CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FEI

Rudson de Lima Silva

Análise da Segmentação da Carótida com Modelo de Snake em Imagens de Tomografia Computadorizada

São Bernardo do Campo
2012

Rudson de Lima Silva

Análise da Segmentação da Carótida com Modelo de Snake em Imagens de Tomografia Computadorizada

Dissertação de Mestrado apresentada ao Centro Universitário da FEI para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, orientada pelo(a) Prof. Dr. Paulo Sérgio Rodrigues.

São Bernardo do Campo
2012

Centro Universitário da **FEI**

APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO
ATA DA BANCA JULGADORA

PGE- 10

Programa de Mestrado de Engenharia Elétrica

Aluno: Rudson de Lima Silva Matrícula: 1091156

Título do Trabalho: **Análise da segmentação da carótida com modelo de snake em imagens de tomografia computadorizada.**

Área de Concentração: Inteligência Artificial Aplicada à Automação

Orientador: Prof. Dr. Paulo Sérgio Silva Rodrigues

Data da realização da defesa: 25 / abril / 2012

ORIGINAL ASSINADA

A Banca Julgadora abaixo-assinada atribuiu ao candidato o seguinte:

APROVADO ☒ REPROVADO ☐

São Bernardo do Campo, 25 / abril / 2012.

MEMBROS DA BANCA JULGADORA

Prof. Dr. Paulo Sérgio Silva Rodrigues

Ass.: _____

Prof. Dr. Sergio Delijaicov

Ass.: _____

Prof. Dr. Carlos da Silva dos Santos

Ass.: _____

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

ENDOSSO DO ORIENTADOR APÓS A INCLUSÃO DAS RECOMENDAÇÕES DA BANCA EXAMINADORA

_____

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

_____

Prof. Dr. Carlos Eduardo Thomaz

À minha amada esposa.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a meu Deus, Jeová, que me deu forças para mais esta empreitada em minha carreira. Minha esposa, que por várias noites, fins de semana e momentos diversos, sujeitou-se a minhas ausências sempre me apoiando em momentos mais difíceis. É dela também o mérito do presente trabalho. Meu orientador, que desde o primeiro momento, ainda na entrevista para o curso, acreditou na minha determinação e me ajudou neste caminho. Ao Sr. Diretor da unidade Senai Anchieta, Prof. Augusto Lins de Albuquerque Neto que possibilitou ajustar minhas obrigações de modo a alcançar este objetivo. Por fim, meu colega de trabalho, Engenheiro e grande amigo, José Aguiar Cardoso Júnior que me apoiou profissionalmente em várias ocasiões durante o desenvolvimento deste trabalho sendo um parceiro incomparável. A todos estes, meu mais sincero obrigado.

RESUMO

De acordo com a *World Health Organization - WHO*, estima-se que em 2008 cerca de 30% das mortes globais estavam relacionadas às doenças cardiovasculares. No Brasil, dados do Ministério da Saúde mostram comportamento semelhante. Segundo dados do sistema Datasus, em 2009 os óbitos relacionados a doenças do sistema circulatório somaram 31,25% do total.

O estudo da Artéria Carótida e sua morfologia pode ser coadjuvante no diagnóstico precoce de doenças cardiovasculares, principalmente se esta análise puder ser feita de modo automático. Atualmente este estudo é feito individualmente por profissional médico através da análise do exame ultrassonográfico da artéria. Todavia, este método está sujeito a diversos fatores que podem comprometer ou dificultar o exame, entre estes a própria fadiga do profissional. Quanto a imagem, dois principais atributos do exame de ultrassonografia que podem comprometer o resultado são a baixa relação sinal-ruído e forte dependência do operador durante a aquisição da imagem. Estes dois atributos são minimizados na aquisição da imagem por Tomografia Computadorizada, motivo pelo qual escolhemos este modelo de aquisição para o estudo que se segue. Soma-se a isto, o fato de haver pouca literatura que trata da análise da carótida por meio deste método de aquisição. A despeito de haver um risco maior do procedimento por conta da exposição do paciente a doses de radiação, este método tem sido defendido por alguns pesquisadores como sendo uma técnica robusta e que se adapta bem ao estudo de estruturas vasculares, principalmente pelo avanço tecnológico.

Para uma análise automática do exame, faz-se necessário separar o objeto de interesse, neste caso a artéria, do seu *background*. Este processo de separação é conhecido em análise de imagens como sendo o processo de Segmentação da Imagem. Alguns estudos mostraram que o método mais comumente utilizado para este fim é o uso de Modelos Deformáveis. Dentre estes o mais estudado com o objetivo de tratar da artéria carótida foi o de Snake. Assim, adotamos este modelo de segmentação para avaliar se o mesmo pode resultar em uma boa ferramenta para estudos posteriores.

O presente estudo tem por objetivo avaliar se o modelo clássico de Snake é robusto o suficiente para servir de ferramenta de segmentação para o uso em imagens de Tomografia Computadorizada. Como o modelo depende da combinação de sete parâmetros diferentes, faz parte deste objetivo avaliar o comportamento de cada um destes parâmetros, sua importância relativa e absoluta. O resultado final é um conjunto de parâmetros que serve de de ponto de partida para a avaliação do modelo em outros conjuntos de imagens de carótida.

Os resultados mostraram que o método de Snakes é suficientemente robusto para a segmentação da artéria carótida quando a aquisição é realizada por Tomografia Computadorizada. A análise dos parâmetros do modelo conclui que há parâmetros importantes para uma boa segmentação da artéria carótida e outros cuja importância não é significante, podendo mesmo ser desconsiderado, o que favorece o trabalho de parametrização. Os resultados mostraram ainda um caso particular onde se consegue a segmentação do lúmem da artéria carótida, o que dá subsídio para novos trabalhos com relação ao IMT (Intima Media Thickness).

Palavras-chave: Segmentação de imagens médicas. Artéria Carótida. Snakes.

ABSTRACT

According to emph World Health Organization - WHO, it is estimated that in 2008 about 30 % of global deaths were related to cardiovascular diseases. In Brazil, the Ministry of Health data show similar behavior. According to the system Datasus in 2009 deaths related to diseases of the circulatory system amounted to 31.25 % of the total.

The study of the carotid artery and its morphology can be adjunct in the diagnosis of cardiovascular diseases, especially if this analysis can be done automatically. Currently this study is done individually by medical professionals through the analysis of the ultrasound examination of the artery. However, this method is subject to several factors that may impair or impede the examination, among them the professional's own fatigue. About the image, two key attributes of the ultrasound examination that may compromise the result is the low signal-to-noise ratio and strong dependence of the operator during image acquisition. These two attributes are minimized in image acquisition by CT, which is why we chose this acquisition model for the study that follows. Added to this, the fact that there is little literature on the analysis of the carotid artery by means of the acquisition method. Despite having a higher risk of the procedure because of patient exposure to radiation doses, this method has been advocated by some researchers as a robust technique which is well suited to the study of vascular structures, primarily by technology.

For an automatic analysis of the test, it is necessary to separate the object of interest, in this case the artery of its *background*. This separation process is known in image analysis as the process of image segmentation. Some studies have shown that the most commonly used for this purpose is the use of deformable models. Among these the most studied in order to treat carotid artery was Snake. Thus, we adopt this model to evaluate whether targeting it could result in a good tool for further studies.

This study aims to assess whether the classical Snake is robust enough to serve as a targeting tool for use in CT images. Because the model depends on the combination of seven different parameters, is part of this objective to evaluate the behavior of each of these parameters, their relative importance and absolute. The end result is a set of parameters that serves as a starting point for evaluating the sets of template images in other carotid.

The results showed that the method is sufficiently robust to Snakes targeting carotid artery where the acquisition is done by computerized tomography. The analysis of the model concludes that there are important parameters for a good segmentation of the carotid artery. There are others whose importance is not significant and may even be disregarded, which favors the work of parameter setting. The results also showed a particular case where you get the segmentation of the carotid artery lumen, which makes allowance for new works in relation to IMT (Intima Media Thickness).

Keywords: Segmentation of medical images. Carotid Artery. Snakes.

LISTA DE TABELAS

5.1 Tabela de parâmetros iniciais conseguidos empiricamente 36

6.1 Tabela de parâmetros iniciais definidos empiricamente 41

6.2 Distância PDM em relação ao Número de Iterações 44

6.3 Distância PDM em relação às variações do parâmetro α 45

6.4 Distância PDM em relação às variações do parâmetro β 46

6.5 Distância PDM em relação às variações do parâmetro γ 48

6.6 Distância PDM em relação às variações do parâmetro κ 49

6.7 Distância PDM em relação às variações do parâmetro *wl* 51

6.8 Distância PDM em relação às variações do parâmetro *we* 52

6.9 Tabela da distância PDM em relação às variações do parâmetro *wt* 55

7.1 Distância PDM em relação às variações do parâmetro *wt* 62

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

1.1 Imagem de um ultrassom longitudinal da artéria carótida e suas partes principais - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010) 2

1.2 Imagem de um ultrassom longitudinal de artérias carótidas com desvios e comprometimentos - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010) 5

1.3 Imagem de um corte tomográfico da artéria carótida. Destacado no quadrado a seção transversal da artéria - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010) . . . 6

3.1 Ultrassom longitudinal da artéria carótida - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010) 11

3.2 Ultrassom transversal da artéria carótida - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010). 14

4.1 (a) Imagem de uma ressonância magnética do cérebro - fonte: Wikipédia, direitos de uso livres - http://en.wikipedia.org/wiki/File:Falxmeningeom MRT T1 mit Kontrastmittel.jpg, (b) Carótida vista em corte transversal com detalhes de ruídos mesmo em regiões onde a uniformidade do material é maior, caso do lúmem - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010) 17

4.2 Representação do fluxo do vetor gradiente - fonte: en.wikipedia.org 20

4.3 Fluxo do vetor gradiente em uma curva traçada sobre fundo branco - fonte: (C.XU; PRINC, 1997) 20

4.4 Equilíbrio de forças em uma imagem de referência, onde a curva vermelha representa o final da evolução da Snake sobre o background 22

4.5 Grade sobreposta à curva traçada pelo usuário envolvendo a estrutura a analisar - fonte: (MCINERNEY; TERZOPOULOS, 1995) 25

4.6 Representação da Equação (4.24) - O centróide é o lugar geométrico calculado que age suavizando o movimento de deformação da Snake. Leva em consideração a posição dos vizinhos do ponto Vi. 26

4.7 Representação gráfica da restrição imposta pela correspondência entre as curvas . . 27

4.8 Representação do método Level Set: o formato da curva Γ 29

5.1 Algoritmo de R. Kumar - interface gráfica. Inicialização manual da *Snake* 33

5.2 Algoritmo de R. Kumar - interface gráfica. Resultado final da evolução da *Snake* após 200 iterações 34

5.3 Algoritmo de R. Kumar - interface gráfica. Resultado final da evolução da *Snake* após 800 iterações 35

5.4 Representação da distância Polyline entre duas fronteiras - Molinari et al., 2010 . . 38

6.1 (a) Imagem de referência 42

6.2 Imagem com *Snake* após evolução com os parâmetros definidos empiricamente para uso das coordenadas da curva como referência do método PDM 43

6.3 (a) Imagem com $\alpha = 0.1$, a evolução da *Snake* é limitada por diversos mínimos locais, (b) Imagem com $\alpha = 1.8$, a *Snake* tende a colapsar totalmente. 45

6.4 Resultado da distância PDM (eixo vertical) em função das variações do parâmetro Beta (eixo horizontal). 47

6.5 (a) Imagem com $\beta = 4$, (b) Imagem com $\beta = 1.5$ 48

6.6 (a) Imagem com $\gamma = 0.1$, a *Snake* colapsa totalmente, (b) Imagem com $\gamma = 1.8$, a *Snake* fica presa a um mínimo local 49

6.7 (a) Imagem com $\kappa = 0.05$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $\kappa = 1$, a *Snake* fica presa a alguns mínimos locais 50

6.8 (a) Imagem com $wl = 0.2$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $wl = 3$, a *Snake* evolui em direção a outras estruturas dentro da imagem, expandindo-se . . . 51

6.9 (a) Imagem com $we = 0.2$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $we = 4$, a *Snake* fica presa a alguns mínimos locais 53

6.10 (a) Gradientes na direção Y com $we = 0.2$; (b) Gradientes na direção Y com $we = 1.8$ (valor de referência); (c) Gradientes na direção Y com $we = 4$; (d) Gradientes na direção X com $we = 0.2$;(e) Gradientes na direção X com $we = 1.8$;(f) Gradientes na direção X com $we = 4$ 54

6.11 (a) Imagem com $wt = 30$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $wt = 0.1$ . . . 55

6.12 Resultado da evolução da *Snake* para valores de: (a) $\alpha = 0$, (b) $\beta = 0$, (c) $\kappa = 0$, (d) $wl = 0$,(e) $we = 0$,(f) $wt = 0$ 58

6.13 (a) Imagem com $wl = 0$ e 500 iterações, (b) Imagem com $wl = 0$ e 800 iterações . 59

6.14 (a) Resultante das energias externas com $wl = 1$, (b) Resultante das energias externas com $wl = 0$ 59

LISTA DE ABREVIATURAS

FEI *Centro Universitário da FEI*

IAAA *Inteligência Artificial Aplicada à Automação*

DEI *Dispositivos Eletrônicos Integrados*

PDI *Processamento Digital de Imagem*

TC *Tomografia Computadorizada*

RM *Ressonância Magnética*

US *Ultrassom*

IMT *Intima Media Thickness*

PCA *Principal Componet Analysis - método estatístico para encontra padrões em conjunto de dados de alta dimensão*

ASM *Active Snake Models*

PDM *Polyline Distance Method*

MAD *Mean Absolute Distance*

HD *Hausdorff Distance*

MSE *Mean Squared Error*

SUMÁRIO

1 Introdução **1**

2 Objetivos **7**

3 Trabalhos Relacionados **8**

3.1 Artéria Carótida 8

3.2 Técnicas para a segmentação da artéria carótida 9

3.3 Segmentação da Artéria Carótida e suas estruturas 11

3.4 Conclusões 15

4 Modelos Deformáveis **17**

4.1 Fundamentos Matemáticos 18

4.1.1 Equação de Euler-Lagrange 22

4.2 Alternativas 24

4.2.1 T-Snake 24

4.2.2 Dual-Snake 27

4.2.3 Level Sets 28

4.2.4 Outros Modelos Deformáveis 30

5 Proposta **32**

5.1 O algoritmo 32

5.2 Metodologia 33

5.3 O Método da Distância Polyline (PDM) 37

5.4 A Validação do Modelo Proposto - Distância PDM 39

6 Resultados Experimentais **41**

6.1 Dados 42

6.1.1 Número de Iterações 42
6.1.2 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro α 43
6.1.3 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro β 44
6.1.4 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro γ 47
6.1.5 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro κ 48
6.1.6 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro *wl* 50
6.1.7 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro *we* 52
6.1.8 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro *wt* 53
6.1.9 Estudo da influência individual dos parâmetros 54

7 Conclusões **60**

REFERÊNCIAS **63**

1 INTRODUÇÃO

De acordo com a *World Health Organization - WHO*, estima-se que 17.3 milhões de pessoas morreram de doenças cardiovasculares em 2008, representando 30% de todas as mortes globais. Em termos mundiais, esta é a causa principal de morte analisada globalmente. Segundo esta mesma fonte, mais pessoas morrem de doenças cardiovasculares anualmente que de qualquer outra doença (WHO, 2011). No Brasil, dados do Ministério da Saúde mostram comportamento semelhante. Segundo dados do sistema Datasus, em 2009 os óbitos relacionados a doenças do sistema circulatório foram 31,25% do total.

Geralmente, a primeira manifestação do risco de uma doença cardiovascular é a arteriosclerose. O processo de arteriosclerose refere-se à degeneração da parede arterial e à deposição de lipídios e outros materiais transportados pelo sangue (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010).

Em seu artigo, L. Saba (SABA et al., 2011) descreve o uso de três técnicas para o estudo da artéria carótida, ultrassom (US), Tomografia Computadorizada (TC) e Ressonância Magnética (RM). Segundo (M.A.GUTIERREZ et al., 2002), (R.ROCHA et al., 2010), (GOLEMATI et al., 2007), entre outros, o uso de ultrassom para a investigação da anatomia da artéria carótida é largamente utilizado quando comparado a outras modalidades de imagens médicas. Embora o ultrassom seja o meio mais comum para o estudo das doenças ligadas à morfologia dessa artéria, muitos autores concordam que o método impõe várias dificuldades. Uma delas, apontada por (A.S.TRUCKSäSS et al., 2001), é que o método depende de uma análise subjetiva do operador, sendo considerada uma técnica humano-dependente (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010), (R.ROCHA et al., 2010). Esta dependência é tal que (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010) chega a apontar que é comum dois operadores conseguirem imagens distintas da mesma artéria em função dos ajustes pessoais feitos no aparelho de ultrassom. Outras dificuldades apontadas por (LOIZOU et al., 2007) são artefatos na imagem e ruídos. Com relação aos ruídos, (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010) ainda aponta que, nesta modalidade, a relação sinal-ruído é menor que em outras modalidades como TC e RM, o que dificulta o processo de segmentação da estrutura do seu *background*.

A Figura 1.1 mostra como se apresenta a carótida usualmente em um exame de ultrassom, com destaques para suas principais estruturas componentes. A imagem da esquerda mostra a artéria como é vista pelo profissional médico. A imagem da direita é um trecho da carótida que foi aumentado para dar destaque à sua parede externa. Nesta imagem temos a porção interna da artéria, o lúmem, que é o espaço da estrutura por onde passa o fluxo de sangue. Em seguida temos

a Adventia, que é a parte interna da parede da artéria e uma camada extra, chamada de IMT (Intima Media Thickness) de especial importância para o profissional médico, uma vez que é esta camada que concentra o depósito de gordura e proteína que pode gerar um comprometimento da seção do lúmem e apontar para maior ou menor risco cardiovascular. O limite preciso desta medida ainda é controverso, alguns autores consideram que uma distância IMT de 0.8 mm não estaria ligada a riscos cardiovasculares. Todavia, este valor tende a variar com a idade e outros fatores agravantes como o tabagismo (risco aumentado em cerca de 14%) e altos valores de colesterol (risco aumentado em cerca de 10%) (C.A.ALMEIDA, 2007).

