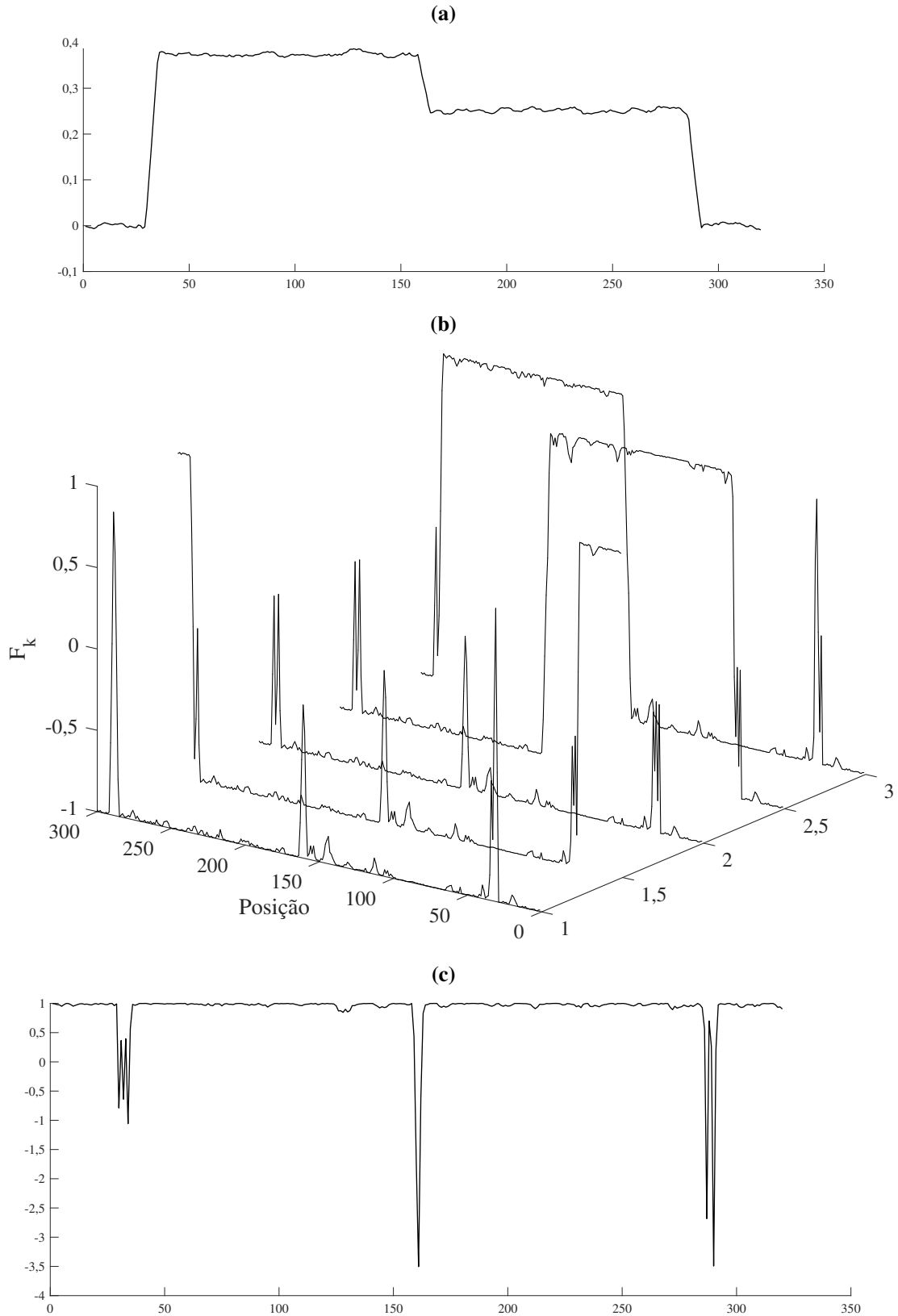
Fonte: Autor.

A Figura 10(c) mostra a função de velocidade proposta computada em uma linha da imagem na Figura 9(a). O comportamento impulsivo da função de velocidade na região de borda é destacado. Esse comportamento induz o crescimento da frente em todas as regiões e sua convergência nas bordas (impulsos negativos). A Figura 10(b) ilustra o resultado do passo intermediário em que são calculadas as componentes F_n .

A Figura 11(a-d) mostra o processo de evolução de uma única frente de *level set* na segmentação da imagem da Figura 9(a). A frente de *level set* evoluiu por meio da velocidade na Figura 9(b).

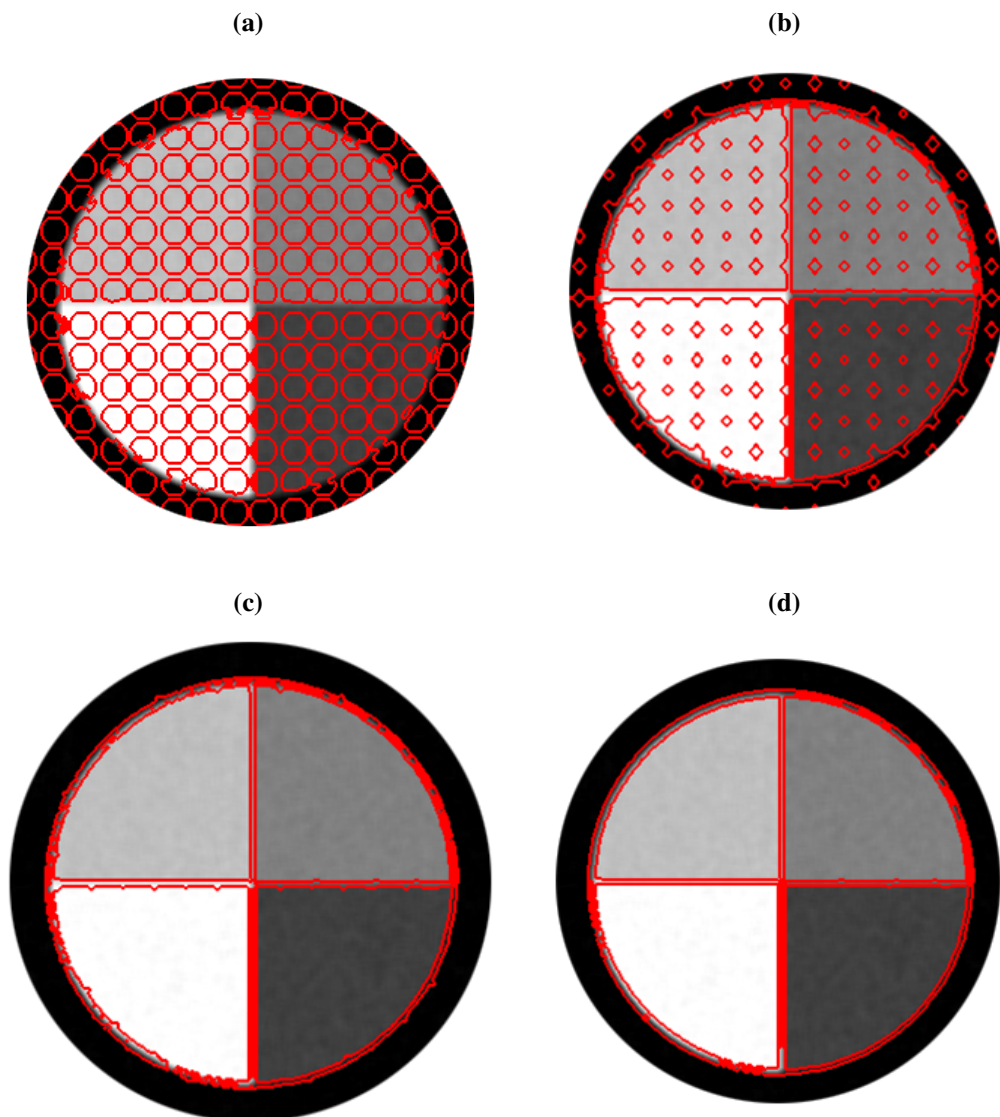
Neste processo, o número de regiões foi considerado um conhecimento a priori e os parâmetros de cada região foram automaticamente estimados por meio do método de Mistura de Gaussianas (MCLACHLAN; PEEL, 2000). As médias e variâncias obtidas foram utilizadas para calcular as probabilidades P_n e P_b de cada pixel e, consequentemente, as componentes de velocidade F_n .

Figura 10: Etapas do cálculo da matriz de velocidade F : (a) linha da imagem original, (b) componentes F_n calculadas por (4.3), (c) F final.



Fonte: Autor.

Figura 11: (a) *Level set zero*. (b) Solução para 4 iterações. (c) Solução para 5 iterações. (d) Convergência em 30 iterações.



Fonte: Autor.

4.3 Método LSMR aplicado à tomografia computadorizada do crânio

Para a segmentação das imagens de TC do crânio, conforme Rebouças *et al.* (2018), inicialmente é preciso um pré-processamento com o intuito de delimitar a área de interesse para segmentação. Para detectar o crânio, é realizada uma limiarização utilizando o limiar de 200 UH. Dessa maneira, pixel com valor superior a 200 UH é considerado pertencente à região óssea. Após a limiarização, será considerado apenas o objeto de maior área e, posteriormente, o crânio será preenchido por morfologia matemática (GONZALEZ; WOODS, 2008). Somente

Algoritmo 2 Evolução do método LSMR.

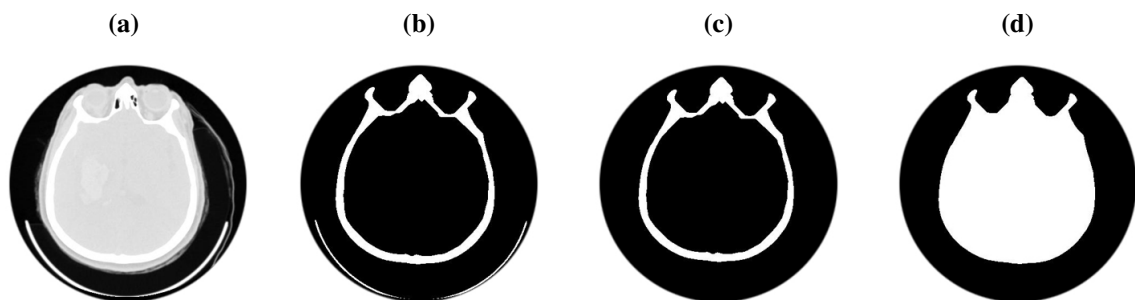
```

1:  $\Delta t \leftarrow 0.5$ 
2:  $B \leftarrow 1.6$ 
3: Iniciar matriz de level set zero  $\psi^0$ 
4: Criar elemento estruturante  $E$ 
5: para  $n \leftarrow 1$  até  $N$  fazer
6:   Calcular matriz  $P_n$ 
7: fim para
8: para  $n \leftarrow 1$  até  $N$  fazer
9:   Calcular  $P_b$  a partir da Equação (4.2)
10:  Calcular  $F_n$  a partir da Equação (4.3)
11:   $F \leftarrow F + \log_B(B \cdot |F_n|)$ 
12: fim para
13:  $k \leftarrow 0$ 
14: repetir
15:   Calcular Equação (3.15)
16:   Calcular Equação (3.16)
17:    $k \leftarrow k + 1$ ;
18: até  $\psi^k$  Convergir

```

a área do crânio será considerada para segmentação das regiões. A Figura 12 mostra os passos da limiarização.

Figura 12: Limiarização do crânio para construção da máscara: a) imagem original; b) imagem original limiarizada; c) seleção da região de maior área e d) máscara da região do crânio.



Fonte: Autor.