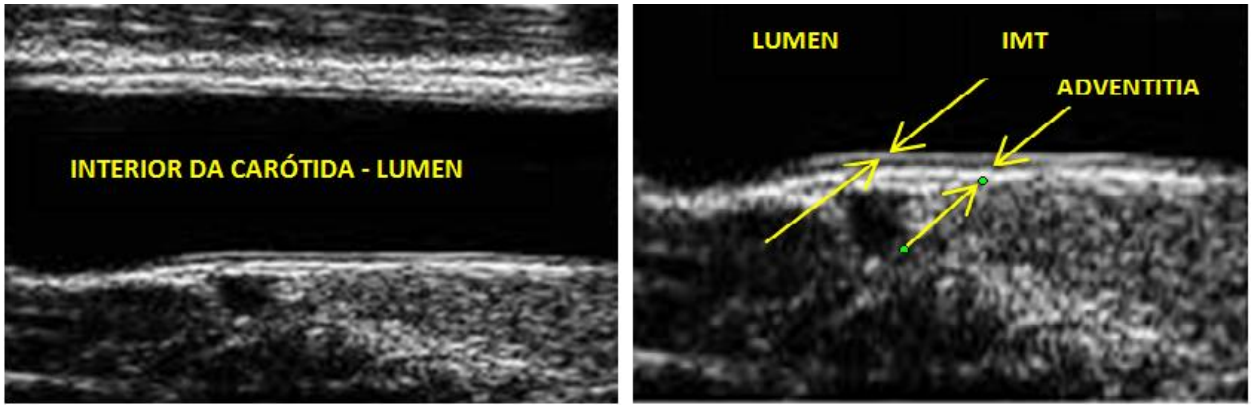


Figura 1.1: Imagem de um ultrassom longitudinal da artéria carótida e suas partes principais - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010)

Segundo (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010), os métodos mais utilizados para a segmentação da estrutura são Modelos Deformáveis e, dentre estes, o que mais se destaca é o de *Snakes*.

Snakes são curvas planares fechadas que têm associado um funcional de energia e que se deformam, no espaço e no tempo, sob a ação de forças internas e externas com o objetivo de minimizar este funcional. A idéia básica é que a partir de uma localização inicial na imagem, a snake se deforme até atingir um valor mínimo de energia que deve coincidir com a situação em que a snake adere à borda do objeto desejado na imagem. Os passos que levam a minimização desta energia é chamado, às vezes, de evolução.

Chamamos a atenção para algumas das características da imagem da carótida. Primeiro, a seção sob estudo toma todo o campo longitudinal da imagem. Assim, os limites horizontais da estrutura ficam comprometidos. Segundo, como vemos na Figura 1.1, a parede da carótida é relativamente pequena quando comparada com a própria artéria. Terceiro, a enorme quantidade de ruído que envolve a parede da artéria. Quarto, o perfil da artéria pode não ser retilíneo (ver Figura 1.2 - letra A e D), podendo apresentar deformações (ver Figura 1.2 - letra B, C e D) ou mesmo desaparecer em parte da imagem (ver Figura 1.2 - letra C e D).

Estas quatro características principais influenciam negativamente a evolução da *Snake*. A

dificuldade em estabelecer os limites horizontais influencia na dificuldade de se estabelecer uma curva de inicialização. A espessura da parede associada a quantidade de ruído afetam a definição dos limites da artéria. Por fim, o perfil da artéria também age negativamente na definição da curva de inicialização. Para diminuir as influências do contexto da imagem, (SILVA et al., 2004) lembra que a inicialização é sempre um dos maiores problemas para o uso deste método. Assim, (SILVA et al., 2004) propõe que a inicialização deva estar próxima ao objeto que se deseja segmentar. Isto constitui um novo problema, uma vez que não há como precisar o tamanho da carótida, bem como a posição que o operador irá colocar a mesma dentro do campo da imagem. Ainda que se possa mover uma curva de inicialização ao redor da imagem para garantir este posicionamento próximo do objeto de interesse (a artéria carótida), isto não é suficiente para que o modelo clássico de *Snake* consiga realizar a segmentação. Como será apontado no Capítulo 2, os métodos apresentados são métodos compostos por pelo menos duas técnicas distintas, como (H.LIU; D.C.LIU, 2009), que usa o método de *Snake* juntamente com lógica Fuzzy. Outro exemplo é o estudo de (P.TUREZA et al., 2010) e por (G.LIU; WANG; LIU, 2008), onde ambos utilizam *Snake* juntamente com Programação Dinâmica.

A análise da carótida tem sido apresentada como sendo de grande importância para a prevenção de doenças cardiovasculares (TORRES et al., 2007) (C.A.ALMEIDA, 2007). Todavia, as características do processo de aquisição de imagens, a dependência humana relacionada e as dificuldades para construir um modelo robusto tornam, ainda hoje, um processo manual sujeito a várias incorreções.

O modelo proposto neste trabalho tem por finalidade a segmentação da artéria carótida sob uma forma alternativa de aquisição de imagem, a tomografia computadorizada (TC).

Embora uma TC não seja o meio mais usual para a aquisição das imagens da artéria carótida, (SABA et al., 2011) aponta para algumas características importantes desta técnica, entre elas que a tomografia computadorizada (TC) pode fornecer uma imagem rápida e de alta resolução das estruturas do corpo, em particular do sistema vascular. O trabalho também acrescenta que a introdução de múltiplos detectores e demais avanços tecnológicos ajudaram a consolidar esta técnica como confiável para a avaliação de patologias arteriais, com particular sucesso na detecção e caracterização da arteriosclerose. Como a aquisição de imagens da artéria carótida por meio de TC não é um procedimento de rotina, não se encontrou na literatura parâmetros comparativos com o método baseado em US.

Na Figura 1.3 apresenta-se uma imagem de tomografia, onde se vê a artéria carótida através de um corte transversal da mesma. Nota-se que a forma de apresentação da estrutura difere da forma comumente vista através de ultrassonografia. Sua apresentação deixa de ser longelínea e

apresenta uma morfologia circular.

Diferente da visão longitudinal da artéria carótida, a imagem transversal possui limites bem definidos da estrutura em relação ao *background*, conforme pode-se observar pelo detalhe apontado na Figura 1.3. Isto favorece diretamente quanto ao problema da posição da inicialização e também quanto à posição na qual a artéria pode aparecer dentro da imagem. A imagem de tomografia computadorizada possui uma relação sinal-ruído mais favorável à segmentação em função de ser uma imagem com maior definição. Por fim, a imagem gerada por tomografia computadorizada é feita sob protocolos específicos que garantem uma menor diferença entre exames, sendo, portanto, um método menos dependente do operador. Ainda que o profissional médico deseje maior ou menor contraste ou outra característica em um dado exame, diferente do exame de ultrassom, os dados adquiridos de forma digital ainda estão presentes no formato original e podem ser recuperados a qualquer tempo sem as alterações aplicadas por um ou outro operador. Todos estes aspectos da tecnologia de TC justificam a análise da Snake para a segmentação da artéria carótida.

Ao final dos testes descritos no Capítulo 5, pode-se observar que o método proposto aplicado a imagens de tomografia computadorizada (TC) é robusto e suficiente para a segmentação da artéria carótida de seu *background*, não sendo necessário implementar mudanças no seu modelo para ajustar ao tipo de imagem.

Este estudo está estruturado da seguinte forma. O Capítulo 1 apresenta o contexto do estudo, a importância do assunto e a motivação do estudo dentro da área de conhecimento da Inteligência Artificial. O Capítulo 2 apresentamos os objetivos do trabalho e o que desejamos encontrar ao final dos testes realizados. Em seguida, no Capítulo 3 encontra-se um estudo bibliográfico que dá suporte a escolha do método de segmentação escolhido para o trabalho. Com base na revisão bibliográfica e no modelo escolhido passamos a descrever no Capítulo 4 o conceito de Modelos Deformáveis e apresentamos alguns tipos mais comuns, dentre estes o modelo escolhido, de *Snakes*. O trabalho continua no Capítulo 5, onde apresentamos nossa proposta de trabalho e a metodologia para a realização das experiências. O penúltimo capítulo, o Capítulo 6, trás os resultados experimentais, seguido pelo Capítulo 7 com as nossas conclusões.

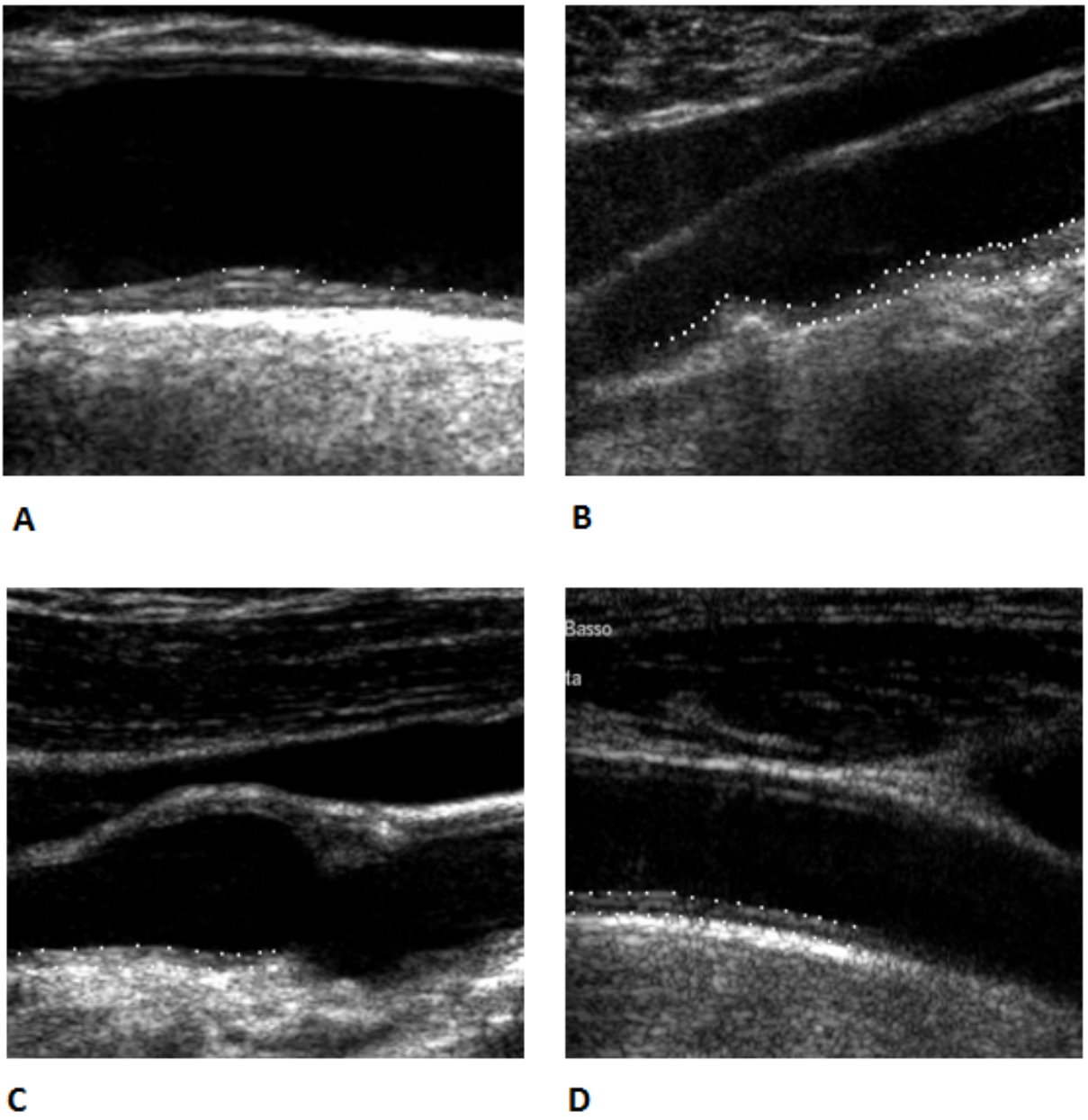


Figura 1.2: Imagem de um ultrassom longitudinal de artérias carótidas com desvios e comprometimentos - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010)

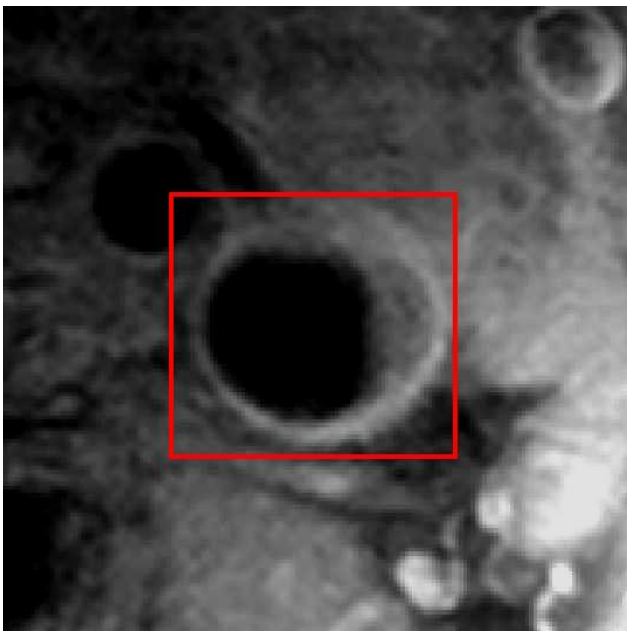


Figura 1.3: Imagem de um corte tomográfico da artéria carótida. Destacado no quadrado a seção transversal da artéria - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010)

2 OBJETIVOS

Ao final deste estudo, espera-se conseguir avaliar o se o modelo clássico de *Snake*, proposto por Kass (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988) é suficientemente robusto para segmentar a artéria carótida de seu *background* em uma imagem de tomografia computadorizada. Se assim for, esperamos também encontrar um conjunto de valores ótimos para a parametrização deste modelo, apresentando uma descrição de como estes parâmetros influenciam na evolução da *Snake*. Este passo é importante pois a configuração do modelo envolve 7 parâmetros distintos que interagem entre sí durante o processo de segmentação da imagem. Com este conjunto de parâmetros, qualquer estudo futuro utilizando tomografia computadorizada para avaliar as estruturas da artéria carótida pode partir desta parametrização inicial e ajustar os valores dos parâmetros segundo uma característica própria da imagem de estudo, conforme a descrição dos comportamentos individuais de cada um.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Este capítulo tem como objetivo organizar e apresentar trabalhos relacionados às técnicas utilizadas nesta dissertação.

Primeiramente, na Seção 3.1 é apresentado o contexto que caracteriza a importância do estudo da Artéria Carótida, bem como os desafios enfrentados na área. Na Seção 3.2 apresentamos o conceito de segmentação e algumas técnicas utilizadas para este fim. Em seguida, na Seção 3.3 são discutidas propostas e resultados de pesquisadores que trabalharam principalmente com o assunto desta dissertação. Por fim, na Seção 3.4 é apresentada uma conclusão sobre o método escolhido.

3.1 Artéria Carótida

Conforme já abordado, as doenças cardiovasculares são responsáveis por um grande número de mortes ao ano. Assim, a possibilidade de identificação de anomalias que indiquem um aumento do risco de doenças cardiovasculares é de grande importância na prática da medicina preventiva.

Segundo (TORRES et al., 2007), a medida ultrassonográfica da espessura da parede da Artéria Carótida e suas estruturas constituintes têm surgido como um método de grande potencial para a avaliação não invasiva da doença arteriosclerótica. Entretanto, apesar de ser um teste relativamente rápido, de baixo custo, não existe padronização da técnica nem limites de normalidade que estejam bem estabelecidos, o que dificulta a utilização do método na rotina clínica.

Sob o ponto de vista das técnicas de segmentação da artéria, há ainda outros pontos importantes que dificultam o processo da segmentação em imagens de ultrassom, conforme discutido a seguir.

Para medir a parede da Artéria Carótida e suas estruturas, a maioria dos pesquisadores utiliza o rastreamento manual para delinear as fronteiras. O método de traçado manual não é apenas demorado, mas também não é plenamente confiável, uma vez que os resultados destes rastreamentos variam de acordo com o treinamento, experiência e julgamento subjetivo dos profissionais de saúde. Este método também é inadequado para a análise de um grande banco de dados de imagens ecográficas (CHENG et al., 2002).

Conforme apontado por (R.ROCHA et al., 2010), existem três principais dificuldades morfológicas na obtenção das medidas de forma automática. Em primeiro lugar, a carótida pode

aparecer com graves e imprevisíveis dobras ao longo de seu eixo principal. Segundo, as varreduras podem corresponder a diferentes regiões, cada uma com diferentes estruturas anatômicas. Terceiro, o lúmen arterial pode aparecer com oclusões causadas por placas.

Ainda sobre o aspecto da aquisição da imagem, (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010) aponta que as imagens de ultrassonografia também possuem uma qualidade global que é dependente do *scanner* que está sendo utilizado e suas configurações. De fato, sendo a ultrassonografia uma técnica humano-dependente, diferentes operadores podem apresentar o mesmo objeto com atributos de imagem diferentes, por exemplo o contraste.

Apesar dos desafios apontados para a segmentação em imagens de ultrassom e, face aos benefícios possíveis, muitos pesquisadores têm se dedicado ao estudo deste assunto, contribuindo com meios automáticos para a segmentação da artéria carótida. Dentre tantos, podemos citar (LIANG et al., 2000), (I.WENDELHAG et al., 2000), (ROSSI; BRANDS; HOEKS, 2008), (RODRíGUEZ, 2005), (GINNEKEN et al., 2002).

3.2 Técnicas para a segmentação da artéria carótida

Segundo (GONZALEZ; WOODS, 2000), geralmente o primeiro passo em análise de imagens é a segmentação. A segmentação subdivide uma imagem em suas partes ou regiões constituintes e é uma das tarefas mais difíceis em processamento de imagens, sendo passo determinante para o sucesso ou fracasso da análise.

Os algoritmos de segmentação para imagens monocromáticas, nosso caso, são geralmente baseados em uma das propriedades básicas de valores de níveis de cinza: descontinuidade e similaridade. Na primeira categoria, a abordagem particiona a imagem baseada em mudanças bruscas nos níveis de cinza, as descontinuidades mencionadas. Nesta abordagem o algoritmo deve ser capaz de reconhecer estas mudanças e uni-las para segmentar a região de interesse. As principais áreas de interesse nessa categoria são a detecção de pontos isolados e detecção de linhas e bordas na imagem. As principais abordagens da segunda categoria baseiam-se em limiarização, crescimento de regiões e divisão e fusão de regiões. No caso do estudo da artéria carótida, a segunda abordagem não se adequa, uma vez que as estruturas permeiam regiões de maior e menor densidade, o que torna improdutivo o método de limiarização. Quanto ao crescimento de regiões e divisão e fusão de imagens, a parede da artéria carótida é muito reduzida e a quantidade elevada de ruído em torno da mesma, tipicamente maior que em outras modalidades (A.C.PAIVA; R.B.SEIXAS; M.GATTASS, 1999), representa um problema a parte. A primeira abordagem sugere maior sucesso, uma vez que há, ao menos na interface do lúmem e da parede, uma superfície de separação. Assim, o método de segmentação deve incorporar esta abordagem.

Quanto à grande quantidade de ruído presente na imagem, o uso de filtros pode constituir um mecanismo eficaz para a solução. Todavia, é impossível remover todo o ruído sem simultaneamente reduzir ou distorcer algumas das características da imagem, conforme apontado por (O'GORMAN; M.J.SAMMON; M.SEUL, 2009). Isto se dá por conta de que a aplicação de filtros provoca uma distribuição mais uniforme dos tons de cinza presentes na imagem e isto pode comprometer as descontinuidades já discutidas, podendo comprometer o processo de segmentação. Há necessidade, portanto, de se estabelecer um compromisso entre o que se deseja filtrar e a distorção aceitável. O autor ainda aponta para o uso de um filtro passa-baixa como o filtro mais utilizado para fins de redução de ruído.

Dentro do cenário clínico atual, as imagens médicas se tornaram um componente vital em um largo número de aplicações e em uma grande faixa de eventos clínicos, não apenas no diagnóstico, mas também no planejamento, durante um ato cirúrgico, ou avaliação deste, e procedimentos de radioterapia, (MAINTZ; VIERGEVER, 1996). Todavia, o artigo de (D.L.PHAM; C.XU; J.L.PRINCE, 1998) lembra que métodos para segmentação variam largamente de acordo com o objeto a ser estudado, a modalidade da imagem e outros fatores. A título de exemplo, os autores mencionam que a segmentação dos tecidos cerebrais diferem daquela feita para a segmentação do fígado.

No artigo (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010), os autores mostram uma pesquisa sobre os principais métodos utilizados para tratar da segmentação de imagens de Carótida. Foram comparados 14 trabalhos envolvendo técnicas de segmentação baseadas em Detecção de Bordas, Programação Dinâmica, Contornos Ativos, Modelamento de Nakagami, Transformada de Hough, Snakes e Aproximação por Integração. Neste estudo, duas técnicas se destacaram: a técnica de detecção de bordas e *Snake*. Segundo (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010), o método de *Snakes* apresenta vantagens porque o método é capaz de operar continuamente no domínio do espaço, provendo precisão de *sub-pixel* para delinear estruturas. Esta precisão é desejável particularmente quando a resolução da imagem é da mesma ordem que a estrutura de interesse (D.L.PHAM; C.XU; J.L.PRINCE, 1998).

Este é o caso da maioria das imagens médicas onde não há um *background* que destoe significantemente do objeto de interesse. A característica da precisão a nível de sub-pixel é apontada também por (SILVA et al., 2004) como uma das características principais para definir Modelos Deformáveis como um método eficaz para a segmentação de imagens médicas. Pelo exposto, tomamos como ponto de partida para nosso estudo da segmentação o modelo denominado Snake (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988).

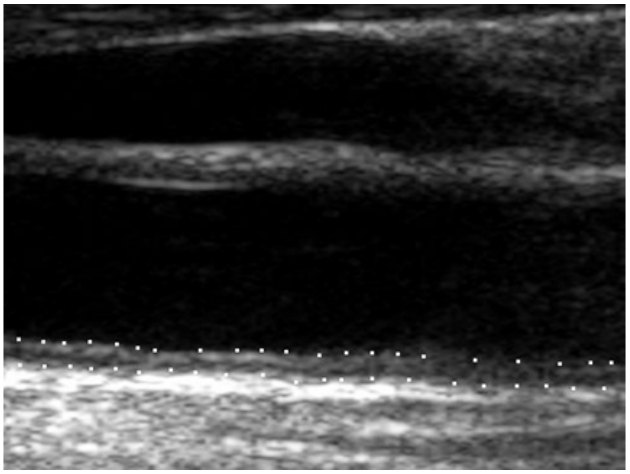


Figura 3.1: Ultrassom longitudinal da artéria carótida - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010)

3.3 Segmentação da Artéria Carótida e suas estruturas

Os trabalhos relacionados a seguir foram realizados sobre imagens de ultrassom da Artéria Carótida obtidas sob a forma longitudinal, conforme mostra a Figura 3.1.

No trabalho de (A.S.TRUCKSäSS et al., 2001) foi feita uma comparação entre um método manual e um automático, para determinação da espessura da camada IMT (Intima Media Thickness), conjunto de estruturas que formam a parede da artéria. O método manual nada mais é que o profissional médico colocar pontos sob a IMT e, com o auxílio de um track-ball do próprio equipamento, associado a um software de cálculo também do próprio equipamento, calcular a distância entre estes pontos. O método automático é baseado em *Snake*. O estudo é feito tomando-se 126 imagens de ultrassonografia e submetendo-as a dois profissionais que utilizaram, alternadamente, o método manual e o método automático baseado em Snakes. A conclusão foi que o método automático baseado em *Snake* foi suficientemente capaz de identificar a IMT.

Um trabalho semelhante foi realizado por (LOIZOU et al., 2007), que demonstrou que a aplicação de *Snake* na segmentação da estrutura da artéria carótida é um método robusto. O autor propôs a segmentação de 100 imagens médicas dessa artéria, através do modelo de (CHENG et al., 2002) e a comparação do resultado com a avaliação de especialistas da área médica. Os dados confirmam a afirmação de (A.S.TRUCKSäSS et al., 2001). Segundo os autores, não há diferenças significantes entre a medida manual e a medida automática. Assim, confirma-se que o método baseado em *Snake* é robusto e confiável.

No trabalho de (G.LIU; WANG; LIU, 2008) foi apresentado um método para determinação da Camada Intima-Média (IMT), utilizando uma variação do algoritmo de Cohen (COHEN, 1991) que se baseia em um modelo deformável (*Snake*). Este utiliza uma análise da variação do gra-

diente da imagem para determinar os limites da linha de IMT. Para otimizar o processo, foi utilizada Programação Dinâmica e para reduzir os efeitos de ruído na imagem, foi feito um pré-processamento onde aplicou-se um método conhecido como difusão anisotrópica (técnica de análise de imagens que destaca bordas por distribuir os coeficientes da difusão do ruído de forma a suavizar as estruturas intra-região e evitar a suavização inter-região). O resultado foi medido pelos autores comparando qualitativamente o método proposto com os algoritmos de (CHENG et al., 2002) e (A.S.TRUCKSäSS et al., 2001). No novo algoritmo, a região IMT é mais claramente vista que nos algoritmos usados para a comparação.

Outro trabalho que se baseia no algoritmo de (COHEN, 1991), é o trabalho proposto por (CHENG et al., 2002). O método inicia a partir da entrada pelo usuário de uma área de interesse retangular contendo a parede da artéria que será observada. Desta forma o autor contorna o problema da inicialização da *Snake*, bem como o problema da localização da estrutura de interesse dentro da imagem. Em seguida, é aplicado um algoritmo *fuzzy c-means* para determinar um limiar no histograma de gradiente. A área de interesse é então reduzida e novamente calcula-se o novo limiar. Isto é feito até que se alcance uma espessura da ordem de 0,05cm, dada *a priori*. Segundo o autor, esta espessura é utilizada para criar uma curva de inicialização para a *Snake* em torno da IMT e esta medida é próxima do resultado esperado. Quando esta nova região de interesse é alcançada, aplica-se um algoritmo baseado em *Snake*. Este método objetiva minimizar a energia em torno da curva. O resultado do método proposto foi comparado com outro método apresentado por (NEUENSCHWANDE et al., 1997), conhecido como *Ziploc Snake*. Os exemplos também foram submetidos à avaliação médica e o contorno, traçado manualmente, foi utilizado como referência métrica para a comparação dos dois modelos. Numericamente, o método proposto apresentou resultados melhores que o método *Ziplock* utilizado como referência.

Para contornar o problema da localização da região de interesse, foi apresentada por (H.LIU; D.C.LIU, 2009) uma alternativa à inicialização formal do usuário. Neste trabalho, é utilizado um exame de ultrassom colorido. Neste tipo de exame, o fluxo de sangue na artéria aparece sob a cor vermelha ou azul, enquanto seu entorno permanece em tons de cinza. Assim, o método pode determinar a posição da carótida e a região de interesse independente de uma entrada formal do usuário. Para definir o contorno final, foi utilizado também um método baseado em *Snake*.

No trabalho de (P.TUREZA et al., 2010) foi proposto um método automático para determinar em tempo real os limites da IMT. Tal método é dividido pelos autores em 3 etapas distintas:

- filtragem inicial objetivando redução de distúrbios e melhoramento das bordas, utilizando um algoritmo de difusão anisotrópica.
- segmentação inicial objetivando um cálculo aproximado dos limites da Intima e Media, base-

ado no algoritmo desenvolvido por (M.CECCARELLI; LUCA; A.MORGANELLA, 206) associado à Programação Dinâmica proposta por (A.A.AMINI; T.E.WEYMOUTH; R.C.JAIN, 1990)

- melhoramento da primeira solução pela utilização de métodos de contornos ativos (*Snake*)

A validação do método foi feita considerando a distância euclidiana entre os pixels da imagem real com aquela descrita pelo algoritmo.

O trabalho de (S.G.MOURSI; M.R.EL-SAKKA, 2009) traz uma abordagem diferente das abordagens anteriores, a começar com a forma de aquisição da imagem. Os autores utilizam para seus estudos uma imagem de ultrassom da artéria carótida tomada transversalmente. A Figura 3.2 mostra esta alternativa de tomada da imagem e as três principais regiões de interesse: (i) a camada interna, por onde passa o fluxo de sangue; (ii) a parede da artéria, neste caso, com um espessamento na região apontada por conta de deposição de proteína, gordura e outros componentes e; (iii) a região externa que forma o *background*.

Com base neste tipo de aquisição, os autores propõem um algoritmo semiautomático para a segmentação. O modelo proposto parte de uma entrada do usuário. Esta entrada é a marcação de um ponto dentro do lumem da carótida, que os autores denominam de semente. A partir daí, é criada uma inicialização padrão sob a forma de uma elipse. Com isso, os autores contornam parcialmente dois problemas dos métodos envolvendo *Snake*: a inicialização próxima do objeto e a posição da artéria dentro da imagem. Em seguida, o método realiza uma equalização do contraste da imagem, aplica um *Threshold*, preenche lacunas menores que 6×6 pixels, extrai-se um contorno baseado na posição indicada como semente e aplica-se um modelo de *Snake*. O método foi validado ao apresentar o resultado da segmentação de 109 imagens a especialistas médicos que concluiram que os objetos segmentados são coerentes com resultados obtidos manualmente.

Um estudo médico realizado por (V.NABAVI et al., 2011) mostrou que a análise transversal da carótida a partir de imagens obtidas por Tomografia Computadorizada (CT), embora não utilizada rotineiramente, é uma possibilidade real e concreta e que pode ser uma ferramenta adicional na prevenção da doença cardiovascular. Segundo os autores, este método de aquisição, devido à sua alta resolução, permite avaliar com precisão a arteriosclerose.

Outro estudo médico que avalia a deposição de placas sobre a parede da carótida e seus efeitos foi feito por (H.GAO et al., 2009). Este estudo é feito com imagens obtidas por meio de Ressonância Magnética (RM). Estes estudos, com técnicas diferentes de ultrassonografia, confirmam o que foi mencionado por (SABA et al., 2011), que o exame de Tomografia Computadorizada pode fornecer imagens sofisticadas e de alta resolução do corpo e particularmente do sistema vascular. Outro aspecto favorável mencionado é que, com os constantes avanços de multidetectores

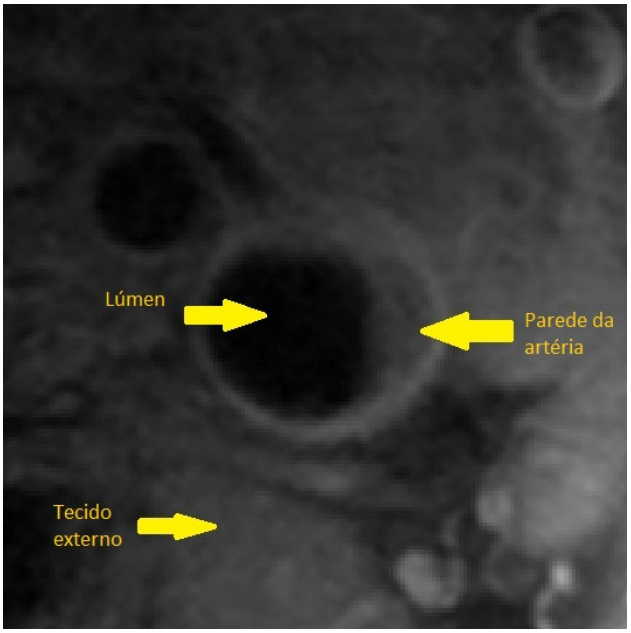


Figura 3.2: Ultrassom transversal da artéria carótida - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010).

e *software* para a reconstrução de imagens, este meio de aquisição tem se consolidado como uma técnica confiável para a avaliação de patologias arteriais, com particular sucesso para a detecção e caracterização da arteriosclerose da carótida.

O valor desta técnica também pode ser demonstrado em outro estudo realizado por (L.SABA et al., 2011). Neste artigo, os autores avaliam a confiabilidade de um software comercial para medição da artéria carótida em imagem de ultrassom. Foram comparados 42 resultados feitos automaticamente pelo programa comercial seguido da avaliação de 4 especialistas médicos. Os resultados são validados também por meio de imagens de Tomografia Computadorizada (CT).

O que se pode notar destes casos é que, conforme exposto na Seção 2.1, os problemas envolvendo a pouca definição do exame, a quantidade de ruídos presentes na imagem, a relação sinal-ruído baixa, o problema da inicialização e a posição da artéria carótida dentro da imagem são problemas recorrentes, apesar dos métodos propostos terem alcançado resultados que indicam robustez e confiabilidade. Digno de nota é que nossa pesquisa não apontou usos comerciais ou correntes destes algoritmos.

Outros métodos utilizando outros modelos de segmentação encontraram problemas parecidos. Por exemplo, podemos citar (DYDENKO et al.,) e (YANG; DUNCAN, 2004) que utilizaram uma formulação baseada em *Level Sets*. Em ambos os trabalhos, os autores utilizaram alguma forma de conhecimento *a priori* para iniciar seus métodos. No primeiro caso, foi utilizado como conhecimento *a priori* uma forma representativa do objeto e níveis de cinza da imagem. As variações deste parâmetro composto dentro da imagem são feitas por meio de um algoritmo de PCA. No segundo

trabalho, o conhecimento *a priori* utilizado é apenas uma forma prévia do que se deseja segmentar. Neste caso, porém, o especialista médico introduz interativamente no modelo a inicialização da forma prévia, ficando o algoritmo responsável por ajustar o resultado final de maneira mais precisa.

Usando métodos de Programação Dinâmica, (LIANG et al., 2000) e (R.ROCHA et al., 2010) propõem métodos automáticos para a segmentação. (LIANG et al., 2000) usa ainda lógica Fuzzy para determinar os limites da parede da artéria. Após testar 50 casos e submeter o resultado a um especialista médico, o método proposto apresentou uma correlação de 98%. Rocha, por sua vez, utiliza, além da Programação Dinâmica, outros 3 algoritmos distintos para alcançar o objetivo da segmentação. O autor realizou testes em 47 pacientes com a validação por 2 especialistas médicos, conseguindo resultados significativos. Quanto às dificuldades encontradas, (LIANG et al., 2000) aborda em seu trabalho, quanto à aplicabilidade, que uma correção manual é necessária em um largo percentual de imagens, devido principalmente à pobreza da qualidade das imagens. Rocha também menciona que a pouca qualidade da imagem e a presença de outras estruturas anatômicas contribuiram para que seu método não alcançasse melhores resultados.

3.4 Conclusões

Conforme mostra a literatura, o assunto tem merecido atenção de diversos pesquisadores por cerca de 20 anos, (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010). Os estudos se concentram em exames de ultrassonografia por se tratar de exames de baixo custo, tanto sob o aspecto do exame propriamente dito quanto do equipamento necessário para tal. Esta vantagem econômica permite que tal procedimento possa ser realizado mesmo em localidades menos favorecidas. Todavia, conforme relata (TORRES et al., 2007), ainda não há protocolos estabelecidos para uma rotina clínica.

A literatura também aponta que o exame de ultrassonografia traz, inerente a ele, diversos complicadores tanto para o profissional médico e operador do equipamento, quanto para o grupo de pesquisadores das áreas de engenharia e ciência da computação.

A solução encontrada pelos pesquisadores tem passado por técnicas elaboradas, muitas vezes com a participação de mais de uma técnica conjunta, ou de métodos interativos (semiautomáticos), quer diretamente pelo operador, quer por meio de conhecimento a *priori*. Métodos interativos levam a soluções humano-dependentes, o que trás novamente um dos problemas iniciais. A utilização de um conhecimento a *priori* sugere melhor tratamento do problema, todavia, a estrutura da artéria carótida não é rígida, podendo mesmo diferir muito de forma, dimensão e até mesmo da sua localização.

Embora, como indica (SABA et al., 2011), que outros meios de aquisição da imagem como Tomografia Computadorizada (CT) e Ressonância Magnética (RM) possam trazer imagens com melhor resolução, não há na literatura estudo da segmentação da artéria carótida utilizando estes meios de aquisição. A despeito da relação custo e da questão de ser um exame invasivo, os desenvolvimentos tecnológicos têm feito com que esta tecnologia tenha cada vez mais aplicabilidade em estudos os mais diversos, (SABA et al., 2011) e (L.SABA et al., 2011).