Na segunda etapa do pré-processamento, é necessária a análise das densidades radiológicas do cérebro. Para isso, foi utilizado o método Análise das Densidades dos Tecidos Humanos (ADH) utilizado por Rebouças *et al.* (2018) que sugere as seguintes faixas de densidades radiológicas:

- Sangue (56 a 76 UH)
- Osso (200 a 2000 UH)
- Massa cinzenta do cérebro (32 a 41 UH)

- Massa branca do cérebro (23 a 34 UH)
- Fluido espinhal (-5 a 5 UH)
- Ar (-1005 a -995 UH)

O objetivo é segmentar e rotular estas 5 das 6 classes variando da classe 1 à classe 5, pois na limiarização, a região que contém os valores do ar foi removida. A generalização proposta por Rebouças *et al.* (2018) é usada para calcular a probabilidade de cada classe:

$$P_n(x,y) = \frac{f_n(x,y)}{\sum_{n=0}^5 f_n(x,y)}, \quad (4.6)$$

em que $P_n(x,y)$ é a probabilidade do pixel (x,y) pertencer à classe n . O termo f_n é o número de pixels na vizinhança de (x,y) com densidades na classe n , e é expresso como:

$$f_n(x,y) = \sum_{l=-i}^i \sum_{m=-i}^i R_n(x-l, y-m), \quad (4.7)$$

em que i determina o tamanho da vizinhança definida como:

$$R_n(x,y) = \begin{cases} 1, & \lim_{inf}(n) < z(x,y) < \lim_{sup}(n) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.8)$$

Os limiares $\lim_{inf}$ e $\lim_{sup}$ representam os limites inferior e superior de cada classe, respectivamente, e $z(x,y)$ é o pixel da imagem em análise. A Figura 13 mostra o processo de segmentação de múltiplas regiões. Cada matriz de probabilidades P_n é computada com base nos parâmetros Ω_n e a respectiva matriz de probabilidade de fundo P_b é calculada pela Equação (4.2). A função de propagação F é estimada da Equação (4.3) e Equação (4.5) para realizar a evolução do conjunto de níveis pela Equação (3.15). As regiões segmentadas e uma imagem quantizada em escala de cinza são os resultados finais.

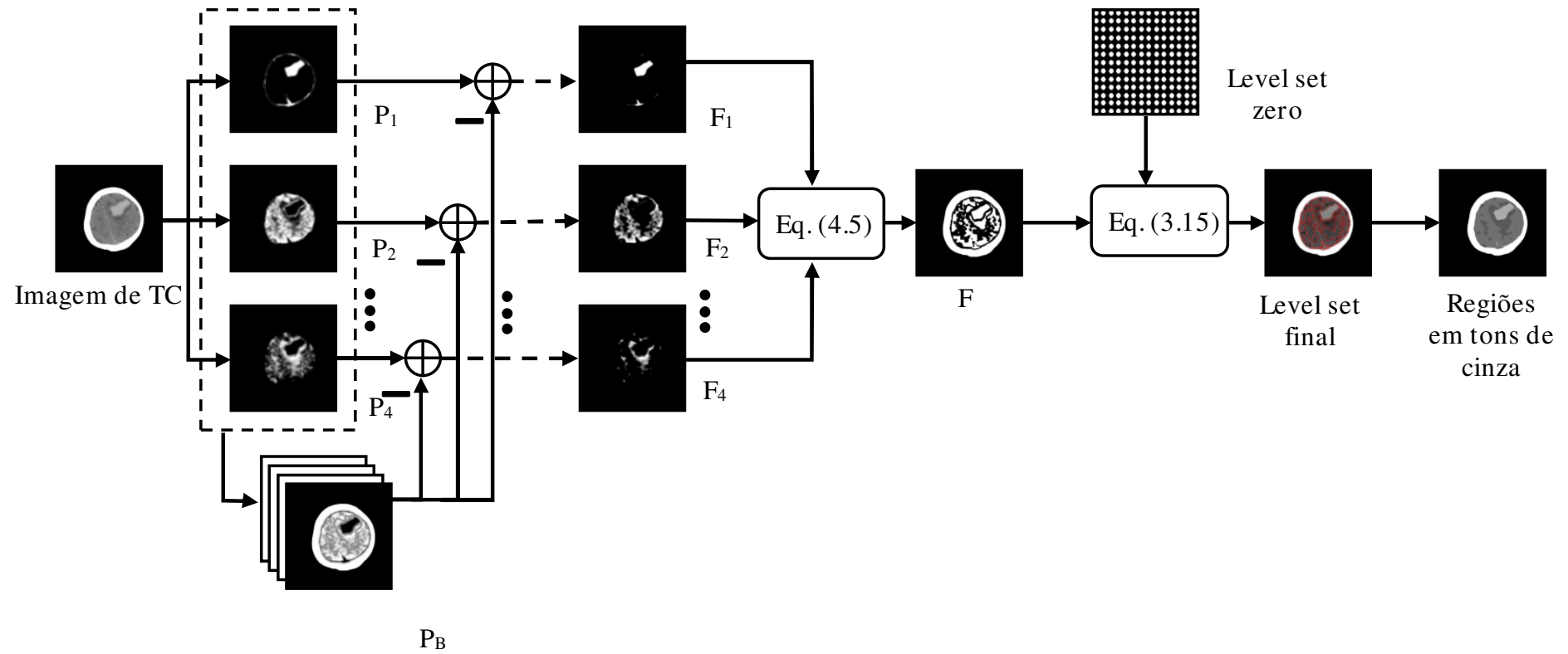


Figura 13: Segmentação de múltiplas regiões com *level set*.

Fonte: Autor.

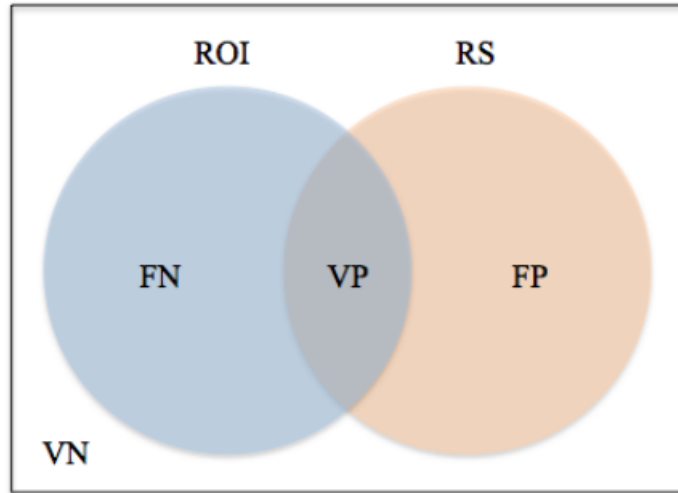
4.4 Métricas para avaliação do AVC hemorrágico

Foram adotadas métricas comumente utilizadas na literatura para avaliar a segmentação de imagens de forma quantitativa. Devido existir padrão ouro somente para a região de AVC hemorrágico segmentado manualmente por um médico especialista somente essa região será avaliada neste momento, apesar da segmentação englobar diversas áreas. As métricas utilizadas têm o objetivo de comparar o resultado da segmentação do método proposto neste trabalho com outros métodos presentes na literatura. O objetivo é avaliar a semelhança ou discrepância da região segmentada pelo método e o padrão ouro com base na quantidade de pixels classificados de forma correta ou não para determinada região da imagem. As outras regiões segmentadas serão avaliadas posteriormente com métricas que relacionem a imagem de entrada com os resultados da segmentação.

O objetivo do resultado da segmentação por um método é ter uma região segmentada com o maior nível de semelhança possível ao da região de interesse tomada como padrão ouro. Em uma segmentação para duas regiões, ou seja, para uma imagem binária, os pixels que pertencem à região de interesse são rotulados com 1 e, caso não, são rotulados com 0. Dessa maneira, a classe de interesse é chamada de classe positiva e o fundo, classe negativa. A classificação dos pixels é obtida pelos valores de verdadeiro positivo (VP), falso positivo (FP), verdadeiro negativo (VN) e falso negativo (FN) (METZ, 1978).

Na Figura 14, é demonstrada a representação gráfica de VP, FP, VN e FN com base em uma segmentação binária, em que a região de interesse (ROI) segmentada pelo médico especialista é composta por VP + FN e o fundo da imagem por FP + VN. Já a região segmentada pelo algoritmo (RS) é composta por VP + FP e o fundo por FN + VN, em que:

- *VP* são os pixels que pertencem tanto à região de interesse segmentada pelo algoritmo computacional quanto à região de interesse segmentada pelo padrão ouro.
- *VN* são os pixels que pertencem tanto à região de fundo segmentada pelo algoritmo computacional, quanto à região de fundo no padrão ouro.
- *FP* são os pixels que pertencem à região de interesse segmentada pelo algoritmo computacional, mas que são classificados como fundo no padrão ouro.
- *FN* são os pixels que pertencem à região de fundo no algoritmo computacional, mas são classificados como região de interesse no padrão ouro.

Figura 14: Regiões onde VP, VN, FP e FN são computadas.

Fonte: Rebouças (2017).

4.4.1 Acurácia

A acurácia faz a relação dos pixels segmentados corretamente com o total de pixels da imagem visando determinar o quão precisa foi a segmentação. No entanto, a acurácia não pode sozinha determinar se os resultados foram satisfatórios, pois como a região de AVC hemorrágico é bem menor que a região que não possui AVC hemorrágico essa métrica poderá acarretar em valores altos.

Em Bhadauria, Singh e Dewal (2013), a métrica da acurácia é calculada da seguinte forma:

$$ACC = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}. \quad (4.9)$$

4.4.2 Precisão

A precisão diz o quão semelhantes foram os resultados, e quanto menor for o desvio padrão, maior será a precisão. Ela faz uma análise entre todas as predições positivas. Essa métrica relaciona em proporção e faz a divisão do VP pela soma entre VP e FP. Bhadauria e Dewal (2014) definem a precisão como:

$$PRE = \frac{VP}{VP + FP}. \quad (4.10)$$

4.4.3 Sensitividade

A sensibilidade mostra o quanto o método é eficaz na classificação da área de interesse de forma correta. Ou seja, um pixel é classificado como pertencente à região de interesse quando ele realmente o é. Essa métrica é calculada conforme Bhaduria e Dewal (2014):

$$SEN = \frac{VP}{VP + FN}. \quad (4.11)$$

4.4.4 Especificidade

A especificidade mostra o quanto o método é eficaz em classificar corretamente as áreas que não são as de interesse. Ou seja, um pixel ser classificado como região de fundo e no padrão ouro ele pertencer à região de fundo. Em Bhaduria e Dewal (2014), ela é calculada conforme a expressão:

$$ESP = \frac{VN}{VN + FP}. \quad (4.12)$$

Para uma avaliação mais precisa são utilizadas métricas que levam em consideração apenas a região de interesse, como o Coeficiente de correlação Matthew (MCC), Índice Jaccard(Jac) e o coeficiente Dice. Os resultados foram obtidos para toda a base de imagens.

4.4.5 Coeficiente de correlação Matthew

Este coeficiente proposto por Matthews (1975) pode ser utilizado em classes desbalanceadas como as classes AVC hemorrágico e a classe não AVC hemorrágico. A medida tem intervalo $[-1, 1]$, em que -1 significa uma classificação completamente incorreta e $+1$ uma classificação completamente correta.