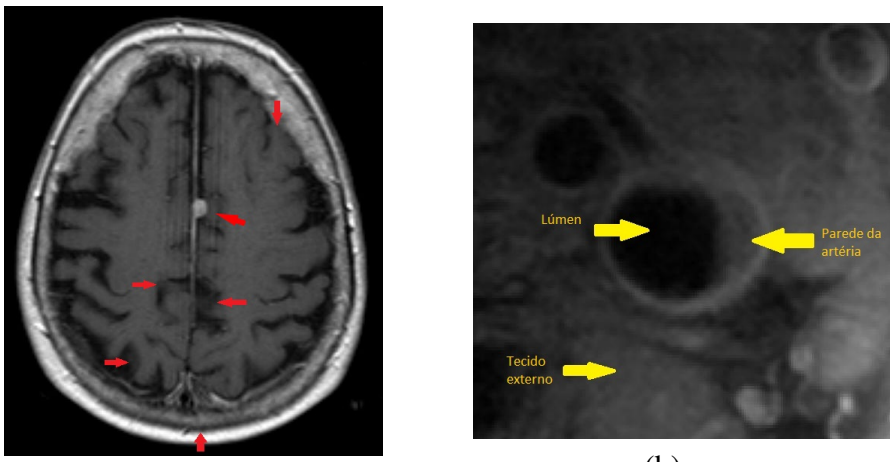
Assim, fica claro que outras técnicas para aquisição de imagens merecem ser estudadas. Optamos por estudar imagens provenientes de aquisição por Tomografia Computadorizada (CT). Isto se deve ao fato de ainda não haver na literatura estudos de modelos deformáveis com carótida transversal a partir desta modalidade de aquisição.

Quanto à segmentação da artéria, mesmo em outros tipos de imagens, a literatura é vasta de bons resultados com a aplicação de modelos deformáveis, em especial modelos de *Snake*. Assim sendo, este parece ser o modelo mais adequado para o objetivo desta dissertação, razão pela qual foi o modelo utilizado no presente trabalho.

4 MODELOS DEFORMÁVEIS

Modelos deformáveis são métodos de visão computacional para achar regiões em imagens.

Modelos deformáveis apresentam resultados significantes na análise de imagens médicas (SILVA et al., 2004), (TAVARES; BARBOSA; PADILHA, 2003), uma vez que estas imagens frequentemente possuem alta complexidade (baixa relação sinal-ruído, regiões mal definidas, várias técnicas de aquisição da mesma região com resultados diferentes), fazendo com que métodos tradicionais de segmentação tenham resultados deficientes, (SONKA; FITZPATRICK, 2004). Na Figura 4.1 podemos ver algumas das complexidades mencionadas, como regiões mal definidas (marcas em vermelho) e ruídos na imagem (marcas em amarelo).



(a) (b)

Figura 4.1: (a) Imagem de uma ressonância magnética do cérebro - fonte: Wikipédia, direitos de uso livres - http://en.wikipedia.org/wiki/File:Falxmeningeom MRT T1 mit Kontrastmittel.jpg, (b) Carótida vista em corte transversal com detalhes de ruídos mesmo em regiões onde a uniformidade do material é maior, caso do lúmem - fonte: contribuição de Jasjit S. Suri (SURI, 2010)

Os primeiros estudos deste modelo foram feitos por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988). Desde então, a aplicação tem sido largamente reconhecida por outros pesquisadores como (COHEN, 1991), (CHENG et al., 2002), (BLAKE; ZISSERMAN, 1987), dentre outros.

Há basicamente dois tipos de modelos deformáveis:

- Modelos Paramétricos: Representam curvas e superfícies em suas formas paramétricas durante sua deformação. Permite interação com o modelo e sua implementação é mais rápida.
- Modelos Geométricos: Representam curvas e superfícies implicitamente como um conjunto

de funções escalares de alta dimensão que devem ser resolvidas individualmente.

4.1 Fundamentos Matemáticos

A curva que chamamos de *Snake* circunscreve a estrutura alvo e possui a seguinte forma:

$$V(s) = [X(s), Y(s)] \tag{4.1}$$

onde $X(s)$ e $Y(s)$ são as coordenadas (X,Y) de um ponto qualquer na curva $V(s)$.

Esta curva se acha submetida a duas forças distintas: uma força interna e outra externa, conforme descrito na Equação (4.2):

$$E_{Snake} = \int_0^1 E_{Snake}(V(s))ds = \int_0^1 (E_{Interna}(V(s))ds + E_{Externa}(V(s)))ds \tag{4.2}$$

A atuação destas duas forças sobre a estrutura age na direção de minimizar a energia entre elas (Interna x Externa). No limite da deformação, a curva original deve se sobrepor aos limites da estrutura que desejamos segmentar dentro da imagem.

O primeiro termo da Equação (4.2) diz respeito às forças presentes na própria curva (Snake) e assumem a forma:

$$E_{Interna} = \alpha(s)|\frac{dV}{ds}|^2 + \beta(s)|\frac{d^2V}{ds^2}|^2 \tag{4.3}$$

Os parâmetros α e β são responsáveis, respectivamente, pela elasticidade e rigidez do comportamento da Snake e são definidos pelo usuário.

O último termo da Equação (4.2) está relacionado com as forças externas da *Snake*, podendo ser decomposto em:

$$E_{Externa}(V(s)) = E_{image}(V(s)) + E_{con}(V(s)) \tag{4.4}$$

Onde:

- $E_{image}(V(s))$, diz respeito a atributos da própria imagem (contrastes, gradientes, bordas).
- $E_{con}(V(s)$, pode representar aspectos restritivos, como conhecimento *a priori* ou outro fator fornecido pelo usuário para, por exemplo, controlar a deformação.

Definidas as energias diretamente ligadas à curva, passamos a definir aquelas que contrapõem a deformação da *Snake*, as energias da imagem:

$$E_{imagem} = \omega_{linha}E_{linha} + \omega_{fronteira}E_{fronteira} + \omega_{term}E_{term} \tag{4.5}$$

onde ω_{linha}, $\omega_{fronteira}$ e ω_{term} são pesos dados a cada atributo da imagem que ajudam a controlar o comportamento da *Snake*. O primeiro termo da Equação (4.5), segundo (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988), está ligado diretamente à intensidade da imagem por meio da intensidade de cada pixel, e é descrita como:

$$E_{linha} = I(x,y) \tag{4.6}$$

Segundo o autor, esta energia pode ainda ser direcionada aos níveis de claro ou escuro da imagem em função do sinal algébrico dado ao peso que a controla.

O segundo termo da Equação (4.5) considera a energia da fronteira da imagem, ou da borda:

$$E_{fronteira} = -|\nabla f(x,y)|^2 \tag{4.7}$$

Esta parcela da energia esta ligada aos gradientes da imagem e é a principal responsável pela orientação do comportamento da Snake. Como de exemplo, as Figuras 4.2 e 4.3 mostram como o gradiente em uma imagem contribui para o comportamento final da Snake. Na Figura 4.2, temos uma representação gráfica (setas) sobrepostas à imagem apontando para o sentido em que os tons de cinza se tornam mais escuros, demonstrando o comportamento do gradiente nesta imagem. Na Figura 4.3 vemos novamente uma representação gráfica do gradiente (setas) apontando para a região alvo da segmentação, favorecendo o modelo de *Snake*.

Podemos calcular o gradiente das regiões de interesse e utilizar este parâmetro para dirigir o comportamento final da *Snake*, atuando no sentido do gradiente ou em sentido contrário, dependendo da estrutura que necessita ser segmentada, sendo este o principal elemento responsável pela deformação da curva. As demais forças agem evitando que o modelo colapse em um ponto seguindo um gradiente ou se deforme excessivamente caso o gradiente aponte para fora da estrutura em análise.

O último termo é inserido quando se busca localizar terminações de segmentos de retas ou cantos em ângulo. Para melhor entender, façamos:

$$C(x,y) = G_\sigma(x,y) * I(x,y) \tag{4.8}$$

onde:

- $C(x,y)$ é uma nova imagem suavizada através de um filtro Gaussiano
- $G_\sigma(x,y)$ é a expressão do filtro Gaussiano aplicado à imagem
- $I(x,y)$ representa a imagem original

Considere ainda:

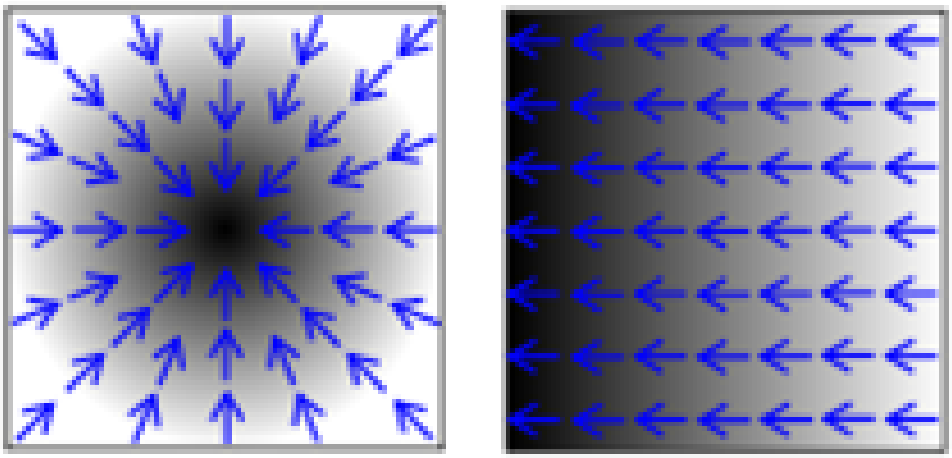


Figura 4.2: Representação do fluxo do vetor gradiente - fonte: en.wikipedia.org

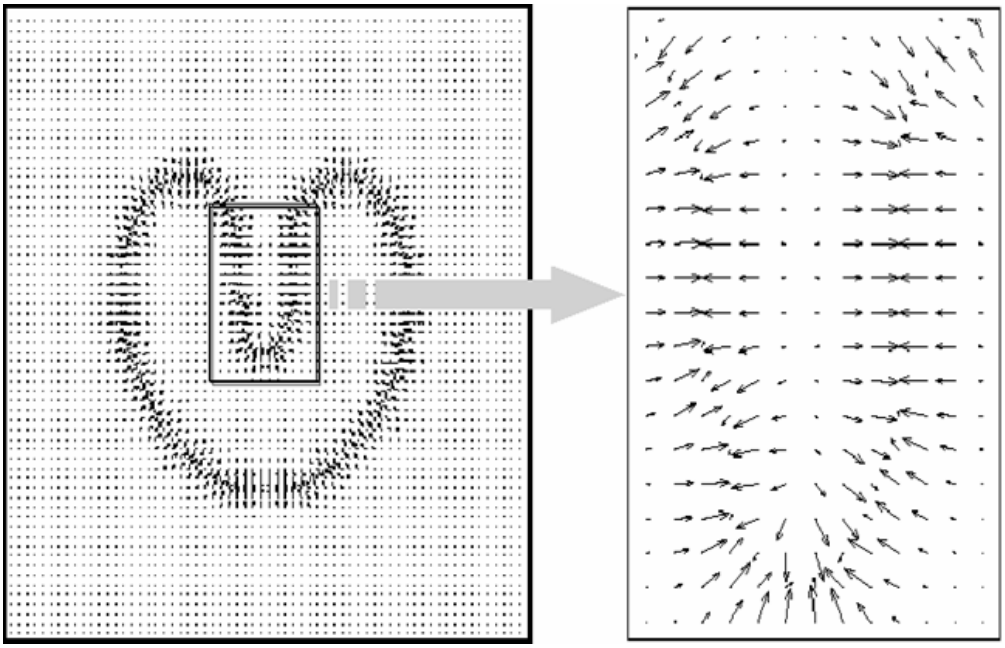


Figura 4.3: Fluxo do vetor gradiente em uma curva traçada sobre fundo branco - fonte: (C.XU; PRINC, 1997)

- Θ o ângulo que uma aresta qualquer a da nova curva $C(x,y)$ forma com o eixo x. Para calcular este ângulo fazemos $\Theta = \arctan\frac{C_y}{C_x}$.
- $n = (\cos\Theta, \sin\Theta)$ o vetor unitário ao longo desta aresta a
- $n_\perp = (-\sin\Theta, \cos\Theta)$ o vetor unitário perpendicular a esta aresta a

Para encontrarmos os cantos e terminações dos segmentos de reta que compõem a *Snake* procuramos as curvas de nível do contorno, que é descrito como:

$$E_{term} = \frac{\partial\theta}{\partial n_\perp} \tag{4.9}$$

A Equação (4.9) é a medida da variação do ângulo Θ nas direções normais à aresta a usada na definição do ângulo Θ. Caso esta variação seja diferente de *zero* teremos encontrado um canto ou esquina.

Na prática, o que se procura é minimizar as forças internas da imagem com as forças externas da Snake, Figura 4.4. Quando se alcança este equilíbrio, devemos ter alcançado o limite da estrutura segmentada. Para alcançar este equilíbrio utiliza-se a condição de Euller-Lagrange:

$$\frac{dE_{v_s}}{ds} - E_v = 0 \tag{4.10}$$

Esta equação, desenvolvida pelo matemático suíço Leonard Euler (1707-1783) e pelo físico-matemático Joseph-Louis Lagrange (1736-1813) (E.C.CAETANO; C.M.G.SOUZA, 2006), tem aplicação direta em sistemas mecânicos onde as energias podem ser consideradas conservativas, ou seja, são compartilhadas pelos elementos do sistema de tal forma que a somatória da energia em qualquer tempo seja constante a menos das perdas. O seu desenvolvimento levou em conta as energias das massas do sistema e o seu comportamento durante o tempo. A aplicação mais comum desta equação é o cálculo dos pontos de máxima ou mínima energias, que vem de encontro às necessidades que descrevem o comportamento da Snake. Todavia, segundo (SILVA et al., 2004), a solução de Lagrange apresenta problemas de estabilidade numérica. (GIRALDI, 2004) acrescenta ainda que a real eficiência do método depende de um delicado *trade-off* entre os parâmetros do modelo. Por fim, as duas limitações mais significativas para o uso das Snakes são a sua inicialização, (SILVA et al., 2004), e o fato de que este modelo não permite alteração de sua topologia após ter sido inicializado.

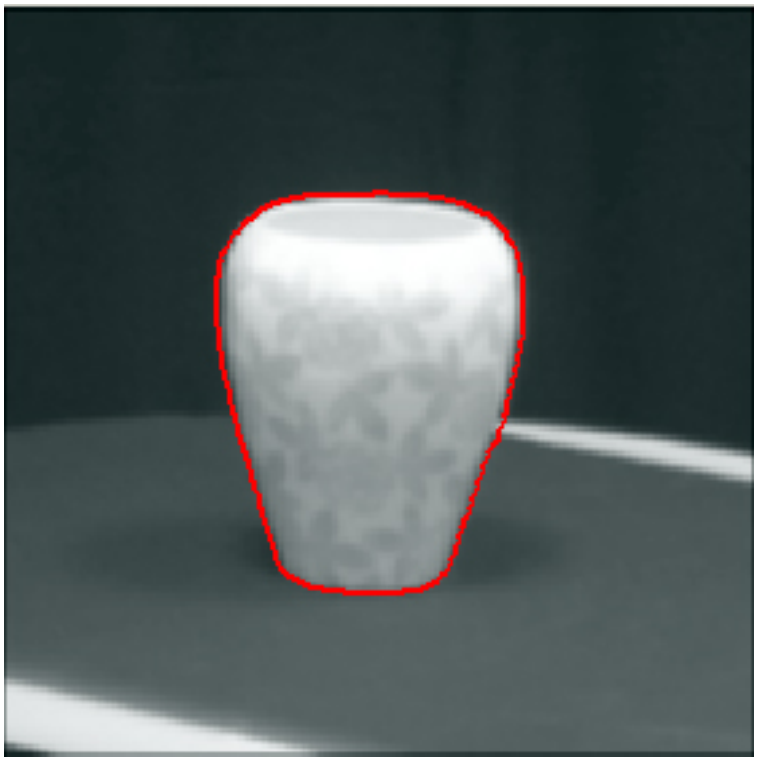


Figura 4.4: Equilíbrio de forças em uma imagem de referência, onde a curva vermelha representa o final da evolução da Snake sobre o background

4.1.1 Equação de Euler-Lagrange

Segundo (KODAMA, 2004), a descrição da Equação de Euler-Lagrange pode ser dada da forma que segue.

Vamos considerar um funcional com a forma dada pela Equação (4.11).

$$I[f] = \int_{x_a}^{x_b} L(f, \frac{df}{dx})dx \tag{4.11}$$

onde $L = L(f,g)$ é uma função dada de duas variáveis f e g. Calculamos a variação do funcional associada a variação da função f.

$$f \to f + \delta f \tag{4.12}$$

A variação de I fica

$$\delta I \equiv I[f+\delta f] - I[f] = \int_{x_a}^{x_b} dx \left\{ L(f+\delta f, \frac{d(f+\delta f)}{dx}) - L(f, \frac{df}{dx}) \right\} \tag{4.13}$$

Utilizando a relação,

$$\frac{d(f+\delta f)}{dx} = \frac{df}{dx} + \frac{d(\delta f)}{dx} \tag{4.14}$$

e expandindo a função L nas suas variáveis, o primeiro termo da Equação (4.13) fica,

$$L\left(f+\delta f, \frac{d(f+\delta f)}{dx}\right) = L(f, \frac{\delta f}{dx}) + \delta f \frac{\partial L}{\partial f} + \frac{d(\delta f)}{dx}\frac{\partial L}{\partial \frac{df}{dx}} + \cdots \tag{4.15}$$

e, consequentemente, temos

$$\delta I = \int_{x_a}^{x_b} dx \left\{ \delta f \frac{\partial L}{\partial f} + \frac{d(\delta f)}{dx}\frac{\partial L}{\partial (\frac{df}{dx})} \right\} \tag{4.16}$$

Fazendo a integração por partes no segundo termo, a variação do I até a primeira ordem em δf fica

$$\delta I = \int_{x_a}^{x_b} dx \delta f(x) \left\{ \frac{\partial L}{\partial f} - \frac{d}{dx}(\frac{\partial L}{\partial (\frac{df}{dx})}) \right\} + \left[\delta f(x) \frac{\partial L}{\partial (\frac{df}{dx})} \right]_{x=x_a}^{x=x_b} \tag{4.17}$$

É bastante comum que as variações de f sejam feitas utilizando-se a condição de que $\delta f = 0$ em $x = x_a$ e $x = x_b$,

$$\delta f(x_a) = \delta f(x_b) = 0 \tag{4.18}$$

Neste caso, o segundo termo da Equação (4.17) anula e temos

$$\delta I = \int_{x_a}^{x_b} dx \delta f(x) \left\{ \frac{\partial L}{\partial f} - \frac{d}{dx}\left(\frac{\partial L}{\partial \frac{df}{dx}}\right) \right\} \tag{4.19}$$

e, portanto, pela definição, a derivada funcional de primeira ordem fica,

$$\frac{\delta I}{\delta f}(x) = \frac{\partial L}{\partial f} - \frac{d}{dx}\left(\frac{\partial L}{\partial (\frac{df}{dx})}\right) \tag{4.20}$$

Se $f_m(x)$ é a função que corresponde ao máximo (ou mínimo) de I, então devemos ter

$$\delta I = \int_a^b dx \delta f(x) \left\{ \frac{\partial L}{\partial f} - \frac{d}{dx}\left(\frac{\partial L}{\partial (\frac{df}{dx})}\right) \right\}_{f=fm} \equiv 0 \tag{4.21}$$

para qualquer variação de δf. Assim, concluímos que a função $f_m(x)$ tem que satisfazer à

equação diferencial,

$$\left\{ \frac{\partial L}{\partial f} - \frac{d}{dx}\left(\frac{\partial L}{\partial (\frac{df}{dx})} \right) \right\}_{f=fm} = 0 \tag{4.22}$$

Esta é chamada de Equação de Euler-Lagrange para o funcional. Em geral, a Equação de Lagrange resulta numa equação diferencial de segunda ordem.

4.2 Alternativas

4.2.1 T-Snake

Com foco principalmente na limitação topológica do modelo tradicional de Snake, McInerney e D.Terzopoulos (MCINERNEY; TERZOPOULOS, 1995) propõem uma variação do modelo original onde, tanto imagem contendo a estrutura quanto a curva desenhada pelo usuário, são colocadas sobre uma grade homogênea construída com *n* triângulos, cujos vértices são conhecidos e mapeados. Segundo os autores, uma característica fundamental desta técnica é que ela permite a qualquer momento uma reparametrização do modelo, o que faz se ajustar a novas topologias. Outra vantagem consiste em que os elementos da grade podem alterar seu tamanho à medida que a curva se adapta à estrutura.

Este novo modelo permite inicializar uma grade cujos elementos possuam um tamanho maior e, à medida que o processo se aproxima das bordas de interesse, a grade pode ser recalculada gerando elementos menores e contribuindo assim para uma melhor precisão do resultado final.

A Figura 4.5 mostra duas curvas envolvendo duas estruturas simbólicas representadas pelos quadrados negros. Com esta metodologia, a *Snake* pode até mesmo se subdividir para alcançar uma topologia mais complexa.

Durante a inicialização da *Snake*, surgem vértices entre duas arestas consecutivas que são tratadas como “nós”. Entre dois vértices consecutivos encontramos uma aresta, chamada de “elemento”. Com estes dois conceitos pode-se considerar as forças presentes no modelo.

Estas forças são:

- Força Elástica: Atua nos elementos opondo-se às mudanças de seu comprimento. É dada pela Equação:

$$\alpha_i = a_i e_i \hat{r}_i - a_{i-1} e_{i-1} \hat{r}_{i-1} \tag{4.23}$$

Onde:

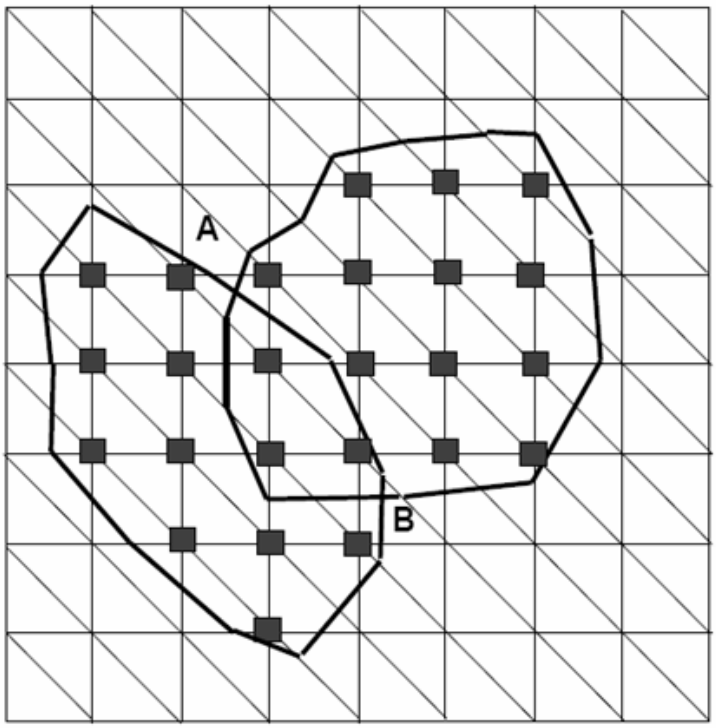


Figura 4.5: Grade sobreposta à curva traçada pelo usuário envolvendo a estrutura a analisar - fonte: (MCINERNEY; TERZOPOULOS, 1995)

- a_i é um escalar que representa a resistência do elemento às mudanças de sua forma, como o comportamento de uma "mola";
- e_i é o módulo da deformação sofrida pelo elemento durante a evolução da Snake;
- $\hat{r}_i$ é o vetor unitário que denota a direção do elemento no plano da imagem;

- Força de Rigidez: Segundo McInerney (MCINERNEY; TERZOPOULOS, 1995), esta força age normalizando os comprimentos dos elementos de modo a haver uma suavização da resposta durante a deformação da *Snake*, dada pela Equação:

$$\beta_i = b_i[v_i - \frac{1}{2}(v_{i-1} + v_{i+1})] \tag{4.24}$$

  Na Equação(4.24), v_i, v_{i-1} e v_{i+1} são, respectivamente, um nó qualquer, seu antecessor e seu sucessor e b_i é um escalar, segundo uma terminologia vista em (GIRALDI; STRAUSS; OLIVEIRA, 2000). Desta forma a força de rigidez considera o centro geométrico entre o ponto sob análise e seus vizinhos, definindo um centroide geométrico, conforme Figura 4.6.

- Força Normal: Atuando no sentido normal do nó, dada pela Equação:

$$F_i = k_i(sinal_i)n_i \tag{4.25}$$

Onde:

- k_i é um escalar;
- n_i é o vetor unitário normal ao nó v_i;
- $(sinal_i)$ pode ser $+1$ ou -1;

- Força da Imagem: É relacionada aos gradientes da imagem e atua contra a soma das demais forças atraindo o modelo em direção às bordas salientes da imagem, (MCINERNEY; TERZOPOULOS, 1995), dada pela Equação:

$$f_i = \gamma_i \nabla P \tag{4.26}$$

onde $P = - \parallel \nabla I \parallel^2$ e γ é um escalar.

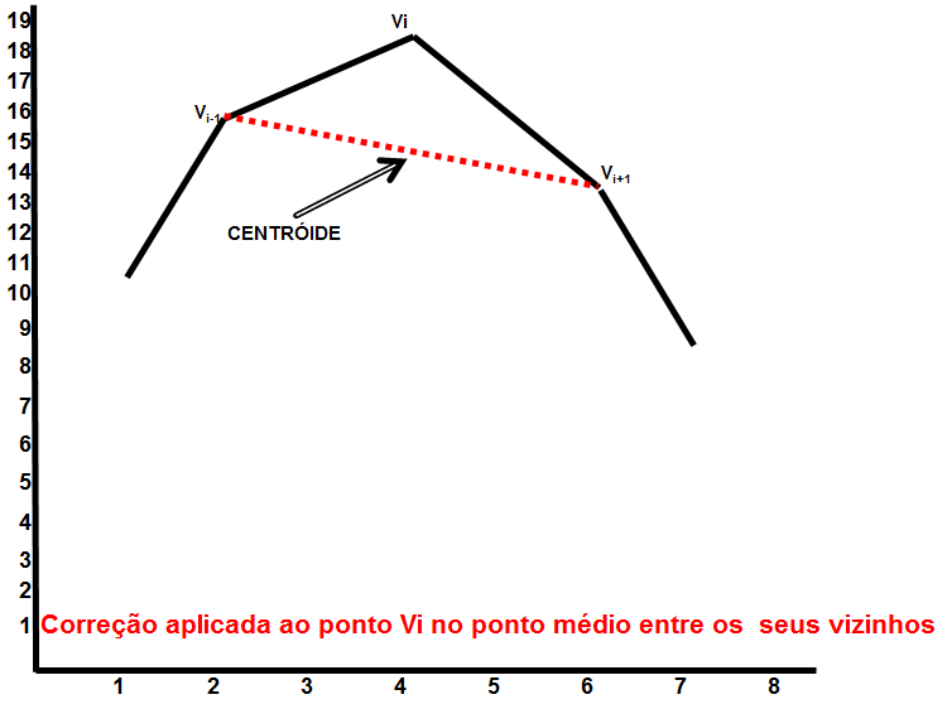


Figura 4.6: Representação da Equação (4.24) - O centróide é o lugar geométrico calculado que age suavizando o movimento de deformação da Snake. Leva em consideração a posição dos vizinhos do ponto Vi.

As quatro forças descritas interagem entre si segundo a Equação (4.27):

$$v_i^{(t+\Delta t)} = v_i^t + h_i(\alpha_i^t + \beta_i^t + F_i^t + f_i^t) \tag{4.27}$$

onde h_i é um passo de evolução.

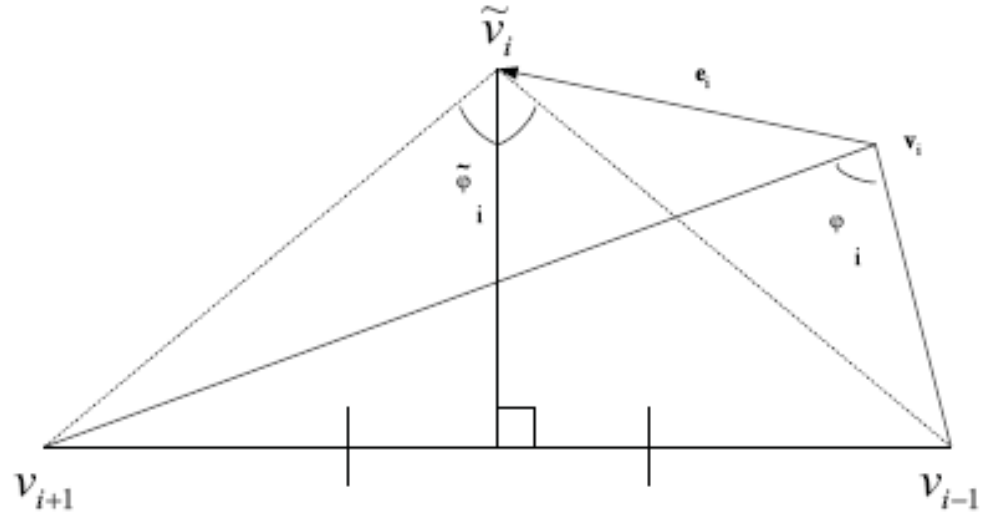


Figura 4.7: Representação gráfica da restrição imposta pela correspondência entre as curvas

O modelo T-Snake ainda possui atributos de entropia que favorece a evolução da Snake. Uma vez que o vértice n_i passa de 1 para 0, este permanece assim garantindo que o sistema não oscile. A estabilidade ocorre quando todos os vértices sobre a Snake mantém a mesma condição por um número definido de iterações.

4.2.2 Dual-Snake

Outra alternativa para o modelo *Snake* foi proposto por S.R.Gun (GUNN; NIXON, 1997). Este modelo consiste de duas curvas de modo que:

- uma expande-se a partir do interior do objeto de interesse;
- a outra contrai-se a partir do exterior do objeto de interesse em direção à primeira.

Devido ao fato de se utilizar duas curvas para se localizar a borda da estrutura em estudo, estas duas curvas deverão possuir uma correspondência cuja forma é apontada na Equação (4.28) e a representação gráfica na Figura 4.7.

$$\|v_{i-1} - \tilde{v}_i\| = \|v_{i+1} - \tilde{v}_i\| \tag{4.28}$$

A energia que deverá ser minimizada para se encontrar os limites da estrutura é dada pela Equação (4.29):

$$E = \frac{\lambda}{N} E_{int}(v_i) + (1-\lambda) E_{ext}(v_i) \tag{4.29}$$

O primeiro termo da Equação (4.29) está relacionado com a energia da *Snake* e é melhor definido pela Equação (4.30):

$$E_{int} = \frac{1}{2}\sum_{i=0}^{N-1}(\frac{\|\vec{e}_i\|}{h})^2 \tag{4.30}$$

Onde:

- $\vec{e}_i$ é o vetor que liga o ponto v_i ao ponto $\tilde{v}_i$, conforme Figura 4.7;
- h é um escalar utilizado para normalizar o passo da evolução da *Snake*;

O segundo termo da Equação (4.29) está relacionado com a energia da imagem conforme a Equação (4.31):

$$E_{ext} = \sum_{i=0}^{N-1} P(v_i) \tag{4.31}$$

onde $P(v_i) = -\|\nabla I\|^2$ que está relacionada aos gradientes da imagem.

O parâmetro de parada do modelo é dado pela Equação (4.32):

$$max\|v_i^{t+1} - v_i\| < \delta \tag{4.32}$$

onde δ é um parâmetro pré estabelecido, (GIRALDI, 2004).

4.2.3 Level Sets

Uma outra formulação conhecida para modelos deformáveis é o chamado *Level Set*, proposto inicialmente por (OSHER; SETHIAN, 1988). Este método tem a vantagem de seguir formas que apresentem mudanças topológicas como furos ou divisões, sem a necessidade de parametrização de toda a superfície.

A proposta, apresentada originalmente por (OSHER; SETHIAN, 1988), considera uma curva Γ, descrita na Equação (4.33):

$$\Gamma = (x,y)|\varphi(x,y,t) = 0, \tag{4.33}$$

Onde:

- Γ é a curva definida sobre um plano cartesiano que se desloca sobre a superfície, Figura 4.8.
- x, y são as coordenadas da curva Γ com referência ao plano cartesiano.
- t está relacionado com o instante em que se considera o deslocamento da curva Γ sobre a superfície φ.

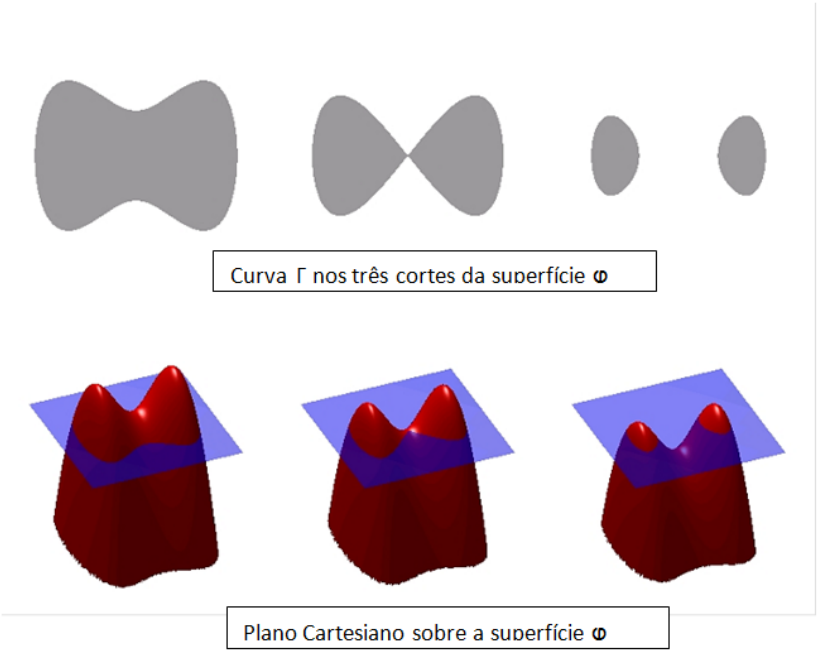


Figura 4.8: Representação do método Level Set: o formato da curva Γ e o plano cartesiano cortando a superfície φ em três instantes t diferentes. Da direita para a esquerda, o plano azul desloca-se sobre a superfície vermelha desde seu ponto mais alto até a base, produzindo as três formas imediatamente acima na cor acinzentada, cada uma em um tempo t.

- φ é a superfície que se deseja seguir.

O significado geométrico da Equação (4.33) é que esta terá valor "zero" no limite da curva formada pela intersecção do plano cartesiano com a superfície φ. Convenciona-se o seguinte:

$$\Gamma > 0, \text{ se (x, y) está fora da curva,}$$

$$\Gamma = 0, \text{ se (x, y) está sobre de curva,}$$

$$\Gamma < 0, \text{ se (x, y) está dentro da curva.}$$

O plano cartesiano onde está definida a curva Γ desloca-se na direção normal à superfície φ. Durante este deslocamento, a curva Γ ajusta-se à forma da curva φ, segundo a Equação diferencial (4.34).

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = F|\nabla \varphi| \tag{4.34}$$

Nesta equação, o termo F é a *função velocidade* com que ocorre o deslocamento do plano cartesiano sobre a superfície φ.

Uma forma de expressão de função velocidade é mostrada na Equação (4.35).

$$F = F(L,G,I), \tag{4.35}$$

onde F é a função velocidade e os parâmetros L,G e I são os fatores dos quais ela depende. Segundo (OSHER; SETHIAN, 1988), estes parâmetros podem ser descritos como:

- L: são as propriedades locais. São aquelas determinadas, por exemplo, por informações geométricas locais, tais como curvatura e vetor normal.
- G: são as propriedades globais da interface. São aquelas que dependem da forma e da posição da interface.
- I: são as propriedades independentes, aquelas que não dependem da forma da interface.

Quanto à inicialização do método, (RODRIGUES, 2008) aponta como passo chave a escolha do local onde colocar a curva inicial. Considerando que o contorno pode se mover para fora ou para dentro, seu local inicial determinará a segmentação que será obtida. Por exemplo, se existe um único objeto na imagem e o contorno é colocado externamente a este e com movimentação para dentro, a segmentação encontrará a borda externa do objeto. Entretanto, se o objeto tem um furo no meio, não será possível obter a borda deste furo. Para isso, a curva inicial deveria ser colocada dentro do furo e propagada para fora (expandindo) ou posicionada dentro do segmento e suficientemente mais próxima da borda interna do que da externa. É importante lembrar que mais de uma curva pode ser usada como inicialização do level set.