Para a avaliação de duas classes em positivo e negativo, a matriz de confusão é dada como $\begin{pmatrix} VP & FN \\ FP & VN \end{pmatrix}$. Em Matthews (1975) o cálculo do Coeficiente de correlação Matthew é dado por:

$$MCC = \frac{VP \times VN - FP \times FN}{\sqrt{(VP + FP)(VP + FN)(VN + FP)(VN + FN)}}. \quad (4.13)$$

4.4.6 Índice Jaccard

O Índice Jaccard é uma medida estatística de similaridade entre conjuntos de amostras. Essa métrica pode ser expressa como em Qian *et al.* (2013)

$$Jac = \frac{|ROI \cap RS|}{|ROI \cup RS|}, \quad (4.14)$$

em que *ROI* representa a região de interesse segmentada manualmente pelo médico especialista e *RS* o resultado da segmentação feita pelo algoritmo computacional.

Também é possível expressar essa métrica em termos de VP, FP e FN como:

$$Jac = \frac{VP}{VP + FP + FN}. \quad (4.15)$$

4.4.7 Coeficiente Dice

O coeficiente Dice é utilizado para avaliar a semelhança entre regiões. Caso o valor da sobreposição dos intervalos seja igual a 0, expressa uma não sobreposição entre as regiões, e já no caso de o valor ser igual a 1, expressa uma perfeita sobreposição das regiões. O cálculo do coeficiente é dado conforme Dice (1945):

$$Dice = 2 \cdot \frac{|ROI \cap RS|}{|ROI| + |RS|}, \quad (4.16)$$

em que *ROI* representa a região de interesse segmentada manualmente pelo médico especialista e *RS* o resultado da segmentação feita pelo algoritmo computacional.

O Dice também pode ser representado em termos de VP, FP e FN.

$$Dice = \frac{2VP}{2VP + FP + FN}. \quad (4.17)$$

4.5 Métricas para avaliação das imagens segmentadas em relação à imagem original

Na ausência do padrão ouro para todas as regiões da imagem e considerando que apenas uma avaliação visual das segmentações não seria suficiente para a avaliação da eficácia do método, foi necessária a utilização de métricas que pudessem avaliar a imagem segmentada em comparação à imagem original. Tais métricas irão avaliar os erros de segmentação e também

medidas relacionadas à estrutura da imagem. Dessa forma, é possível obter uma avaliação das múltiplas regiões segmentadas na imagem. Para isso, é feita a comparação da imagem original com uma imagem quantizada com base nas regiões segmentadas por cada método.

4.5.1 Erro Quadrático Médio

O erro quadrático médio (MSE) permite fazer uma avaliação dos pixels segmentados com os pixels da imagem original. Essa métrica permite fazer a comparação da imagem original com a imagem segmentada e avaliar a quantidade de pixels que foram corretamente segmentados. O MSE depende dos valores de intensidade da imagem, que determinam a precisão e a força da imagem final reconstruída (BHANDARI; KUMAR; SINGH, 2015). O MSE é obtido assim como em Bhandari, Kumar e Singh (2015):

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i,j) - \tilde{I}(i,j)]^2, \quad (4.18)$$

em que M e N são os tamanhos da imagem em linhas e colunas, I representa a imagem original e $\tilde{I}$ a imagem segmentada. Quanto menor o valor do MSE, melhor é o resultado da segmentação.

4.5.2 Relação sinal-ruído de pico

A métrica relação sinal-ruído de pico (PSNR) também está relacionada com os valores de intensidade da imagem (BHANDARI; KUMAR; SINGH, 2015). Quanto maior o valor de PSNR, melhor é o resultado final, pois é desejável que o MSE seja o mínimo possível. PSNR é dado por Bhandari, Kumar e Singh (2015):

$$PSNR(em\ dB) = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX I^2}{MSE} \right), \quad (4.19)$$

em que MAX é o valor de maior intensidade da imagem, I a imagem original e MSE o erro quadrático médio entre a imagem original e a imagem segmentada.

4.5.3 Índice de similaridade estrutural

O índice de similaridade estrutural (SSIM) tem como objetivo avaliar a similaridade da estrutura da imagem segmentada em comparação com a imagem original. O valor do SSIM tem intervalo $[0,1]$, em que 0 significa que não há similaridade de estrutura entre a imagem segmentada e a original e 1 significa similaridade total. O SSIM é calculado como Zhou Wang

A. C. Bovik e Simoncelli (2004) da seguinte maneira:

$$SSIM(I, \tilde{I}) = \frac{(2\mu_I\mu_{\tilde{I}} + C_1)(2\sigma_{I\tilde{I}} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_{\tilde{I}}^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_{\tilde{I}}^2 + C_2)}, \quad (4.20)$$

em que I é a imagem original, $\tilde{I}$ a imagem segmentada, μ_I , $\mu_{\tilde{I}}$, σ_I , $\sigma_{\tilde{I}}$ e $\sigma_{I\tilde{I}}$ são as médias locais, desvios e covariância cruzada. C é uma constante de regularização para luminância, contraste e termos estruturais especificada como um vetor de 3 elementos não negativos. Essa constante tem o intuito de evitar instabilidade para regiões em que a média e o desvio padrão possuem valores próximos a zero (Zhou Wang A. C. Bovik; Simoncelli, 2004).

4.5.4 Índice de similaridade de recursos

O índice de similaridade de recursos (características) (FSIM) é uma métrica de avaliação de qualidade da imagem. O principal recurso utilizado pelo FSIM é a congruência de fases pelo fato de o SVH entender uma imagem de acordo com esse recurso. O gradiente da imagem é aplicado como recurso secundário da métrica (ZHANG *et al.*, 2011). O objetivo da métrica é avaliar a similaridade dos recursos da imagem segmentada em relação à imagem original. Quanto maior o valor de FSIM, melhor o resultado da segmentação, sendo seu valor máximo igual a 1. Nesta dissertação, o FSIM foi calculado conforme Zhang *et al.* (2011):

$$FSIM = \frac{\sum_{X \in \Omega} S_L(X) PC_m(X)}{\sum_{X \in \Omega} PC_m(X)}, \quad (4.21)$$

em que x é o ponto analisado, $S_L(x) = S_{PC}(x) \cdot S_G(x)$, PC representa a congruência de fase e G a magnitude do gradiente, sendo $PC_m(x) = \max(PC_1(x), PC_2(x))$ (ZHANG *et al.*, 2011).

4.5.5 Entropia

Entropia é uma métrica que tem como objetivo avaliar as partes nítidas e salientes das bordas. Para o cômputo, foi utilizada a metodologia descrita por Gonzalez, Woods e Eddins (2003):

$$J = -\sum (h * \log_2(h)), \quad (4.22)$$

em que h é o histograma normalizado da imagem.

4.5.6 Erro Absoluto Normalizado

O Erro Absoluto Normalizado (Normalized Absolut Error - NAE) é utilizado para computar o erro da imagem segmentada com a imagem original. Quanto menor for o valor do NAE, melhor será a segmentação. O NAE é calculado de acordo com Hao, Li e Li (2017):

$$NAE = \frac{\sum |\tilde{I} - I|}{\sum I}, \quad (4.23)$$

em que I e $\tilde{I}$ representam a imagem original e a imagem segmentada, respectivamente.

4.6 Conclusão do capítulo

Neste capítulo, foi apresentada a técnica de *level set* para segmentação de imagens com múltiplas regiões aqui proposta e as métricas utilizadas para a avaliação dos resultados. O método é aplicado em imagens sintéticas com distribuição Gaussiana e, posteriormente, em imagens de tomografia computadorizada do crânio de pacientes com acidente vascular cerebral hemorrágico. No próximo capítulo, serão apresentados os resultados das segmentações utilizando as métricas para a avaliação do método proposto e de outros três métodos para comparação dos resultados.

EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos pelo método proposto apresentado no Capítulo 4 em comparação com outros 3 métodos presentes na literatura. Para a análise dos resultados, foram utilizadas 100 imagens de tomografia computadorizada do crânio adquiridas do Hospital do Coração de Fortaleza, Brasil, em que o AVC hemorrágico foi previamente segmentado por um médico especialista. Utilizou-se um tomógrafo GE MEDICAL SYSTEM modelo Optima CT660 para a aquisição destas imagens. Os planos tomográficos foram definidos com base no plano axial, nas seguintes condições: espessura de corte de 0,7 mm, campo de visão de 230 mm, voltagem do tubo de 120 kv, e corrente elétrica do tubo de 80 mA. A dimensão da imagem reconstruída é de 512 x 512 pixels e voxel com dimensões 0,488 x 0,488 x 1,5 mm. As imagens foram quantificadas em 16 bits e armazenadas no padrão DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*) (REBOUÇAS *et al.*, 2018). Todos os experimentos foram realizados com o software Matlab em um computador com frequência de 3,0 GHz de processamento e 8 GB de memória RAM.

5.1 Análise das segmentações do AVC hemorrágico

A Tabela 1 apresenta os resultados da segmentação para toda a base de imagens utilizando os métodos citados. As métricas avaliadas aqui são acurácia (ACC), precisão (PRE), sensibilidade (SEN) e especificidade (ESP). Os resultados obtidos na Tabela 1 mostram a superioridade do método na medida de acurácia com 99,67 % e menor desvio padrão de 0,002. Nas outras métricas o método proposto obteve índices acima de 94%. As métricas da Tabela 1 avaliaram somente a região de AVC hemorrágico comparando ao padrão ouro.

Tabela 1: Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos LSMR, crescimento de regiões (CR), *watershed* (WS) e *support vector machine* (SVM) pelas métricas Acurácia (ACC), Precisão (PRE), Sensitividade (SEN) e Especificidade (ESP).

Algoritmo	ACC(%)	PRE(%)	SEN(%)	SPC(%)
LSMR	99,67±0,002	94,05±0,208	70,17±0,239	99,98±0,001
CR	96,51±0,076	80,12±0,350	87,42±0,139	96,64±0,076
WS	98,87±0,005	52,48±0,227	44,01±0,147	99,51±0,003
SVM	98,66±0,008	46,51±0,219	43,89±0,175	99,26±0,008

O método proposto obteve resultados melhores na maior parte das métricas avaliadas na Tabela 1 com 0,8% na medida de acurácia acima do segundo melhor resultado. Nas demais métricas, é possível observar a superioridade do método com um resultado 14% melhor que o segundo melhor resultado utilizando a métrica precisão, e também foi superior na métrica de especificidade. No entanto, o método de crescimento de regiões obteve resultados melhores que o método proposto utilizando a métrica de sensibilidade.

A Tabela 2 contém os resultados das avaliações das segmentações da região de AVC hemorrágico realizadas por Rebouças (2017) para os métodos de *level set* baseados nas densidades radiológicas do cérebro combinado com a janela de Parzen ($LSDRC_{parzen}$), *level set* com *Fuzzy C-means* ($LSFCM_{evol}$), o método baseado no algoritmo de Li *et al.* (2008) chamado de ($LSDRC_{evol}$), e um método utilizando a estimação da FDP pela janela de Parzen com a iniciação proposta por Bhadauria, Singh e Dewal (2013) ($LSFCM_{parzen}$).

Tabela 2: Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos $LSDRC_{parzen}$, $LSFCM_{parzen}$, $LSDRC_{evol}$ e $LSFCM_{evol}$ pelas métricas Acurácia (ACC), Precisão (PRE), Sensitividade (SEN) e Especificidade (ESP)(REBOUÇAS, 2017).

Algoritmo	ACC(%)	PRE(%)	SEN(%)	SPC(%)
$LSDRC_{parzen}$	99,84±0,08	98,98±0,02	99,86±0,09	97,82±2,33
$LSFCM_{parzen}$	99,39±2,48	99,51±2,50	99,86±0,09	93,59±17,10
$LSDRC_{evol}$	99,79±0,13	99,97±0,03	99,81±0,13	97,42±2,23
$LSFCM_{evol}$	99,19±2,97	99,33±2,98	99,86±0,10	90,60±21,10

Em seus experimentos, Rebouças (2017) utilizou a mesma base de imagens desta dissertação. O método proposto superou todos os métodos na métrica de especificidade e obteve a terceira melhor acurácia.