4.2.4 Outros Modelos Deformáveis

O modelo inicialmente sugerido por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988) serviu de base para outros diversos estudos. Embora não seja o objetivo deste trabalho esgotar o estudo dos métodos existentes, destacamos o estudo feito por (SILVA et al., 2004) que descreve alguns modelos desenvolvidos a partir do modelo de (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988):

- ASM (Active Snake Models)
- Deformable Templates
- Modelos Probabilísticos
- Modelos Deformáveis com Modelação da Forma Global

Outros modelos foram também descritos no estudo publicado por (SONKA; FITZPATRICK, 2004):

- Deformable Fourier Models
- Deformable Models Using Modal Analysis
- Deformable Superquadracs

Numerosas variantes destes modelos têm sido propostas com o objetivo de ultrapassar as limitações dos modelos previamente existentes. Estas limitações estão relacionadas com questões como autonomia, facilidade de controle pelo utilizador, generalidade e especificidade, flexibilidade da topologia, concisão e abrangência da representação geométrica, precisão e robustez ao ruído e à inicialização (SILVA et al., 2004).

5 PROPOSTA

Esta proposta de trabalho tem por objetivo avaliar o uso do modelo deformável original conhecido como Snake, proposto por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988) na segmentação automática da Artéria Carótida em imagens de Tomografia Computadorizada (TC).

O algoritmo utilizado é o de (KUMAR, 2010). Trata-se de um algoritmo que implementa o modelo original proposto por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988). A escolha deste algoritmo torna mais confiável o resultado do estudo, uma vez que os resultados, positivos ou não, estarão diretamente ligados ao modelo de *Snake* original, sem alterações ou outras melhorias que desviariam o objetivo deste trabalho.

Ainda assim, (SILVA et al., 2004) lembra que um dos principais problemas dos modelos baseados em *Snake* é a sua inicialização. A curva que dá início à evolução dos modelos de Snakes deve ser colocada próxima à borda que se deseja segmentar. A maior parte dos algoritmos que usam este modelo soluciona via segmentação manual.

Como nosso objetivo é estudar o comportamento do modelo, a inicialização é feita por meio de uma curva traçada manualmente. Chamaremos esta curva genérica de G(s), cuja a expressão foi apresentada na Equação (4.1).

Este capítulo foi organizado da seguinte maneira. O primeiro tópico apresenta o algoritmo utilizado. O segundo tópico aborda o processo genericamente. O tópico seguinte descreve cada etapa do processo e o último tópico apresenta o meio pelo qual propomos avaliar os resultados obtidos.

5.1 O algoritmo

O algoritmo de R.Kumar, (KUMAR, 2010), foi implementado em Matlab e apresenta uma interface gráfica, conforme Figura 5.1. O algoritmo parte de uma inicialização manual, Figura 5.1, da parametrização da *Snake* pelo usuário (σ, α, β, γ, κ, W(Eline), W(Edge), W(Eterm)) e do número de iterações, ao final do que, se consegue a segmentação, Figura 5.2 e 5.3.

Como não se pode garantir que a inicialização manual seja sempre a mesma, isto impõe ao estudo uma condição que poderia ora contribuir favoravelmente para uma segmentação ora contribuir desfavoravelmente, dependendo de a inicialização começar mais próximo do alvo ou mais afastado deste.

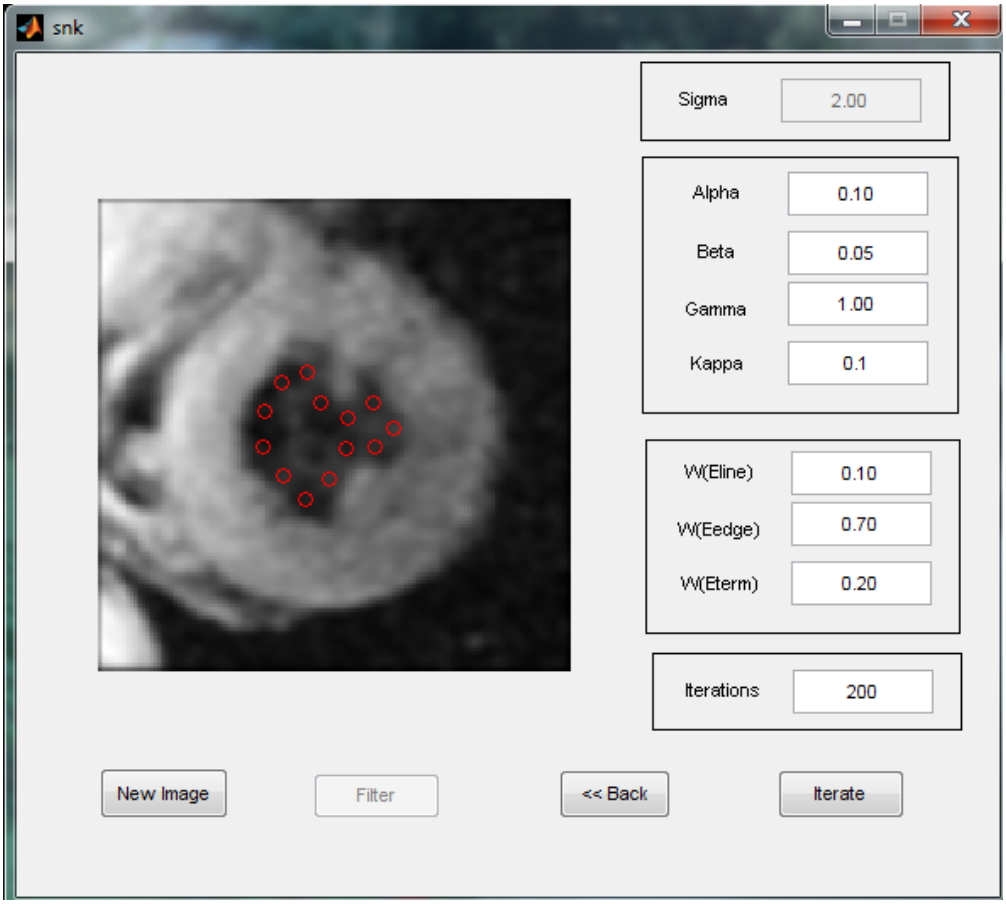


Figura 5.1: Algoritmo de R. Kumar - interface gráfica. Inicialização manual da *Snake*

Para isolarmos este fator, foi necessário introduzir no algoritmo uma curva única, $G(s)$, que será sempre utilizada para a inicialização da *Snake*. Assim, para uma dada imagem, a condição inicial sempre será a mesma.

Outro aspecto importante do algoritmo utilizado é que este é sensível ao número de iterações, assim, se o número de iterações for menor que o necessário para se alcançar a minimização das forças envolvidas, o algoritmo irá cessar a evolução após o número de iterações ter sido alcançado. Para solucionar este problema foi adotado empiricamente um número suficientemente alto para garantir o processo de minimização das energias.

5.2 Metodologia

O trabalho se inicia a partir de um banco de imagens da Artéria Carótida adquiridas através de Tomografia Computadorizada (TC), (SURI, 2010).

O primeiro passo do estudo foi introduzir no algoritmo uma curva para a inicialização, conforme já descrito.

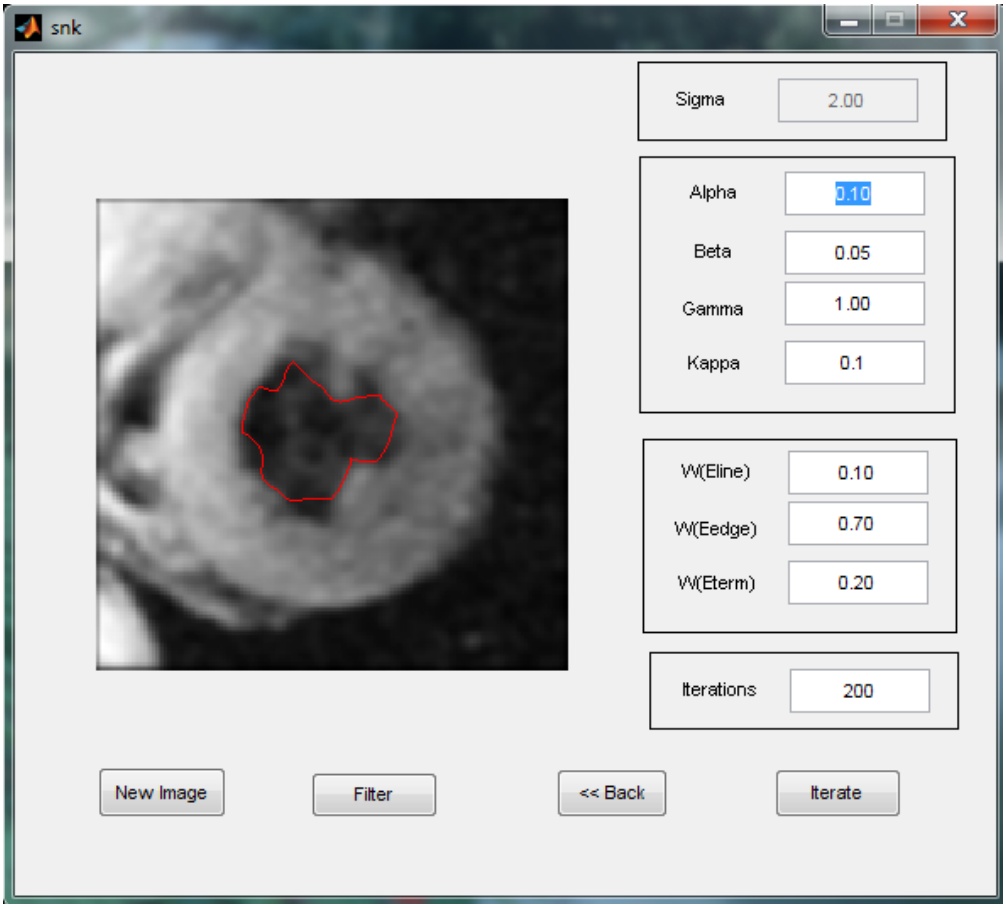


Figura 5.2: Algoritmo de R. Kumar - interface gráfica. Resultado final da evolução da *Snake* após 200 iterações

O segundo passo trata da parametrização do modelo. Por conta das Equações (5.3) e (5.5), os seguintes parâmetros conduzem a *Snake* e necessitam ser informados:

- α: Controla a tensão da curva.
- β: Controla a rigidez da curva.
- ωl: Controla a parcela da energia externa que está relacionada com a intensidade dos *pixels* da imagem.
- ωe: Controla a parcela da energia externa que está relacionada com os gradientes presentes na imagem, sendo a principal responsável pela orientação do comportamento da *Snake*.
- ωt: Controla a parcela da energia externa que está relacionada com o funcional de terminação definido por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988).

Outros dois parâmetros do método de integração utilizado por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988) e do controle da minimização da energia, utilizado por (KUMAR, 2010), são fundamen-

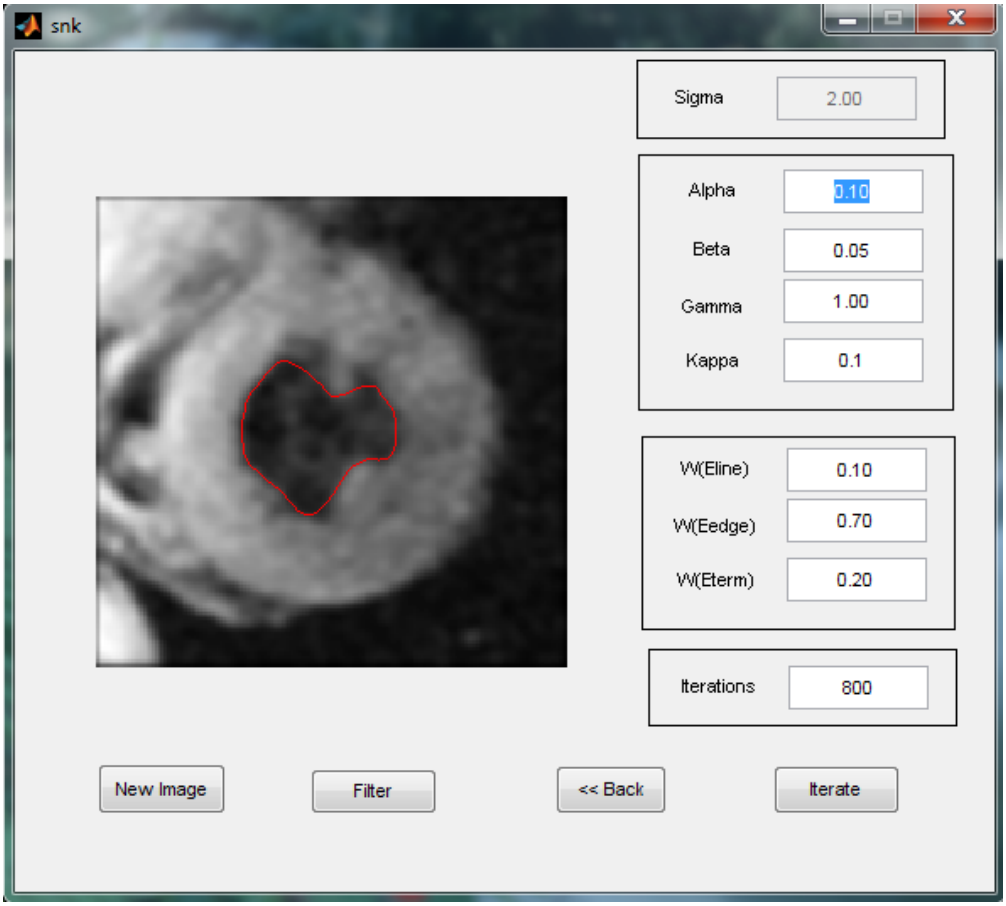


Figura 5.3: Algoritmo de R. Kumar - interface gráfica. Resultado final da evolução da *Snake* após 800 iterações

tais para o modelo:

- γ: Controla o passo da integração no método de diferenças finitas utilizado por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988) para o cálculo da minimização da energia da *Snake*. Não faz parte do funcional de energia mas é um parâmetro importante para o processo de implementação.
- κ : Controla o passo da evolução da curva. Também não faz parte do funcional de energia, mas é um parâmetro utilizado pelo software para a implementação do modelo.

O uso de diferenças finitas para a solução do problema da minimização da energia advém das dificuldades ligadas ao método de Lagrange, Equação (4.10) (SILVA et al., 2004) (GIRALDI, 2004). A solução por meio de métodos numéricos se apresenta como uma solução eficaz e de fácil implementação. O modelo de diferenças finitas tem a forma da Equação .

$$f'(x_i) = \frac{\Delta f_i}{h} + O(h) \tag{5.1}$$

Onde Δf_i é conhecida como primeira diferença progressiva e h é chamado de tamanho do passo, isto é, o comprimento do intervalo no qual a aproximação é feita e o termo $O(h)$ é o erro de truncamento (S.C.CHAPRA; R.P.CANALE, 2008).

Assim, o modelo fica dependente de 7 variáveis distintas para poder evoluir corretamente.

Este estudo tem por objetivo encontrar os valores para cada parâmetro, de modo a conseguir segmentar a Artéria Carótida.

Os valores iniciais foram conseguidos empiricamente e estão apontados na Tabela 5.1. Este processo empírico baseou-se em sucessivos testes com várias combinações de valores. Como a base de dados utilizada não fornecia uma referência que pudesse ser utilizada como *groundtruth*, após vários testes e evoluções, escolhemos um resultado que visualmente parecesse aceitável e assumimos este resultado como nossa referência. Vale ressaltar que, independentemente do resultado não ser o ideal, o que se pretende é analisar o comportamento dos parâmetros do modelo e não o resultado da segmentação propriamente dita.

Tabela 5.1: Tabela de parâmetros iniciais conseguidos empiricamente

α	β	γ	κ	wl	we	wt
1.1	0.1	1	0.5	1	1.8	-10

O próximo passo determina o número de iterações onde a evolução do modelo não mais é perceptível visualmente, mas é suficientemente próximo do *groundtruth*, definido empiricamente . O objetivo desta etapa é avaliar se, depois de dado número de iterações, houve a minimização da energia ou se o modelo deixou de evoluir adequadamente.

Por fim, testa-se cada parâmetro individualmente e encontra-se os melhores valores para a evolução do modelo, sendo uma referência para outros estudos. A metodologia utilizada mantém o conjunto de parâmetros iniciais constantes e varia um único parâmetro por vez, anotando o resultado da evolução. Embora o método *one-by-one* não possa isolar a interferência mútua dos parâmetros, o presente estudo tem por objetivo estabelecer um conjunto de valores que possam servir de referência para ajustes mais precisos.

Para avaliar o resultado dos testes foi utilizada a medida PDM entre o resultado final da curva G(s), em seu posicionamento final, após as iterações, e uma curva, *groundtruth*, resultado de uma segmentação empírica.

Foi feita também uma avaliação da importância de cada parâmetro dentro do modelo. Isto foi feito mantendo-se o conjunto dos parâmetros iniciais constantes e fazendo igual a 0 um parâmetro por vez. Espera-se assim, encontrar parâmetros que tenham pouca ou nenhuma influência no modelo, de modo a diminuir o universo de dependência.

5.3 O Método da Distância Polyline (PDM)

(MOLINARI; ZENG; SURI, 2010) apresenta uma variedade de métodos para se medir a espessura da camada IMT da Carótida, utilizados entre 1992 e 2009, totalizando 14 trabalhos distintos. Em seu estudo é apontado também a metodologia para medir a performance dos métodos estudados. Os pesquisadores utilizaram ao longo dos anos principalmente os seguintes métodos:

- MAD - (Mean Absolute Distance), utilizado por 9 dos pesquisadores;
- HD - (Hausdorff Distance), utilizado juntamente com MAD, por 2 pesquisadores;
- MSE - (Mean Squared Error), utilizado por apenas um pesquisador;
- PDM - (Polyline Distance Measure), utilizado por apenas um pesquisador;
- XTB - utilizado por apenas um pesquisador e cujo significado não foi encontrado;

O método MAD é basicamente uma medida sobre um eixo vertical (y) que cruza as curvas em estudo. O resultado é obtido pela média aritmética simples desta medida. Segundo (MOLINARI; ZENG; SURI, 2010), este método é efetivo quando a artéria aparece reta e horizontal na imagem. Caso a artéria se apresente curva ou inclinada, o método superestima as distâncias.