Essas métricas fazem relação dos pixels da região de AVC hemorrágico com todos os pixels da imagem. Devido à região de AVC hemorrágico ser bem menor que a região fundo, todos os métodos terão uma acurácia elevada dada pelo alto índice de acerto nos pixels VN. Como pode ser visto na Tabela 1, os métodos avaliados obtiveram valores acima de 96%. Por esse motivo, torna-se necessária uma análise com métricas que priorizem a região de interesse, assim os resultados serão mais precisos. Tais métricas apresentadas na Tabela 3 são: coeficiente de correlação Matthew (MCC), Índice Jaccard (Jac) e Dice. Os resultados foram obtidos para toda a base de imagens.

Tabela 3: Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos LSMR, crescimento de regiões (CR), *watershed* (WS) e *support vector machine* (SVM) pelas métricas Coeficiente de Correlação de Matthew (MCC), Índice Jaccard (Jac) e Dice.

Algoritmo	MCC(%)	Jac(%)	Dice(%)
LSMR	79,71±0,216	68,53±0,236	78,16±0,232
CR	78,47±0,302	71,13±0,309	77,34±0,324
WS	46,93±0,170	31,90±0,133	46,71±0,167
SVM	43,43±0,178	29,10±0,149	43,01±0,182

O método proposto obteve melhores resultados, mostrando-se superior na maior quantidade de métricas utilizadas. No MCC, o método foi 1,24% melhor que o segundo melhor resultado e no Dice 0,82% melhor, com média de 79,71% no MCC e 78,16% no Dice. O método de crescimento de regiões apresentou melhor resultado no Jac, com 2,6% a mais que o método proposto. O método de *level set* pode ter áreas de traçado externas ao padrão ouro, causadas pela base logarítmica adotada que causa efeitos de bordas espessas, o que pode provocar uma diferença nas avaliações baseadas em pixels. A transformada de *watershed* apresentou resultado inferior devido a sua característica de supersegmentação nas imagens. O método de classificação de pixel utilizando SVM também não obteve resultados satisfatórios em decorrência de sua alta taxa de erros nos pixels classificados como AVC pelo padrão ouro.

Rebouças (2017) apresentou os resultados utilizando apenas as métricas que priorizam o AVC na Tabela 4.

O método aqui proposto não atingiu resultados melhores que os métodos avaliados por Rebouças (2017). No entanto, a metodologia proposta é focada na segmentação de múltiplas regiões, ao contrário do método proposto por Rebouças (2017). Devido à metodologia adotada, é preciso realizar o cômputo do logaritmo para obtenção do cruzamento em zero necessário para a convergência do método. Ao computar o log na função velocidade proposta na Equação (4.5), é adotada como prioridade a separação entre as regiões à nitidez da borda. Com isso, é possível que as bordas entre as regiões fiquem mais espessas, causando uma subsegmentação

Tabela 4: Avaliação da segmentação do AVC hemorrágico para os métodos $LSDRC_{parzen}$, $LSFCM_{parzen}$, $LSDRC_{evol}$ e $LSFCM_{evol}$ pelas métricas Coeficiente de Correlação de Matthew (MCC), Índice Jaccard (Jac) e Dice (REBOUÇAS, 2017)

Algoritmo	MCC(%)	Jac(%)	Dice(%)
$LSDRC_{parzen}$	$92,56 \pm 2,45$	$86,10 \pm 5,99$	$92,41 \pm 2,84$
$LSFCM_{parzen}$	$90,53 \pm 14,10$	$84,32 \pm 15,50$	$90,18 \pm 15,74$
$LSDRC_{evol}$	$88,05 \pm 12,06$	$79,45 \pm 16,00$	$87,31 \pm 14,10$
$LSFCM_{evol}$	$87,70 \pm 16,88$	$80,33 \pm 19,27$	$87,14 \pm 18,47$

em algumas regiões, levando a valores menores do que os avaliados por Rebouças (2017).

A Figura 15 mostra os resultados das segmentações das regiões de AVC do padrão ouro e dos métodos avaliados.

O método aqui proposto falha nas imagens em que a região de AVC segmentada pelo médico especialista tem tamanhos de $1,10cm^2$, $1,43cm^2$, $1,79cm^2$, $1,93cm^2$ e $2,21cm^2$. Dessa maneira, pode-se considerar que o método falha para regiões com tamanho menor que $2,22cm^2$. Na Figura 16 é possível observar as regiões segmentadas pelo padrão ouro e as segmentações pelos métodos utilizados nas avaliações em que o método falha.

Essas imagens possuem regiões de AVC de $1,10cm^2$, $1,43cm^2$, $1,79cm^2$, $1,93cm^2$ e $2,21cm^2$, respectivamente. O método proposto não foi capaz de detectar as regiões devido à subsegmentação causada pelo cômputo do $\log$ na função de propagação. No entanto, observa-se que na maioria das imagens, os outros métodos também não obtiveram êxito.

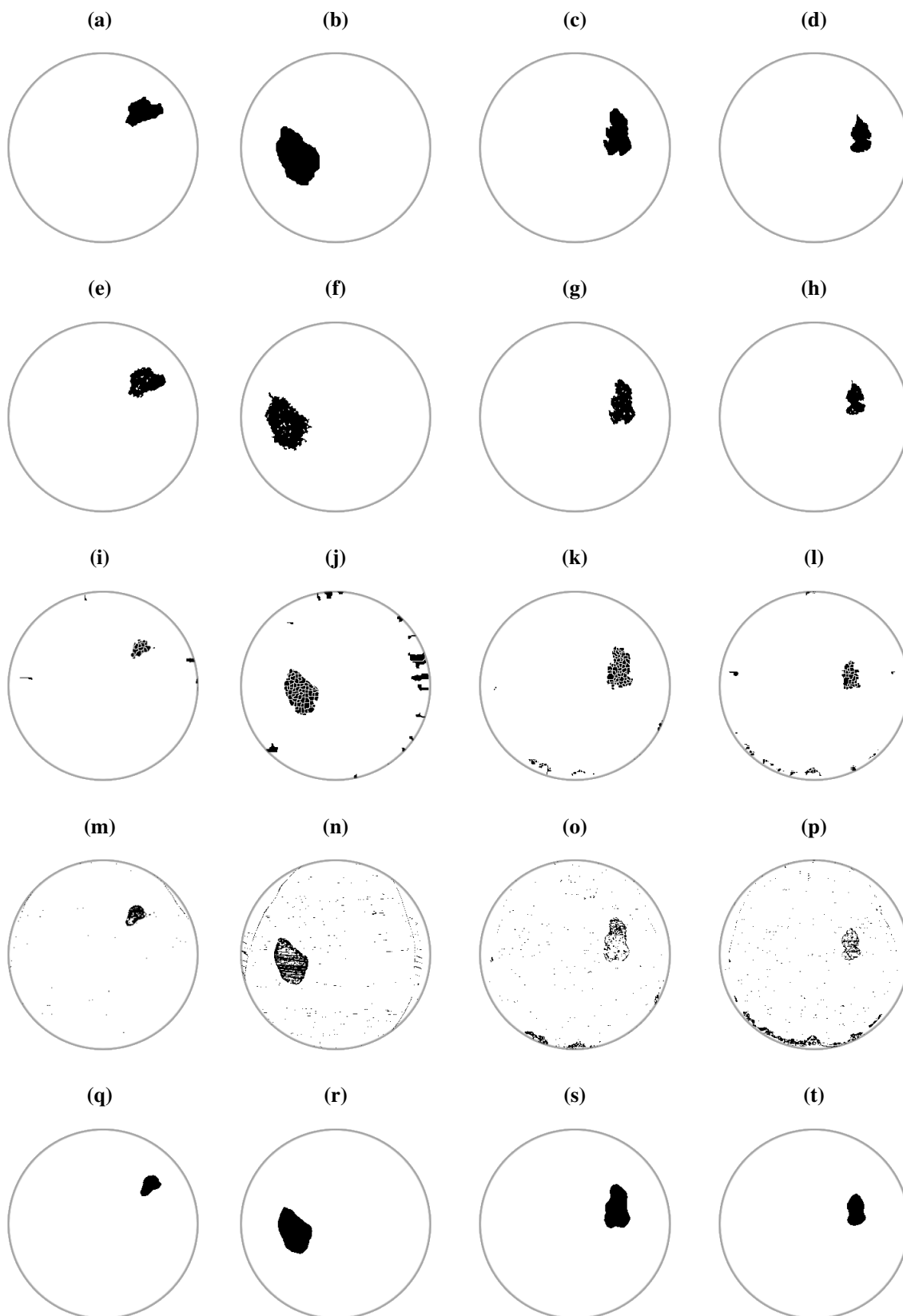
No crescimento de regiões, é notável que quase todas as regiões foram segmentadas como região de AVC. Tal resultado é dado pelo fato da região de AVC possuir tamanho menor que $2,22cm^2$, dificultando a seleção do pixel semente.

5.2 Análise das segmentações de todas as regiões da imagem

Por não possuir padrão ouro para todas as regiões da imagem, foram utilizadas métricas que façam uma relação da imagem de entrada com a imagem quantizada a partir do resultado de segmentação. Os resultados foram obtidos para toda a base de 100 imagens com os mesmos métodos utilizados na avaliação do AVC hemorrágico. Na Figura 17, são mostrados exemplos dos resultados das segmentações para todas as regiões da imagem de TC.

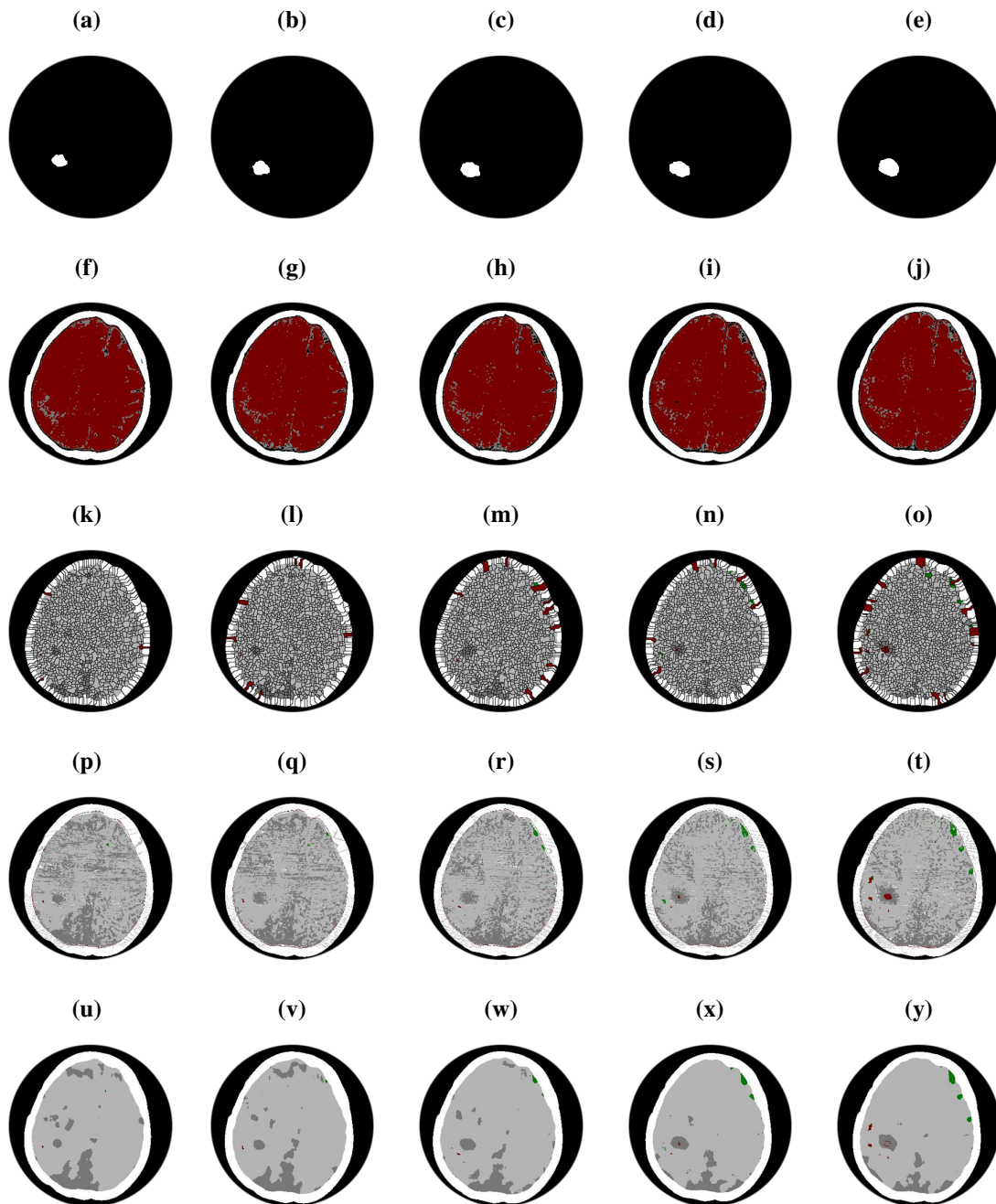
A Tabela 5 apresenta os resultados das segmentações obtidas para toda a base de imagens. As métricas avaliadas são o erro quadrático médio (MSE), relação sinal-ruído de pico (PSNR),

Figura 15: Resultados obtidos da segmentação em imagens de TC da região de AVC hemorrágico. (a-d) Padrão ouro. (e-h) Crescimento de região. (i-l) Transformada de *watershed*. (m-p) *Support vector machine* (q-t) LSMR.



Fonte: Autor.

Figura 16: Resultados obtidos da segmentação dada pelo padrão ouro em que os métodos falham. Sangue em vermelho, osso em branco, massa cinzenta em cinza escuro, massa branca em cinza claro e fluido espinal em verde. (a-e) Segmentação do padrão ouro. (f-j) Crescimento de região. (k-o) Transformada de *watershed*. (p-t) *Support vector machine* (u-y) LSMR.



Fonte: Autor.

índice de similaridade estrutural (SSIM), índice de similaridade de recursos (FSIM), entropia (*Entropy*) e erro absoluto normalizado (NAE).

Os resultados obtidos na Tabela 5 mostram a superioridade do método em 5 métricas. Na medida de SSIM, o método de SVM mostrou-se superior.

Tabela 5: Avaliação da segmentação de múltiplas regiões para os métodos LSMR, crescimento de regiões (CR), *watershed* (WS) e *support vector machine* (SVM) pelas métricas MSE, PSNR, SSIM, FSIM, *Entropy* e NAE.

Métodos	MSE	PSNR	SSIM%	FSIM%	Entropy%	NAE
LSMR	2441,95±2008,49	14,97±6,07	74,29±0,03	93,96±0,01	87,60±0,03	0,004±0,002
CR	65402,00±34869,72	-1,51±2,54	73,44±0,03	91,22±0,03	86,75±0,04	0,047±0,025
WS	433932,02±36395,66	-10,34±0,37	65,61±0,03	72,89±0,04	68,79±0,05	0,299±0,034
SVM	2610,48±2010,35	13,92±4,89	74,75±0,04	93,58±0,01	87,50±0,03	0,005±0,002

O método proposto apresentou resultados satisfatórios nas métricas utilizadas e também um melhor resultado na análise visual das segmentações, conseguindo segmentar as 5 regiões de interesse. O SVM obteve melhores resultados SSIM com 0,46% acima do método proposto.

Com base nas métricas utilizadas, é possível observar resultados promissores para o método proposto na segmentação de múltiplas regiões. Além do método não exigir pós-processamento após a segmentação, como é feito nos outros 3 métodos aqui apresentados, a inicialização é feita de forma automática. Os métodos de *watershed* e SVM utilizaram o mesmo cálculo de probabilidade que o método proposto, enquanto o método de crescimento de regiões foi inicializado de forma manual imagem a imagem.

No crescimento de regiões, a região de massa cinzenta e a região de massa branca são geralmente classificadas como uma única região. Tal fato acontece pelas características das imagens em possuírem uma alta variação de intensidades e os limiares dessas regiões estarem muito próximos. A região do fluido espinhal não foi segmentada corretamente pelo fato de possuir áreas desconectadas entre si e, portanto, o método necessitaria de uma outra semente para as regiões desconexas pertencentes a uma mesma região, tendo em vista que ao encontrar outra região diferente da analisada, ele irá convergir.

O algoritmo de segmentação por *watershed* tende a ter um problema de sobresegmentação em imagens com uma grande variedade de intensidades. Com intuito de diminuir o problema, neste trabalho é utilizado um pós-processamento no qual as regiões com valores médios próximos dentro do intervalo das regiões a serem segmentadas foram unidas após a segmentação pela transformada. Assim, o resultado da segmentação ficou mais próximo do padrão ouro. Para um melhor resultado, é necessário um pós-processamento para a classificação correta das áreas devido a sua característica de supersegmentação. Pixels com níveis de cinza muito próximos

são unidos em uma mesma região e, posteriormente, é feita a classificação das regiões.

Na técnica de classificação de pixel utilizando SVM, as informações de vizinhança não são levadas em consideração limitando o desempenho da abordagem. O *level set* para múltiplas regiões teve as regiões de AVC subsegmentadas, efeito da suavidade das bordas causada pela base logarítmica adotada, priorizando a separação entre as regiões adjacentes.

Por fim, é necessária a avaliação do tempo de segmentação das imagens, sendo esta análise apresentada na Tabela 6.

Tabela 6: Tempos de segmentação das múltiplas regiões pelos métodos LSMR, crescimento de regiões (CR) e *watershed* (WS).

Algoritmo	Tempo(s)
LSMR	0,45±0,0003
CR	5,74±4,6660
WS	1,98±0,4035

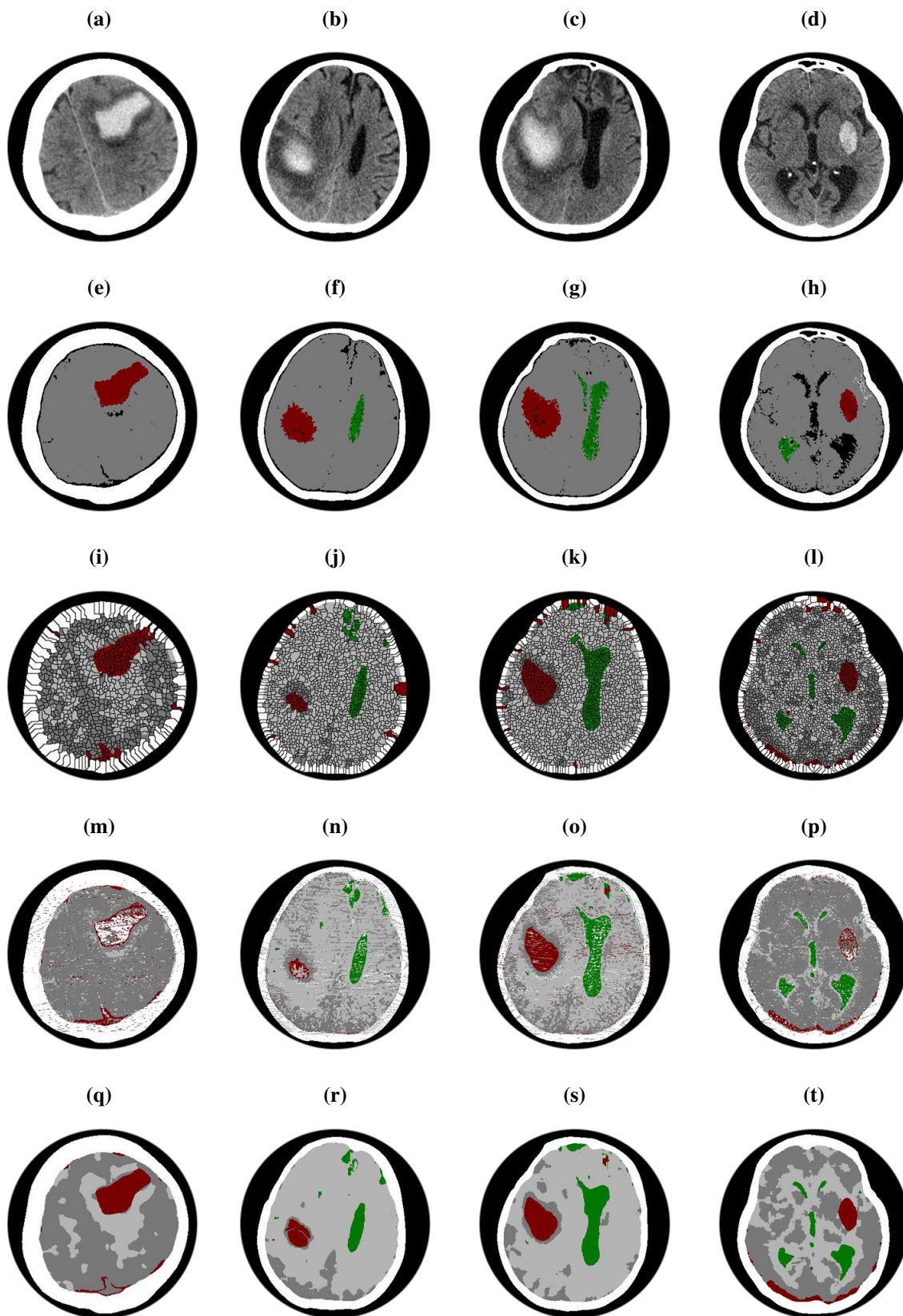
O tempo médio de segmentação pelo método proposto foi consideravelmente menor, como pode ser visualizado na Tabela 6. O método de Braga (2016) para segmentação hierárquica de células cervicais com tamanho médio de 140 x 156 pixels e com três regiões, sendo elas núcleo, citoplasma e fundo, levou 0,99s para a segmentação. Já o método proposto levou 0,45s para a segmentação de imagens com cinco regiões de tamanho 512 x 512 pixels, mostrando a superioridade do método no tempo computacional.

O método de SVM teve um custo computacional muito distante dos métodos avaliados e, por esse motivo, não foi introduzido na tabela de comparação dos resultados.

5.3 Conclusão do capítulo

Neste capítulo, foram apresentados os resultados obtidos nas avaliações, os quais estão descritos nas tabelas e nas segmentações ilustradas de forma visual. Conclui-se, a partir dos achados aqui expostos, que o método proposto revelou ser eficaz na segmentação de imagens de TC com múltiplas regiões e também que a abordagem pode ser aplicada a outros tipos de imagens, como as imagens sintéticas aqui avaliadas.

Figura 17: Resultados obtidos da segmentação em imagens de TC das múltiplas regiões. Sangue em vermelho, osso em branco, massa cinzenta em cinza escuro, massa branca em cinza claro e fluido espinal em verde. (a-d) Imagem original com processamento de contraste para a visualização. (e-h) Crescimento de região. (i-l) Transformada de *watershed*. (m-p) *Support vector machine* (q-t) LSMR.



CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este capítulo tem como objetivo apresentar as conclusões desta dissertação, obtidas a partir da consideração dos objetivos, dos aspectos metodológicos, da análise e discussão dos resultados obtidos. Além disso, são apresentadas as perspectivas de trabalhos futuros.

6.1 Conclusões

Nesta dissertação é proposta uma abordagem do método de level set aqui chamado de LSMR para segmentar imagens com múltiplas regiões de TC de pacientes com AVC hemorrágico.

A principal contribuição deste trabalho é propor uma nova função velocidade para a evolução do método baseado na função já conhecida para duas regiões. A metodologia proposta teve eficácia no banco de imagens testado. Para a detecção da região de AVC hemorrágico o método teve 95% de acerto comparado com o padrão ouro disponibilizado por um médico especialista. Já para a avaliação de todas as regiões da imagem são utilizadas diversas métricas que avaliam a imagem de entrada com a imagem segmentada pelo algoritmo proposto e foram obtidos resultados promissores.

O método proposto nesta dissertação conseguiu alcançar o objetivo de segmentar imagens com múltiplas regiões utilizando apenas uma função de level set. Os experimentos mostraram a eficácia do método na segmentação de imagens de tomografia computadorizada obtendo bons resultados nas avaliações. Além dessas imagens foi possível verificar que a abordagem pode ser utilizada em outros tipos de imagens, pois os testes em imagens sintéticas foram satisfatórios.

6.2 Trabalhos futuros

Dentre as sugestões de trabalhos futuros, destacam-se:

- Melhorar a relação entre separação de regiões e nitidez da borda.
- Aplicar o método em outros tipos de imagens para auxílio ao diagnóstico médico.
- Avaliar a abordagem aqui proposta em imagens de radar de abertura sintética (SAR - do inglês Synthetic Aperture Radar)

Referências Bibliográficas

- ALLEHAIBI, Khalid Hamed S; NUGROHO, Lukito Edi; LAZUARDI, Lutfan; PRABUWONO, Anton Satria; MANTORO, Teddy *et al.* Segmentation and classification of cervical cells using deep learning. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 116925–116941, 2019.
- AO, S H A N G. Remote sensing image segmentation based on a robust fuzzy C-means algorithm improved by a parallel Lévy grey wolf algorithm. v. 58, n. 17, p. 4812–4822, 2019.
- ARAÚJO, Flávio HD; SILVA, Romuere RV; USHIZIMA, Daniela M; REZENDE, Mariana T; CARNEIRO, Cláudia M; BIANCHI, Andrea G Campos; MEDEIROS, Fátima NS. Deep learning for cell image segmentation and ranking. **Computerized Medical Imaging and Graphics**, Elsevier, v. 72, p. 13–21, 2019.
- AURIA, Laura; MORO, R. A. Support vector machines (svm) as a technique for solvency analysis. DIW Berlin discussion paper, v. 811, 2008.
- BANGARU, Srikanth Sagar; WANG, Chao; HASSAN, Marwa; JEON, Hyun Woo; AYILURI, Tarun. Estimation of the degree of hydration of concrete through automated machine learning based microstructure analysis – A study on effect of image magnification. **Advanced Engineering Informatics**, Elsevier, v. 42, n. June, p. 100975, 2019. ISSN 14740346. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.aei.2019.100975>>.
- BHADAURIA, H. S.; DEWAL, M. L. Intracranial hemorrhage detection using spatial fuzzy c-mean and region-based active contour on brain CT imaging. **Signal, Image and Video Processing**, v. 8, n. 2, p. 357–364, 2014. ISSN 18631703.
- BHADAURIA, H. S.; SINGH, Annapurna; DEWAL, M. L. An integrated method for hemorrhage segmentation from brain CT Imaging. **Computers and Electrical Engineering**, Elsevier Ltd, v. 39, n. 5, p. 1527–1536, 2013. ISSN 00457906. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.compeleceng.2013.04.010>>.
- BHANDARI, A. K.; KUMAR, A.; SINGH, G. K. Tsallis entropy based multilevel thresholding for colored satellite image segmentation using evolutionary algorithms. **Expert Systems with Applications**, Elsevier Ltd., v. 42, n. 22, p. 8707–8730, 2015. ISSN 09574174. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2015.07.025>>.
- BHATTACHARJEE, Subrata; PARK, Hyeon-Gyun; KIM, Cho-Hee; PRAKASH, Deekshitha; MADUSANKA, Nuwan; SO, Jae-Hong; CHO, Nam-Hoon; CHOI, Heung-Kook. Quantitative analysis of benign and malignant tumors in histopathology: Predicting prostate cancer grading using svm. **Applied Sciences**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 9, n. 15, p. 2969, 2019.

BRAGA, Alan M. **Um algoritmo rápido de level set para segmentação hierárquica de núcleos de células cervicais e sua massa citoplasmática**. Dissertação (Dissertação (Mestrado)) — Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, 2016.

BRAGA, Alan M.; MARQUES, Regis C.P.; RODRIGUES, Francisco A.A.; MEDEIROS, Fátima N.S. A median regularized level set for hierarchical segmentation of SAR images. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 14, n. 7, p. 1171–1175, 2017. ISSN 1545598X.

BRAGA, Alan M; MARQUES, Regis C P; USHIZIMA, Daniela M. Segmentação de Células Cervicais Utilizando Level Set Binário-Hierárquico. **Conference on Graphics, Patterns and Images, 28 (SIBGRAPI)**, 2015.

BUZUG, Thorsten M; MIHAILIDIS, Dimitris. Computed tomography from photon statistics to modern cone-beam ct. **MedPh**, v. 36, n. 8, p. 3858, 2009.

CASELLES, V.; SAPIRO, G.; CHUNG, D. H. Vector Median Filters, Inf-Sup Operations, and Coupled PDEs: Theoretical Connections. **J. Math. Imag. Vis.**, v. 12, n. 2, p. 109–120, April 2000.

CHAMBOLLE, Antonin; CREMERS, Daniel; POCK, Thomas; CHAMBOLLE. A Convex Approach to Minimal Partitions . **SIAM Journal on Imaging Sciences**, v. 5, n. 4, p. 1113–1158, 2012.

CHEN, Guangsheng; LI, Chao; WEI, Wei; JING, Weipeng; WOŹNIAK, Marcin; BLAŽAUSKAS, Tomas; DAMAŠEVIČIUS, Robertas. Fully convolutional neural network with augmented atrous spatial pyramid pool and fully connected fusion path for high resolution remote sensing image segmentation. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 9, n. 9, 2019. ISSN 20763417.

CHENG, Dansong; TIAN, Feng; LIU, Lin; LIU, Xiaofang; JIN, Ye. Image segmentation based on multi-region multi-scale local binary fitting and Kullback–Leibler divergence. **Signal, Image and Video Processing**, Springer London, v. 12, n. 5, p. 895–903, 2018. ISSN 18631711. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11760-017-1234-0>>.

CHUNG, C-P. Types of stroke and their differential diagnosis. In: **Primer on Cerebrovascular Diseases**. [S.l.]: Elsevier, 2017. p. 372–376.

CLÈRIGUES, Albert; VALVERDE, Sergi; BERNAL, Jose; FREIXENET, Jordi; OLIVER, Arnau; LLADÓ, Xavier. Acute ischemic stroke lesion core segmentation in ct perfusion images using fully convolutional neural networks. **Computers in Biology and Medicine**, Elsevier, v. 115, p. 103487, 2019.

COSTA, Luciano da Fontoura Da; CESAR, Roberto Marcondes. **Shape Analysis and Classification: Theory and Practice**. 1st. ed. USA: CRC Press, Inc., 2000. ISBN 0849334934.

CUI, Siming; SHEN, Xuanjing; LYU, Yingda. Automatic segmentation of brain tumor image based on region growing with co-constraint. In: SPRINGER. **International Conference on Multimedia Modeling**. [S.l.], 2019. p. 603–615.

DICE, L.R. Measures of the amount of ecologic association between species. **Journal of Ecology**, New York, v. 26, n. 3, p. 297–302, 1945.

DUAN, Peng; CHENG, Wenbo; QIAN, Qing; ZHANG, Qiang; YANG, Renbing; PAN, Yujun. Overlapping cervical cell image segmentation based on bottleneck detection and watershed algorithm. **Zhongguo yi Liao qi xie za zhi= Chinese Journal of Medical Instrumentation**, v. 44, n. 1, p. 7–12, 2020.

DUBROVINA-KARNI, Anastasia; ROSMAN, Guy; KIMMEL, Ron. Multi-region active contours with a single level set function. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, IEEE, v. 37, n. 8, p. 1585–1601, 2015. ISSN 01628828.

FAN, Deng-Ping; ZHOU, Tao; JI, Ge-Peng; ZHOU, Yi; CHEN, Geng; FU, Huazhu; SHEN, Jianbing; SHAO, Ling. Inf-net: Automatic covid-19 lung infection segmentation from ct images. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, IEEE, 2020.

FREITAS, Claudio Fróes de. **Imaginologia: Série Abeno: Odontologia Essencial-Parte Clínica**. [S.l.]: Artes Medicas Editora, 2013.

FU, Yusheng; CAO, Zongjie; PI, Yiming. Multi-region segmentation of SAR image by a multiphase level set approach. **Journal of Electronics**, v. 25, n. 4, p. 556–561, 2008. ISSN 19930615.

GILLEBERT, Celine R; HUMPHREYS, Glyn W; MANTINI, Dante. Automated delineation of stroke lesions using brain ct images. **NeuroImage: Clinical**, Elsevier, v. 4, p. 540–548, 2014.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Digital image processing**. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, 2008.

GONZALEZ, Rafael C; WOODS, Richard Eugene; EDDINS, Steven L. **Digital image processing using MATLAB**. [S.l.]: New Jersey, Prentice Hall, Chapter 11., 2003.

GU, Zaiwang; CHENG, Jun; FU, Huazhu; ZHOU, Kang; HAO, Huaying; ZHAO, Yitian; ZHANG, Tianyang; GAO, Shenghua; LIU, Jiang. CE-Net: Context Encoder Network for 2D Medical Image Segmentation. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, v. 38, n. 10, p. 2281–2292, 2019. ISSN 1558254X.

GUI, Luying; LI, Chunming; YANG, Xiaoping. Medical image segmentation based on level set and isoperimetric constraint. **Physica Medica**, Elsevier, v. 42, n. August, p. 162–173, 2017. ISSN 1724191X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejmp.2017.09.123>>.

HAN, Tao; NUNES, Virgínia Xavier; SOUZA, Luís Fabrício De Freitas; MARQUES, Adriell Gomes; SILVA, Iágson Carlos Lima; JUNIOR, Marcos Aurélio Araujo Ferreira; SUN, Jinghua; FILHO, Pedro P Rebouças. Internet of medical things—based on deep learning techniques for segmentation of lung and stroke regions in ct scans. **IEEE Access**, IEEE, v. 8, p. 71117–71135, 2020.

HAO, Duo; LI, Qiuming; LI, Chengwei. Histogram-based image segmentation using variational mode decomposition and correlation coefficients. **Signal, Image and Video Processing**, Springer London, v. 11, n. 8, p. 1411–1418, 2017. ISSN 18631711.