O método HD está diretamente ligado à existência de pontos previamente definidos em duas curvas para as quais se deseja calcular a distância entre elas. O método é preciso quando as duas curvas a medir possuem quase o mesmo número de vértices.

O método baseado em PDM foi proposto por (SURI; HARALICK; SHEEHAN, 2000) como sendo um método robusto e confiável para indicar a distância entre fronteiras das formas ao longo da artéria. A ideia básica é medir a distância de cada vértice da fronteira para o segmento da outra fronteira. A medida da distância torna-se consistente uma vez que ela independe do número de pontos de cada fronteira.

Como exemplo, considere duas fronteiras B_1 e B_2, conforme Figura 5.4.

A distância $d(v,s)$ entre um vértice v e um segmento s é definido segundo o domínio:

$$d(v,s) = \begin{cases} d\perp & 0 \leq \lambda \leq 1 \\ min(d1,d2) & \lambda < 0, \lambda > 1 \end{cases}$$

Onde:

$$d_1 = \sqrt{(x_0 - x_1)^2 + (y_0 - y_1)^2} \tag{5.2}$$

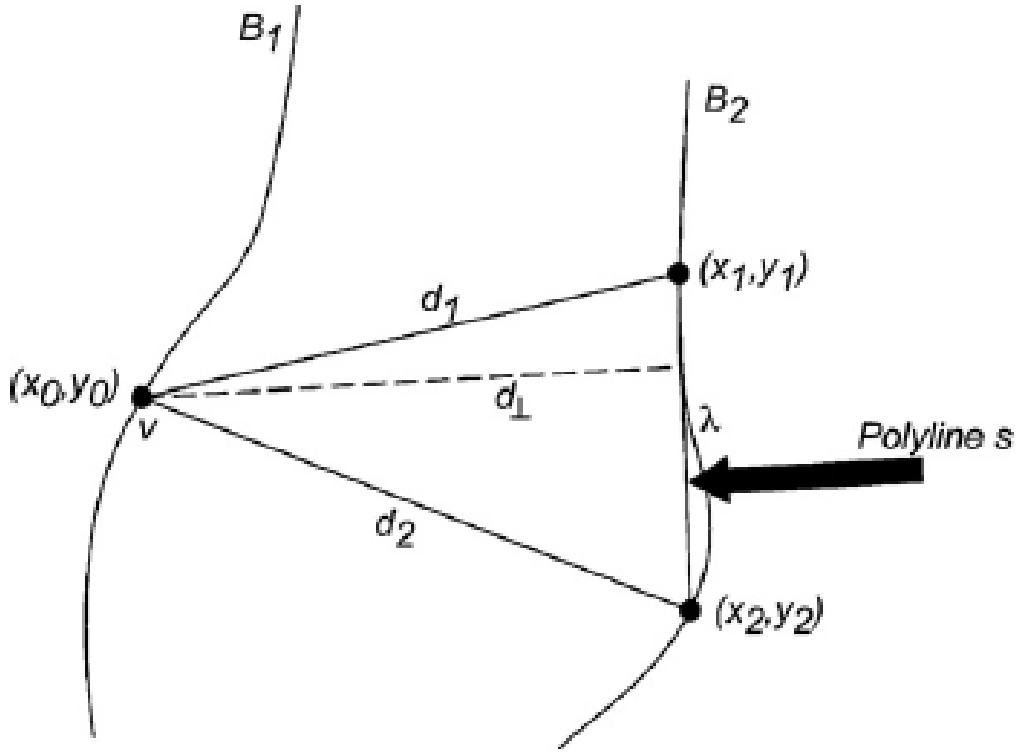


Figura 5.4: Representação da distância Polyline entre duas fronteiras - Molinari et al., 2010

$$d_2 = \sqrt{(x_0 - x_2)^2 + (y_0 - y_2)^2} \tag{5.3}$$

$$\lambda = \frac{(y_2 - y_1)(y_0 - y_1) + (x_2 - x_1)(x_0 - x_1)}{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \tag{5.4}$$

$$d\perp = \frac{(y_2 - y_1)(x_1 - x_0) + (x_2 - x_1)(y_0 - y_1)}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}} \tag{5.5}$$

Sendo:

- d_1 e d_2 as distâncias Euclidianas entre um vértice v qualquer e os pontos limites de um segmento s;
- λ é a distância ao longo do vetor que descreve o segmento s;
- $d_\perp$ é a distância perpendicular entre v e o segmento s;

A Distância Polyline do vértice v à fronteira B_2 é definida de acordo com a Equação (5.6).

$$d(v, B_2) = min(d(v, s)). \tag{5.6}$$

onde s é um segmento da fronteira B_2.

A distância entre os vértices de B_1 aos segmentos de B_2 é dada como a soma das distâncias dos vértices de B_1 ao segmento mais próximo de B_2, como mostra a Equação (5.7).

$$d(B_1, B_2) = \sum_{v \in B_1} d(v, B_2) \tag{5.7}$$

De forma genérica, pode-se escrever a distância entre as fronteiras pelo método da Distância Polyline como sendo a expressão dada pela Equação (5.8).

$$D(B_1, B_2) = \frac{d(B_1, B_2) + d(B_2, B_1)}{(\text{número de vértices de } B_1 + \text{número de vértices de } B_2)} \tag{5.8}$$

Conforme mostra a dedução matemática da metodologia, o método da Distância Polyline soma as distâncias ao longo do perfil das fronteiras que estão sendo consideradas. Desta forma, independe da posição da artéria carótida em relação à base da imagem ou mesmo se esta apresenta alguma curvatura ou deformação mais significante. Este método considera a posição absoluta dos vértices das fronteiras para calcular a distância entre elas, o que garante a robustez do método, conforme sugerido por (SURI; HARALICK; SHEEHAN, 2000).

5.4 A Validação do Modelo Proposto - Distância PDM

Para validar o modelo proposto, adotamos uma curva obtida empiricamente após a estabilização da *Snake* em torno da carótida. As coordenadas desta curva foram utilizadas como *groundtruth*.

A validação propriamente dita é feita através da medição da distância PDM entre a curva final após a evolução do modelo e o *groundtruth*.

Como descrito na Seção 5.2, o modelo é dependente de 7 variáveis distintas. O modelo foi testado para cada variável com valores ao redor daqueles apresentados na Tabela 5.1. Ao final de cada simulação, a evolução da *Snake* foi medida em relação ao *groundtruth* utilizando a distância PDM para quantificar numericamente o resultado. Assim, foi possível avaliar se a variável em estudo contribuia favoravelmente ou não para a evolução do modelo. Como não há na literatura estudos realizados com imagens de tomografia computadorizada (CT), não há como estabelecer uma distância de referência para o sucesso do modelo, portanto, o que foi feito foi comparar o resultado da distância PDM durante as simulações e avaliar se o resultado final se aproximava ou não do *groundtruth*, sugerindo ou não uma tendência.

Esta validação é suficiente para o objeto do estudo proposto que tem por finalidade avaliar o método em relação ao tipo de imagem, desta forma, o resultado numérico foi uma medida qualitativa e não quantitativa dos testes.

Novos estudos poderão ser realizados objetivando a segmentação precisa da artéria, sendo necessário um *groundtruth* definido por profissionais médicos

6 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

O presente capítulo trata dos testes realizados e os resultados obtidos com estes testes.

A metodologia utilizada foi a simulação do algoritmo proposto com uma imagem de tomografia, onde foram alterados individualmente os parâmetros que controlam tanto a energia interna quanto a energia externa da *Snake*. Uma imagem de referência é mostrada na Figura 6.1.

O objetivo aqui é isolar o comportamento de cada parâmetro de modo a estudar a influência no modelo.

Para iniciarmos os testes, foi definido empiricamente um conjunto de valores iniciais para os parâmetros que controlam as energias mencionadas. Estes parâmetros e suas funções são:

- α: Controla a tensão da curva.
- β: Controla a rigidez da curva.
- γ: Controla o passo da integração no método de diferenças finitas utilizado por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988) para o cálculo da minimização da energia da *Snake*.
- κ : Controla o passo da evolução da curva.
- *wl*: Controla a parcela da energia externa que está relacionada à intensidade dos *pixels* da imagem.
- *we*: Controla a parcela da energia externa que está relacionada aos gradientes presentes na imagem, sendo a principal responsável pela orientação do comportamento da *Snake*.
- *wt*: Controla a parcela da energia externa que está relacionada com o funcional de terminação definido por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988).

Para a imagem 6.1 foram definidos os seguintes parâmetros iniciais, mostrados na Tabela 6.1.

Tabela 6.1: Tabela de parâmetros iniciais definidos empiricamente

α	β	γ	κ	wl	we	wt
1.1	0.1	1	0.5	1	1.8	-10

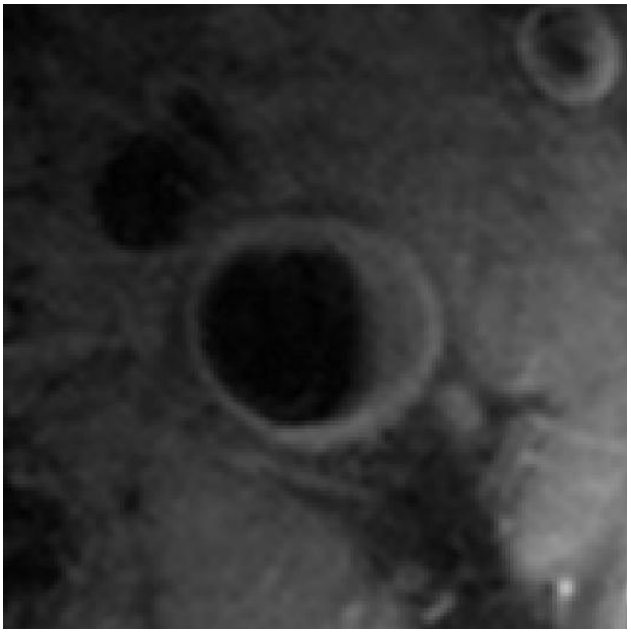


Figura 6.1: (a) Imagem de referência

6.1 Dados

6.1.1 Número de Iterações

Nesta Seção, são apresentados os resultados obtidos com o algoritmo sobre a imagem de referência, tomando os parâmetros iniciais e alterando o número de iterações do algoritmo. A Tabela 6.2 apresenta os resultados destes testes onde as iterações variaram desde 10 até 500.

Para aferir os resultados usamos a Distância PDM introduzida no Capítulo 5.

Para criarmos uma curva de referência para a medida da PDM, utilizamos os parâmetros da Tabela 6.1 e deixamos que a *Snake* evoluísse até que a mesma se estabilizasse. As coordenadas da *Snake* assim são utilizadas como referência para a medida PDM.

A Figura 6.2 mostra a *Snake* circunscrevendo a carótida. Esta passa a ser a imagem *Padrão* para compararmos os resultados obtidos.

Com base nos parâmetros apresentados na Tabela (6.1), foram feitas simulações alterando-se o número de iterações, Tabela 6.2. O objetivo deste estudo foi encontrar um número de iterações onde a curva estabilizasse. Neste momento, ocorre a minimização das energias internas e externas, conforme detalhado no Capítulo 4. A variação encontrada entre 300 e 500 iterações se deve ao fato que, no algoritmo utilizado, o ponto de parada não é a mínima energia, mas sim o número de iterações. Assim, mesmo a curva tendo alcançado um ponto de menor energia, o algoritmo

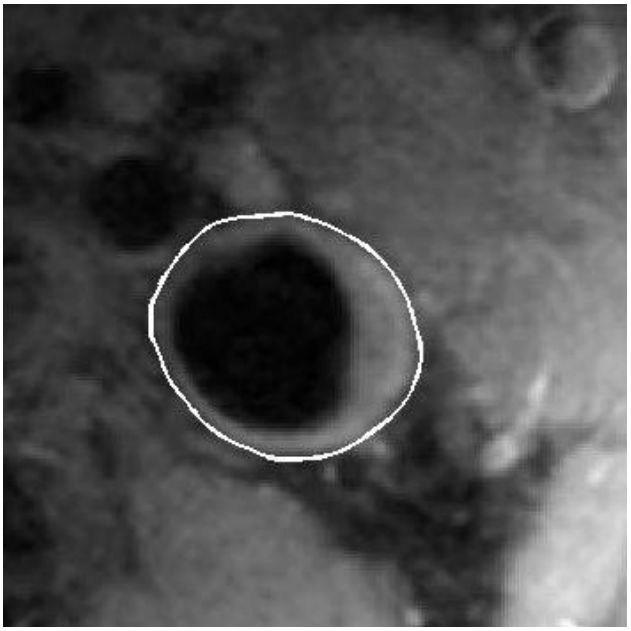


Figura 6.2: Imagem com *Snake* após evolução com os parâmetros definidos empiricamente para uso das coordenadas da curva como referência do método PDM

continua movimentando a *Snake*. Isto causa um movimento oscilatório em torno daquele ponto de mínima energia, até ser alcançado o número de iterações programado. Desta forma, em duas iterações consecutivas obtemos dois números PDM próximos, mas não iguais. Adotamos como 380 o número de iterações para a sequência de testes que se segue pois este número sugere que a curva converge para um ponto estável.

6.1.2 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro α

Nesta subseção apresentamos os resultados da aplicação do algoritmo na imagem de referência, mantendo todos os parâmetros originais da Tabela (6.1) e variando o parâmetro α.

Este parâmetro influencia na energia da *Snake* como uma força agindo externamente em todos os pontos da curva de tal modo que, com valores maiores, a curva é levada a colapsar em direção ao seu centro. Caso as forças sejam menores que o necessário, mínimos locais podem impedir a evolução da mesma.

Na Tabela (6.3) são apresentados os valores adotados para o parâmetro α e a distância PDM resultante da aplicação destes parâmetros no algoritmo utilizado.

A Figura 6.3 apresenta os resultados da evolução da *Snake* nos dois extremos da Tabela (6.3), quando o parâmetro α é muito reduzido e quando este é muito alto.

Ao analisar os valores da Tabela (6.3), fica claro a sensibilidade da *Snake* quanto às variações

Tabela 6.2: Distância PDM em relação ao Número de Iterações

Iterações	Distância PDM
10	34.55
20	26.99
30	22.40
50	17.09
80	13.33
100	10.33
120	8.01
150	5.03
180	4.01
200	3.24
220	3.05
250	2.18
280	1.13
300	1.15
320	1.13
350	**1.11**
380	**1.11**
400	1.13
500	1.13

nos valores do parâmetro α, particularmente entre os valores $\alpha = 0.8$ e $\alpha = 1.3$, valores próximos do valor de referência obtido empiricamente.

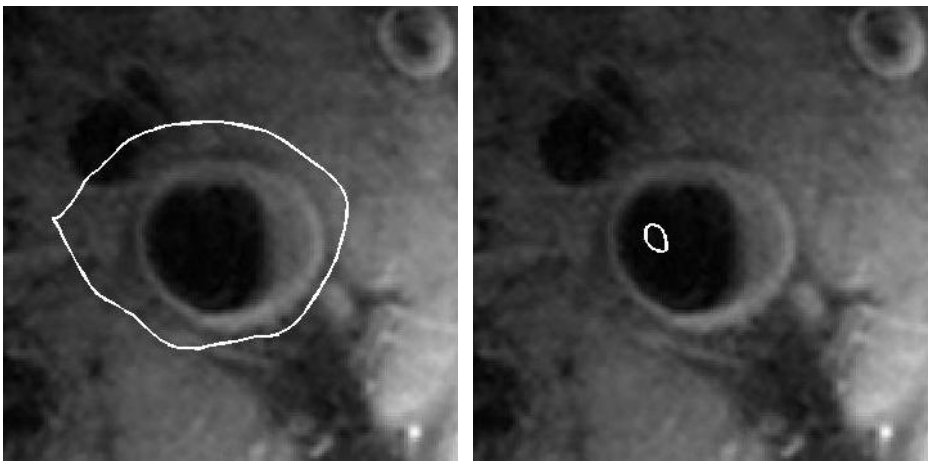
A parcela da energia interna que é alterada pelo parâmetro α, conforme a Equação (4.3), é a principal componente da energia da *Snake* que se contrapõe às energias da imagem, conforme foi possível comprovar no estudo do parâmetro β. Na Tabela 6.3 podemos observar que, quando esta parcela de energia é menor que o valor ótimo, caso da Figura 6.3, letra *a*, as energias da imagem prevalecem, fazendo com que a curva seja atraída pelos gradientes de branco presentes na imagem. A principal parcela da energia que contribui para a expansão da curva é a parcela correspondente à intensidade da imagem; ou seja, os níveis de branco presentes ao redor da curva de inicialização. O outro extremo da Tabela 6.3 ocorre quando se superdimensiona o valor do parâmetro. Neste caso, as energias da imagem não foram suficientes para equilibrar a energia da curva. Isto fica ainda mais acentuado quando a curva invade a região interna da artéria. Por ser uma região tipicamente escura nos exames de ultrassom e na tomografia, a principal força que se contrapõe à energia da *Snake* não está presente, fazendo com que a curva colapse, Figura 6.3, letra *b*.

6.1.3 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro β

Nesta subseção apresentamos os resultados da aplicação do algoritmo, mantendo todos os parâmetros originais da Tabela (6.1) e variando o parâmetro β, responsável pela rigidez do modelo.

Tabela 6.3: Distância PDM em relação às variações do parâmetro α

α	Distância PDM
0,1	39,89
0,5	23,03
0,3	30,34
0,8	14,04
1	3,32
1,1	**1,11**
1,3	70,35
1,5	74,78
1,8	76,86



(a) (b)

Figura 6.3: (a) Imagem com $\alpha = 0.1$, a evolução da *Snake* é limitada por diversos mínimos locais, (b) Imagem com $\alpha = 1.8$, a *Snake* tende a colapsar totalmente.

Esta parcela da energia está relacionada com a derivada segunda do movimento da *Snake*. A sua presença em maior ou menor grau permitirá uma maior deformação da curva de inicialização. Este efeito pode contribuir favoravelmente para que a *Snake* se deforme no sentido de uma curvatura na imagem ou pode evitar que ela se deforme em busca de um mínimo local ou artefato.