- HESAMIAN, Mohammad Hesam; JIA, Wenjing; HE, Xiangjian; KENNEDY, Paul. Deep Learning Techniques for Medical Image Segmentation: Achievements and Challenges. **Journal of Digital Imaging**, Journal of Digital Imaging, v. 32, n. 4, p. 582–596, 2019. ISSN 1618727X.
- HU, Qinhua; LUÍS, Luís Fabrício; HOLANDA, Gabriel Bandeira; ALVES, Shara S.A.; FRANCISCO, Francisco Hércules; HAN, Tao; REBOUÇAS FILHO, Pedro P. An effective approach for CT lung segmentation using mask region-based convolutional neural networks. **Artificial Intelligence in Medicine**, Elsevier, v. 103, n. January, p. 101792, 2020. ISSN 18732860. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.artmed.2020.101792>>.
- KHADIDOS, Alaa; SANCHEZ, Victor; LI, Chang Tsun. Weighted Level Set Evolution Based on Local Edge Features for Medical Image Segmentation. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 26, n. 4, p. 1979–1991, 2017. ISSN 10577149.
- KHAN, Ahmad; REHMAN, Zia ur; JAFFAR, Muhammad Arfan; ULLAH, Javid; DIN, Ahmad; ALI, Akbar; ULLAH, Niamat. Color image segmentation using genetic algorithm with aggregation-based clustering validity index (CVI). **Signal, Image and Video Processing**, Springer London, v. 13, n. 5, p. 833–841, 2019. ISSN 18631711. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11760-019-01419-2>>.
- KRAMME, Rüdiger; HOFFMANN, Klaus-Peter; POZOS, Robert Steven. **Springer handbook of medical technology**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2011.
- KUANG, Hulin; MENON, Bijoy K.; QIU, Wu. Segmenting Hemorrhagic and Ischemic Infarct Simultaneously from Follow-Up Non-Contrast CT Images in Patients with Acute Ischemic Stroke. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 39842–39851, 2019. ISSN 21693536.
- KUANG, Hulin; MENON, Bijoy K.; QIU, Wu. Automated stroke lesion segmentation in non-contrast ct scans using dense multi-path contextual generative adversarial network. **Physics in Medicine & Biology**, IOP Publishing, v. 65, n. 21, p. 215013, 2020.
- LAI, Jiawei; ZHU, Hongqing; LING, Xiaofeng. Segmentation of brain mr images by using fully convolutional network and gaussian mixture model with spatial constraints. **Mathematical Problems in Engineering**, Hindawi, v. 2019, 2019.
- LEI, Yu; SHI, Jiao; WU, Jiaji. Region-driven distance regularized level set evolution for change detection in remote sensing images. **Multimedia Tools and Applications**, Multimedia Tools and Applications, v. 76, n. 23, p. 24707–24722, 2017. ISSN 15737721.
- LELLMANN, J.; SCHNÖRR, C. Continuous Multiclass Labeling Approaches and Algorithms. **SIAM Journal on Imaging Sciences**, v. 4, n. 4, p. 1049–1096, 2011.
- LI, Chunming; KAO, Chiu-Yen; GORE, John C; DING, Zhaohua. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. **IEEE transactions on image processing**, IEEE, v. 17, n. 10, p. 1940–1949, 2008.
- LI, Liangzhi; VERMA, Manisha; NAKASHIMA, Yuta; NAGAHARA, Hajime; KAWASAKI, Ryo. Internet: Retinal image segmentation utilizing structural redundancy in vessel networks. In: **Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)**. [S.l.: s.n.], 2020.

- LIU, Jinjin; XU, Haoli; CHEN, Qian; ZHANG, Tingting; SHENG, Wenshuang; HUANG, Qun; SONG, Jiawen; HUANG, Dingpin; LAN, Li; LI, Yanxuan *et al.* Prediction of hematoma expansion in spontaneous intracerebral hemorrhage using support vector machine. **EBioMedicine**, Elsevier, v. 43, p. 454–459, 2019.
- LIU, Zhiyang; CAO, Chen; DING, Shuxue; LIU, Zhiang; HAN, Tong; LIU, Sheng. Towards clinical diagnosis: Automated stroke lesion segmentation on multi-spectral mr image using convolutional neural network. **IEEE Access**, IEEE, v. 6, p. 57006–57016, 2018.
- LU, Zhi; CARNEIRO, Gustavo; BRADLEY, Andrew P. An improved joint optimization of multiple level set functions for the segmentation of overlapping cervical cells. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 24, n. 4, p. 1261–1272, 2015. ISSN 10577149.
- LUIZ, J. A. O.; MARQUES, M. A.; SOARES, R. T.; JR., G. Botura; LEMOS, M. A. de. Auxílio ao Diagnóstico do Glaucoma Baseado em Métodos de Processamento Digital de Imagens. **XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomedica - CBEB 2014**, p. 1160–1163, 2014.
- LUO, Shiyu; TONG, Ling; CHEN, Yan. A Multi-Region Segmentation Method for SAR Images Based on the Multi-Texture Model with Level Sets. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 27, n. 5, p. 2560–2574, 2018. ISSN 10577149.
- LUX, Filip; MATULA, Petr. Cell segmentation by combining marker-controlled watershed and deep learning. **arXiv preprint arXiv:2004.01607**, 2020.
- LV, Tianling; YANG, Guanyu; ZHANG, Yudong; YANG, Jian; CHEN, Yang; SHU, Huazhong; LUO, Limin. **Multimedia Tools and Applications**, n. 12, p. 17051–17075. ISSN 15737721.
- MARQUES, Regis C. P. **Caracterização de Regiões em imagens de Radar de Abertura Sintética com Aplicações de Segmentação por level set**. Dissertação (Tese (Doutorado)) — Universidade Federal do Ceará, 2011.
- MASUBUCHI, Satoru; WATANABE, Eisuke; SEO, Yuta; OKAZAKI, Shota; SASAGAWA, Takao; WATANABE, Kenji; TANIGUCHI, Takashi; MACHIDA, Tomoki. Deep-learning-based image segmentation integrated with optical microscopy for automatically searching for two-dimensional materials. **npj 2D Materials and Applications**, Springer US, v. 4, n. 1, p. 4–6, 2020. ISSN 23977132. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1038/s41699-020-0137-z>>.
- MATTHEWS, B. W. Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysozyme. **BBA - Protein Structure**, v. 405, n. 2, p. 442–451, 1975. ISSN 00052795.
- MCLACHLAN, Geoffrey J; PEEL, David. **Finite Mixture Models**. [S.l.]: Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2000.
- MENG, Xiangrui; GU, Wenya; CHEN, Yunjie; ZHANG, Jianwei. Brain MR image segmentation based on an improved active contour model. **PLoS ONE**, v. 12, n. 8, p. 1–29, 2017. ISSN 19326203.
- MESSAY, Temesguen; HARDIE, Russell C.; ROGERS, Steven K. A new computationally efficient cad system for pulmonary nodule detection in ct imagery. **Medical Image Analysis**, v. 14, n. 3, p. 390 – 406, 2010. ISSN 1361-8415. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361841510000198>>.

METZ, C. E. Basic Principles of ROC Analysis. **Seminars in Nuclear Medicine**, VIII, n. 4, p. 283–298, 1978.

MITICHE, A.; AYED, I.B. **Variational and Level Set Methods in Image Segmentation**. Berlin, Germany: Springer-Verlag. [S.l.: s.n.], 2010.

MURUGAN, A; NAIR, S Anu H; KUMAR, KP Sanal. Detection of skin cancer using svm, random forest and knn classifiers. **Journal of Medical Systems**, Springer, v. 43, n. 8, p. 269, 2019.

NITHILA, Ezhil E; KUMAR, SS. Segmentation of lung from ct using various active contour models. **Biomedical Signal Processing and Control**, Elsevier, v. 47, p. 57–62, 2019.

NOGUEIRA, F. E. A.; MARQUES, R. C. P.; MEDEIROS, F. N. S. SAR Image Segmentation Based on Unsupervised Classification of Log-Cumulants Estimates. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, IEEE, v. 17, n. 7, p. 1287–1289, 2019. ISSN 1545-598X.

OJAGHIHAGHIGHI, Seyedhossein; VAHDATI, Samad Shams; MIKAEILPOUR, Akram; RAMOUZ, Ali. Comparison of neurological clinical manifestation in patients with hemorrhagic and ischemic stroke. **World journal of emergency medicine**, The Second Affiliated Hospital of Zhejiang University School of Medicine, v. 8, n. 1, p. 34, 2017.

PRENCIPE, Berardino; ALTINI, Nicola; CASCARANO, Giacomo Donato; GUERRIERO, Andrea; BRUNETTI, Antonio. A novel approach based on region growing algorithm for liver and spleen segmentation from ct scans. In: HUANG, De-Shuang; BEVILACQUA, Vitoantonio; HUSSAIN, Abir (Ed.). **Intelligent Computing Theories and Application**. Cham: Springer International Publishing, 2020. p. 398–410. ISBN 978-3-030-60799-9.

PRIYA, C; SUDHA, S. Adaptive fruitfly based modified region growing algorithm for cardiac fat segmentation using optimal neural network. **Journal of Medical Systems**, Springer, v. 43, n. 5, p. 104, 2019.

QIAN, Xiaohua; WANG, Jiahui; GUO, Shuxu; LI, Qiang. An active contour model for medical image segmentation with application to brain CT image. **Medical Physics**, v. 40, n. 2, p. 1–10, 2013. ISSN 00942405.

QIU, Wu; YUAN, Jing; RAJCHL, Martin; KISHIMOTO, Jessica; CHEN, Yimin; RIBAUPIERRE, Sandrine de; CHIU, Bernard; FENSTER, Aaron. 3D MR ventricle segmentation in pre-term infants with post-hemorrhagic ventricle dilatation (PHVD) using multi-phase geodesic level-sets. **NeuroImage**, Elsevier Inc., v. 118, p. 13–25, 2015. ISSN 10959572. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2015.05.099>>.

RAD, Abdolvahab Ehsani; RAHIM, Mohd Shafry Mohd; KOLIVAND, Hoshang; NOROUZI, Alireza. Automatic computer-aided caries detection from dental x-ray images using intelligent level set. **Multimedia Tools and Applications**, Multimedia Tools and Applications, v. 77, n. 21, p. 28843–28862, 2018. ISSN 15737721.

RAJAN, J. Kowski; SHAHIL, D. Ferlin Deva; ELAKKIYA, M.Tamil; PRASAD, Rajesh. Image segmentation using svm pixel classification. **Int. J. of Adv. Res. in Basic Eng. Sci. and Technol.**, IJARBEST, v. 3, p. 45–51, 2017.

REBOUÇAS, Elizângela de S. **Método de level set baseado na estimação de parzen para segmentação de AVC em imagens de tomografia**. Dissertação (Dissertação (Mestrado)) — Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, 2017.

REBOUCAS, Elizangela De S.; BRAGA, Alan M.; SARMENTO, Roger Moura; MARQUES, Regis C.P.; FILHO, Pedro P REBOUÇAS. Level Set Based on Brain Radiological Densities for Stroke Segmentation in CT Images. **Proceedings - IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems**, IEEE, v. 2017-June, p. 391–396, 2017. ISSN 10637125.

REBOUÇAS, Elizângela de S.; MARQUES, Regis C.P.; BRAGA, Alan M.; OLIVEIRA, Saulo A.F.; ALBUQUERQUE, Victor Hugo C. de; REBOUÇAS FILHO, Pedro P. New level set approach based on Parzen estimation for stroke segmentation in skull CT images. **Soft Computing**, Springer Berlin Heidelberg, 2018. ISSN 14337479. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00500-018-3491-4>>.

REBOUÇAS, Elizângela S.; BRAGA, Alan M.; MARQUES, Regis C.P.; REBOUÇAS FILHO, Pedro P. A new approach to calculate the nodule density of ductile cast iron graphite using a Level Set. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 89, p. 316–321, 2016. ISSN 02632241.

REBOUÇAS FILHO, Pedro P; CORTEZ, Paulo César; da Silva Barros, Antônio C.; VICTOR, Victor Hugo; TAVARES, R. S.João Manuel. Novel and powerful 3D adaptive crisp active contour method applied in the segmentation of CT lung images. **Medical Image Analysis**, v. 35, p. 503–516, 2017. ISSN 13618423.

REBOUÇAS FILHO, Pedro P; da Silva Barros, Antonio C.; ALMEIDA, Jefferson S.; RODRIGUES, J. P.C.; ALBUQUERQUE, Victor Hugo C. de. A new effective and powerful medical image segmentation algorithm based on optimum path snakes. **Applied Soft Computing Journal**, Elsevier B.V., v. 76, p. 649–670, 2019. ISSN 15684946. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.10.057>>.

REHMAN, Zaka Ur; NAQVI, Syed S; KHAN, Tariq M; ARSALAN, Muhammad; KHAN, Muhammad A; KHALIL, MA. Multi-parametric optic disc segmentation using superpixel based feature classification. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 120, p. 461–473, 2019.

REKIK, Islem; ALLASSONNIÈRE, Stéphanie; CARPENTER, Trevor K.; WARDLAW, Joanna M. Medical image analysis methods in MR/CT-imaged acute-subacute ischemic stroke lesion: Segmentation, prediction and insights into dynamic evolution simulation models. A critical appraisal. **NeuroImage: Clinical**, The Authors, v. 1, n. 1, p. 164–178, 2012. ISSN 22131582. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.nicl.2012.10.003>>.

ROCHA NETO, J. F. S.; BRAGA, A. M.; MARQUES, R. C. P.; DE MEDEIROS, F. N. S. Level-set formulation based on an infinite series of sample moments for sar image segmentation. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 17, n. 5, p. 908–911, 2020.

RODRIGUES, Mateus de Sousa; FERNANDES, Leonardo; GALVÃO, Ivan Martins *et al.* Fatores de risco modificáveis e não modificáveis do AVC isquêmico: uma abordagem descritiva. **Revista de Medicina**, v. 96, n. 3, p. 187–192, 2017.

SAJID, Sidra; HUSSAIN, Saddam; SARWAR, Amna. Brain tumor detection and segmentation in mr images using deep learning. **Arabian Journal for Science and Engineering**, Springer, v. 44, n. 11, p. 9249–9261, 2019.

SARMENTO, Róger M; VASCONCELOS, Francisco F Ximenes; REBOUÇAS FILHO, Pedro P; WU, Wanqing; ALBUQUERQUE, Victor Hugo C De. Automatic neuroimage processing and analysis in stroke—a systematic review. **IEEE Reviews in Biomedical Engineering**, IEEE, v. 13, p. 130–155, 2019.

SETHIAN, J. A. **Level Set Methods and Fast Merging Methods: Envolving Interfaces in Computacional Geometry, Fluid Mechanics, Comput. Vision and Materials Science**. 1. ed. [S.l.: s.n.], 1999.

SHAMSI KOSHKI, Asma; ZEKRI, Maryam; AHMADZADEH, Mohammad Reza; SADRI, Saeed; MAHMOUDZADEH, Elham. Extending contour level set model for multi-class image segmentation with Application to Breast Thermography Images. **Infrared Physics and Technology**, Elsevier, v. 105, n. September 2019, p. 103174, 2020. ISSN 13504495. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.infrared.2019.103174>>.

SHI, Xue; LI, Yu; ZHAO, Quan Hua. Hierarchical Gaussian mixture model for fast remote sensing image segmentation. **Kongzhi yu Juece/Control and Decision**, v. 35, n. 6, p. 1316–1322, 2020. ISSN 10010920.

SOLTANI-NABIPOUR, Jamshid; KHORSHIDI, Abdollah; NOORIAN, Behrooz. Lung tumor segmentation using improved region growing algorithm. **Nuclear Engineering and Technology**, Elsevier, 2020.

SU, Tengfei. Scale-variable region-merging for high resolution remote sensing image segmentation. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Elsevier, v. 147, n. August 2018, p. 319–334, 2019. ISSN 09242716. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.12.003>>.

SU, Tengfei; ZHANG, Shengwei. Local and global evaluation for remote sensing image segmentation. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Inc. (ISPRS), v. 130, p. 256–276, 2017. ISSN 09242716. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.06.003>>.

TAN, Wenjun; KANG, Ying; DONG, Zhiwei; CHEN, Chao; YIN, Xiaoxia; SU, Ying; ZHANG, Yanchun; ZHANG, Li; XU, Lisheng. An approach to extraction midsagittal plane of skull from brain ct images for oral and maxillofacial surgery. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 118203–118217, 2019.

TANG, Zhaohui; ZHANG, Jin; GUI, Weihua. Selective Search and Intensity Context Based Retina Vessel Image Segmentation. **Journal of Medical Systems**, Journal of Medical Systems, v. 41, n. 3, 2017. ISSN 1573689X.

TAREEF, A.; SONG, Yang; HUANG, Heng; FENG, Dagan; CHEN, Mei; WANG, Yue; CAI, Weidong. Multi-Pass Fast Watershed for Accurate Segmentation of Overlapping Cervical Cells. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, IEEE, v. 37, n. 9, p. 2044–2059, 2018. ISSN 1558254X.

TIAN, Xi; LI, Jiangbo; WANG, Qingyan; FAN, Shuxiang; HUANG, Wenqian; ZHAO, Chunjiang. A multi-region combined model for non-destructive prediction of soluble solids content in apple, based on brightness grade segmentation of hyperspectral imaging. **Biosystems Engineering**, Elsevier Ltd, v. 183, p. 110–120, 2019. ISSN 15375110. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.04.012>>.

VANIA, Malinda; MUREJA, Dawit; LEE, Deukhee. Automatic spine segmentation from ct images using convolutional neural network via redundant generation of class labels. **Journal of Computational Design and Engineering**, Oxford University Press, v. 6, n. 2, p. 224–232, 2019.

VESE, Luminita A; CHAN, Tony F. A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model. **International Journal of Computer Vision**, Springer, v. 50, n. 3, p. 271–293, 2002.

VIJAYARAJESWARI, R; PARTHASARATHY, P; VIVEKANANDAN, S; BASHA, A Alavudeen. Classification of mammogram for early detection of breast cancer using svm classifier and hough transform. **Measurement**, Elsevier, v. 146, p. 800–805, 2019.

VUPPUTURI, Anusha; ASHWAL, Stephen; TSAO, Bryan; GHOSH, Nirmalya. Ischemic stroke segmentation in multi-sequence mri by symmetry determined superpixel based hierarchical clustering. **Computers in Biology and Medicine**, Elsevier, v. 116, p. 103536, 2020.

WANG, Eric Ke; CHEN, Chien Ming; HASSAN, Mohammad Mehedi; ALMOGREN, Ahmad. A deep learning based medical image segmentation technique in Internet-of-Medical-Things domain. **Future Generation Computer Systems**, Elsevier B.V., v. 108, p. 135–144, 2020. ISSN 0167739X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.future.2020.02.054>>.

WANG, Guotai; LI, Wenqi; ZULUAGA, Maria A.; PRATT, Rosalind; PATEL, Premal A.; AERTSEN, Michael; DOEL, Tom; DAVID, Anna L.; DEPREST, Jan; OURSELIN, Sebastien; VERCAUTEREN, Tom. Interactive Medical Image Segmentation Using Deep Learning with Image-Specific Fine Tuning. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, v. 37, n. 7, p. 1562–1573, 2018. ISSN 1558254X.

WANG, Tonghe; LEI, Yang; TIAN, Sibao; JIANG, Xiaojun; ZHOU, Jun; LIU, Tian; DRESSER, Sean; CURRAN, Walter J; SHU, Hui-Kuo; YANG, Xiaofeng. Learning-based automatic segmentation of arteriovenous malformations on contrast ct images in brain stereotactic radiosurgery. **Medical Physics**, Wiley Online Library, v. 46, n. 7, p. 3133–3141, 2019.

WANG, Xianghai; WAN, Yu; LI, Rui; WANG, Jinling; FANG, Lingling. A multi-object image segmentation C-V model based on region division and gradient guide. **Journal of Visual Communication and Image Representation**, Elsevier Inc., v. 39, p. 100–106, 2016. ISSN 10959076. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jvcir.2016.05.011>>.

WANG, Yongji; QI, Qingwen; LIU, Ying; JIANG, Lili; WANG, Jun. Unsupervised segmentation parameter selection using the local spatial statistics for remote sensing image segmentation. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Elsevier, v. 81, n. November 2018, p. 98–109, 2019. ISSN 03032434. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.05.004>>.

WEBB, W Richard; BRANT, William E; MAJOR, Nancy M. **Fundamentals of Body CT. 4. ed.** [S.l.]: Elsevier Health Sciences, 2014.

XU, Mingjie; QI, Shouliang; YUE, Yong; TENG, Yueyang; XU, Lisheng; YAO, Yudong; QIAN, Wei. Segmentation of lung parenchyma in ct images using cnn trained with the clustering algorithm generated dataset. **Biomedical Engineering Online**, Springer, v. 18, n. 1, p. 2, 2019.

XU, Yongzhao; HOLANDA, Gabriel; FABRÍCIO, Luís; F, Souza de; SILVA, Hércules; GOMES, Adriell; SILVA, Iágson; FERREIRA, Marcos; JIA, Chuanyu; HAN, Tao *et al.* Deep learning-enhanced internet of medical things to analyze brain ct scans of hemorrhagic stroke patients: A new approach. **IEEE Sensors Journal**, IEEE, 2020.

YANG, Xiong; ZHAN, Shu; XIE, Dongdong; ZHAO, Hong; KURIHARA, Toru. Hierarchical prostate MRI segmentation via level set clustering with shape prior. **Neurocomputing**, Elsevier B.V., v. 257, p. 154–163, 2017. ISSN 18728286. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.071>>.

YU, Qian; SHI, Yinghuan; SUN, Jinquan; GAO, Yang; ZHU, Jianbing; DAI, Yakang. Crossbar-net: A novel convolutional neural network for kidney tumor segmentation in ct images. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 28, n. 8, p. 4060–4074, 2019.

ZHANG, Lin; ZHANG, Lei; MOU, Xuanqin; ZHANG, David. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 20, n. 8, p. 2378–2386, 2011. ISSN 10577149.

ZHANG, Shihao; FU, Huazhu; YAN, Yuguang; ZHANG, Yubing; WU, Qingyao; YANG, Ming; TAN, Mingkui; XU, Yanwu. Attention guided network for retinal image segmentation. In: SHEN, Dinggang; LIU, Tianming; PETERS, Terry M.; STAIB, Lawrence H.; ESSERT, Caroline; ZHOU, Sean; YAP, Pew-Thian; KHAN, Ali (Ed.). **Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2019**. Cham: Springer International Publishing, 2019. p. 797–805. ISBN 978-3-030-32239-7.

ZHAO, Yue; GUO, Shuxu; LUO, Min; SHI, Xue; BILELLO, Michel; ZHANG, Shaoxiang; LI, Chunming. A level set method for multiple sclerosis lesion segmentation. **Magnetic Resonance Imaging**, Elsevier Inc., v. 49, p. 94–100, 2018. ISSN 18735894. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.mri.2017.03.002>>.

Zhou Wang A. C. Bovik, H. R. Sheikh, Simoncelli, E. P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 13, n. 4, p. 600–612, 2004.

ZHU, Guopu. Boundary-based image segmentation using binary level set method. **Optical Engineering**, v. 46, n. 5, p. 050501, 2007. ISSN 0091-3286.

ZOU, Zhengxia; SHI, Tianyang; LI, Wenyan; ZHANG, Zhou; SHI, Zhenwei. Do game data generalize well for remote sensing image segmentation. **Remote Sensing**, v. 12, n. 2, p. 1–19, 2020. ISSN 20724292.