Na Tabela (6.4) são apresentados os valores adotados para o parâmetro β e a distância PDM resultante da aplicação destes parâmetros no algoritmo utilizado.

A Figura 6.5 apresenta os resultados da evolução da *Snake* nos dois extremos da Tabela (6.4).

A Tabela (6.4), juntamente com o gráfico da Figura 6.4 mostra que, para uma grande faixa de valores de β $(0,01$ a $8.5)$, a grande maioria dos resultados fica entre 0.5 e 1.5, oscilando em torno da unidade. Excetuando-se os picos encontrados entre os valores de 1.3 a 2, os demais resultados parecem apontar para uma baixa sensibilidade do modelo para as variações do parâmetro.

Tabela 6.4: Distância PDM em relação às variações do parâmetro β

β	Distância PDM
0.01	0.98
0.03	1.12
0.05	**0.7**
0.08	1.06
0.1	1.11
0.13	1.13
0.15	1.05
0.2	**0.65**
0.4	0.96
0.8	1.18
1	0.99
1.3	4.01
1.5	4.19
2	4.11
3	0.66
4	0.63
5	0.67
6	1.22
7	1.21
8	1.32
8.5	1.49

Esta parcela da energia da curva esta ligada a mudanças na borda do objeto, como arestas ou depressões, e como a borda da carótida não apresenta estes contornos, é de se esperar que sua influência seja reduzida. Como o comportamento geral parece concordar com os números entre 0.5 e 1.5, a provável razão para os valores encontrados entre 1.3 e 2 é que houve uma interação entre este parâmetro e outro ou outros dos 6 demais que gerou a discrepância apontada no Gráfico 6.4. Uma possibilidade é que neste intervalo, o comportamento desta energia frente a outras possa ter diminuído face a uma característica local da imagem, o que propiciou a ação mais intensa de outra parcela de energia. Caso parecido ocorre com o parâmetro α. Quando a Snake invade o lúmem da carótida, não há forças para frear a evolução da curva, assim, a energia associada com a elasticidade se torna preponderante e faz com que a curva colapse em direção ao seu centro.

Com relação ao Gráfico 6.4, para o valor de $\beta = 0.2$, a área segmentada pela curva tem uma dimensão de 111942 *pixels*. Com $\beta = 1.5$, dentro do intervalo onde ocorreu a discrepância de valores, a área passa a valer 117753 *pixels*. Isto representa, entre o melhor valor de PDM e o pior, uma variação de cerca de $5,19$ %. Conforme podemos ver na Figura 6.5, esta diferença não chega a comprometer o resultado final.

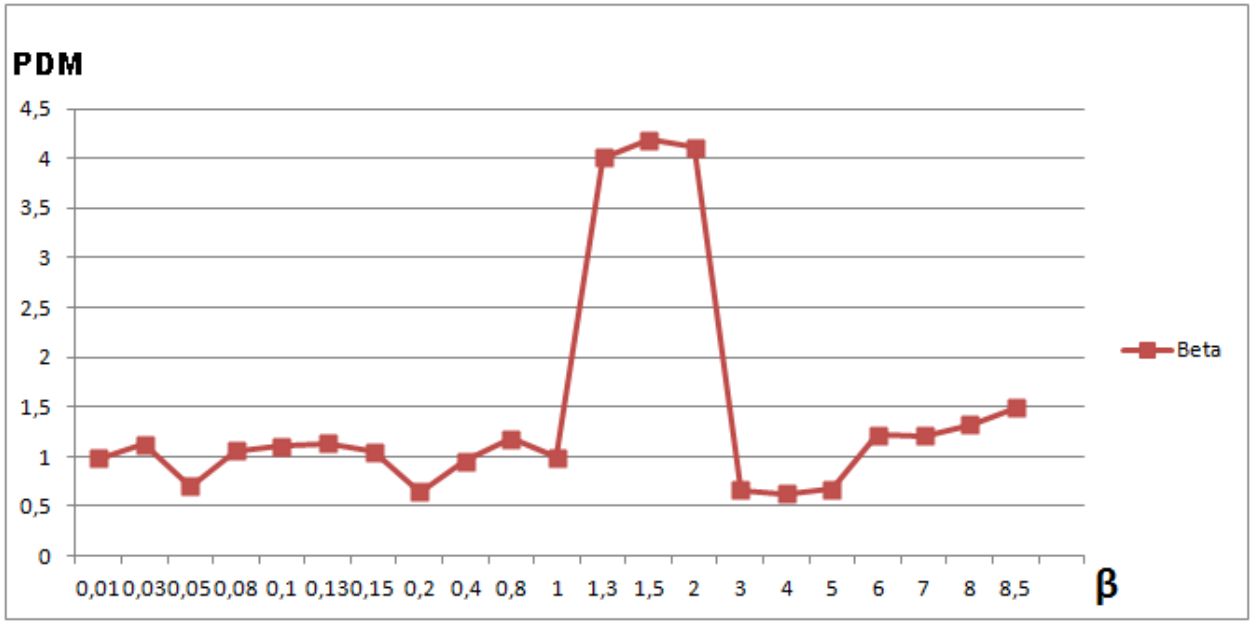


Figura 6.4: Resultado da distância PDM (eixo vertical) em função das variações do parâmetro Beta (eixo horizontal).

6.1.4 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro γ

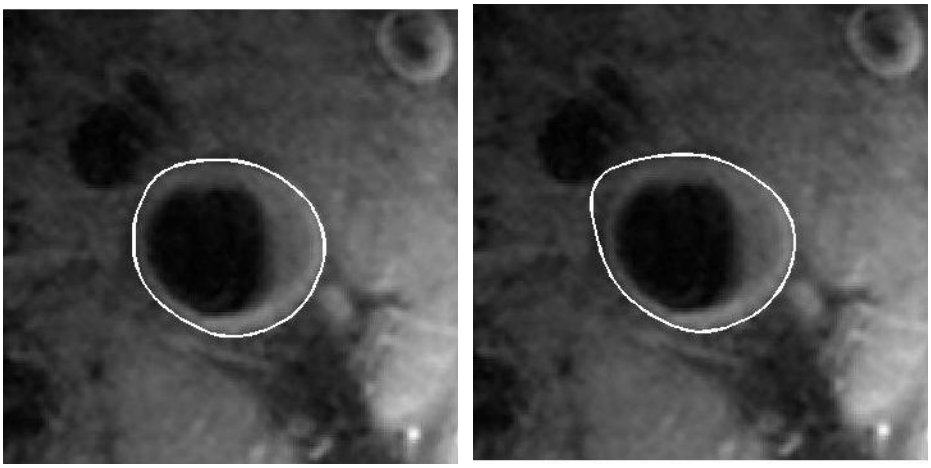
Nesta subseção apresentamos os resultados da aplicação do algoritmo variando o parâmetro γ, relacionado com o passo do método de integração e mantendo todos os demais parâmetros originais da Tabela (6.1). A sua presença em maior ou menor grau permitirá que a *Snake* evolua mais rapidamente ou não. É de se esperar que o modelo responda sensivelmente às mudanças do parâmetro γ, porque se o passo de integração for grande, a curva pode avançar muito e deixar de considerar uma estrutura pequena em seu caminho. Caso isto ocorra, como as energias são calculadas ponto a ponto, um limite ou borda da imagem pode ser desconsiderado, comprometendo, por exemplo a parcela da energia interna que calcula as bordas. Por outro lado, se o passo for pequeno, o modelo pode, por exemplo, ficar preso dentro de uma estrutura.

Na Tabela (6.5) são apresentados os valores adotados para o parâmetro γ e a distância PDM resultante da aplicação destes parâmetros no algoritmo utilizado.

A Figura 6.6 apresenta os resultados da evolução da *Snake* nos dois extremos da Tabela (6.5).

Semelhante ao resultado obtido pela variação do parâmetro α, a Tabela (6.5) mostra que há uma grande sensibilidade do modelo à variação do parâmetro γ. A Figura 6.6 confirma esta característica.

No algoritmo, a implementação deste parâmetro indica o próximo ponto para onde a Snake



(a) (b)

Figura 6.5: (a) Imagem com $\beta = 4$, (b) Imagem com $\beta = 1.5$

Tabela 6.5: Distância PDM em relação às variações do parâmetro γ

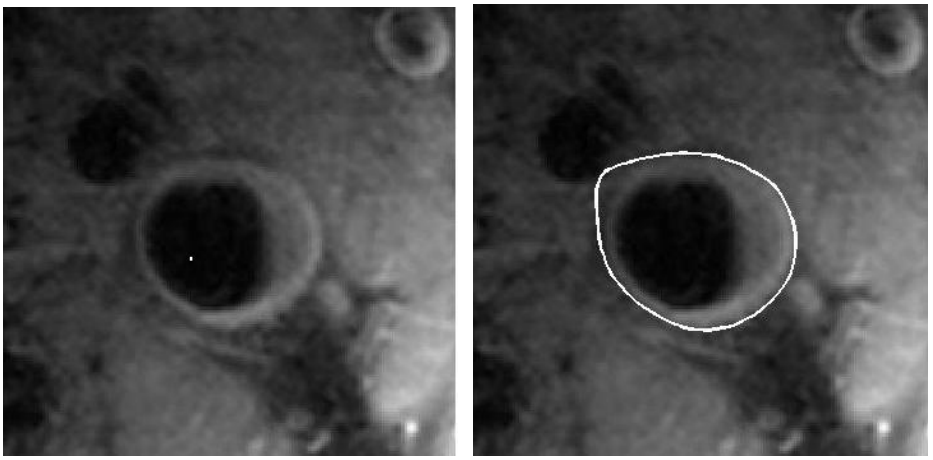
γ	Distância PDM
0.1	83.81
0.5	69.58
0.8	1.25
0.9	1.13
1	1.11
1.1	1.14
1.5	2.68
1.8	3.6

deverá se deslocar. Este novo ponto na imagem é calculado a partir dos parâmetros da energia interna e externa aplicados a um ponto atual pertencente à *Snake*, o próximo ponto é calculado no algoritmo pela multiplicação do parâmetro κ e γ pelas coordenadas atuais. Assim, o comportamento apresentado condiz com o esperado, uma vez que este parâmetro está diretamente ligado à posição que a curva irá tomar na próxima iteração do modelo.

6.1.5 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro κ

Nesta subseção apresentamos os resultados do algoritmo, mantendo todos os parâmetros originais da Tabela (6.1) e variando o parâmetro κ, responsável pelo passo do método de integração.

A sua presença em maior ou menor grau permitirá que a *Snake* evolua mais rapidamente ou não. Embora possua comportamento semelhante ao parâmetro γ, a sua aplicação ocorre de forma diferente na implementação. Enquanto o parâmetro γ, definido no artigo de (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988), foi implementado gerando uma nova posição para um ponto sobre a curva, o parâmetro κ atua na implementação do modelo, gerando uma nova curva que é fruto da



(a) (b)

Figura 6.6: (a) Imagem com $\gamma = 0.1$, a *Snake* colapsa totalmente, (b) Imagem com $\gamma = 1.8$, a *Snake* fica presa a um mínimo local

interpolação dos diversos pontos utilizados para definir as coordenadas da *Snake*. Portanto, γ define a nova posição de um ponto qualquer x_i pertencente à curva, enquanto que κ gera uma nova curva unindo e interpolando os vários novos pontos x_i, gerando uma nova curva que é a evolução da *Snake.*

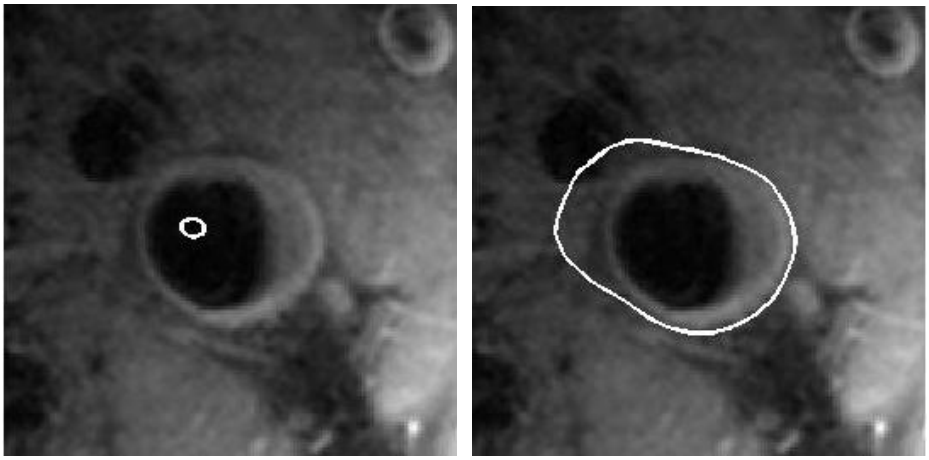
Na Tabela (6.5), são apresentados os valores adotados para o parâmetro κ e a distância PDM resultante da aplicação destes parâmetros no algoritmo utilizado.

Tabela 6.6: Distância PDM em relação às variações do parâmetro κ

κ	Distância PDM
0.05	80.7
0.1	79.73
0.2	77.83
0.3	73.91
0.4	67.27
0.5	1.11
0.6	4.95
0.7	13.2
0.8	16.51
0.9	16.4
1	16.8

A Figura 6.7 apresenta os resultados da evolução da *Snake* nos dois extremos da Tabela 6.6.

Mesmo ao redor do ponto ótimo, que no nosso caso está por volta de $\kappa = 0.5$, o valor correto não é facilmente encontrado devido à sensibilidade do modelo a este parâmetro. Conforme podemos perceber na Tabela 6.6, para pequenas variações do parâmetro, de 0.5 para 0.6, obtivemos



(a) (b)

Figura 6.7: (a) Imagem com $\kappa = 0.05$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $\kappa = 1$, a *Snake* fica presa a alguns mínimos locais

uma variação do PDM de 1.11 para 4.95. Como este parâmetro não faz parte do modelo de (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988), mas é um recurso de implementação, esta sensibilidade é uma característica intrínseca ao código.

6.1.6 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro *wl*

Nesta subseção apresentamos os resultados do algoritmo, mantendo todos os parâmetros originais da Tabela (6.1) e variando o parâmetro *wl*. Este parâmetro atua na evolução da *Snake* em direção às estruturas claras ou escuras da imagem.

A Equação (4.5), Capítulo 4, apresenta o comportamento da Energia da imagem. O modelo pode ser atraído para as linhas claras ou escuras dentro da imagem variando-se o valor e o sinal de *wl*, (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988). Caso este sinal seja positivo, a energia envolvida estará sendo direcionada para as linhas claras e caso contrário, para as linhas escuras.

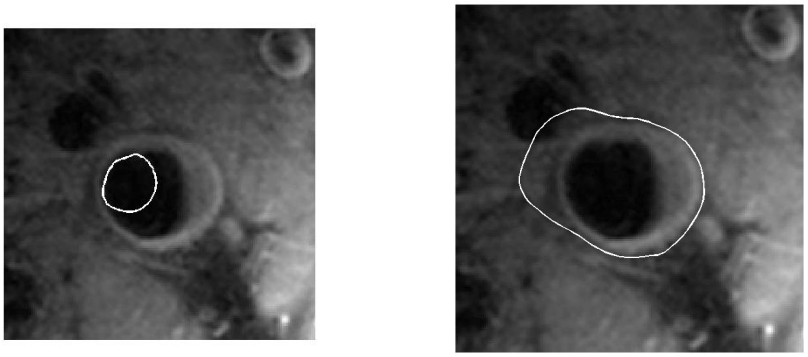
Na Tabela (6.7) são apresentados os valores adotados para o parâmetro *wl* e a distância PDM resultante da aplicação destes parâmetros no algoritmo utilizado.

A Figura 6.8 apresenta os resultados da evolução da *Snake* nos dois extremos da Tabela (6.7).

Em nossos testes, a parede da carótida aparece sob a cor branca, motivo pelo qual os valores utilizados foram sempre positivos. Quando os valores aplicados ao parâmetro *wl* foram menores que $wl = 1$, valor ótimo empírico, a curva não teve energia suficiente para atrair a evolução para as estruturas claras da imagem, incluindo a parede da artéria. Desta forma, o limite entre o lúmem

Tabela 6.7: Distância PDM em relação às variações do parâmetro *wl*

wl	Distância PDM
0.2	53.24
0.4	62.04
0.5	64.11
0.8	55.25
1.0	1.11
1.1	4.2
1.2	0.97
1.3	3.8
1.4	4.09
1.5	4.38
1.8	5.72
2	16.71
2.5	17.93
3	18,04



(a) (b)

Figura 6.8: (a) Imagem com $wl = 0.2$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $wl = 3$, a *Snake* evolui em direção a outras estruturas dentro da imagem, expandindo-se

e a parede da artéria não foi suficientemente valorizado para impor uma resistência à *Snake*, de modo a impedir que ela avançasse em direção ao centro da artéria. Dentro do lúmem, na imagem de estudo, não há outra estrutura que possa impedir a curva de colapsar, como vemos na Figura 6.8, letra *a*. A Figura 6.8, letra *b*, retrata o comportamento oposto. O parâmetro é gradativamente aumentado fazendo com que Snake seja atraída mais fortemente às estruturas claras da imagem. O que ocorre neste caso é que a *Snake* não consegue diferenciar a estrutura da parede e evolui em sentido contrário, vencendo até mesmo a energia elástica. Isto também justifica que, para o extremo inferior do ponto ótimo, os valores de PDM foram maiores do que quando aumentamos o valor do parâmetro *wl*. Por exemplo, quando diminuímos este valor, a força elástica, principal força externa, não encontra nenhuma outra energia como obstáculo, fazendo a curva colapsar. Quando aumentamos o valor do parâmetro, por outro lado, a força elástica evita que a Snake seja

expandida pela parcela da força referente à intensidade da imagem, agindo como uma restrição e levando a valores de PDM menores.

6.1.7 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro *we*

Nesta subseção apresentamos os resultados do algoritmo, mantendo todos os parâmetros originais da Tabela (6.1) e variando o parâmetro *we*, que está relacionado com os gradientes existentes na imagem.

Na Tabela (6.8) são apresentados os valores adotados para o parâmetro *we* e a distância PDM resultante da aplicação destes parâmetros no algoritmo utilizado.

Tabela 6.8: Distância PDM em relação às variações do parâmetro *we*

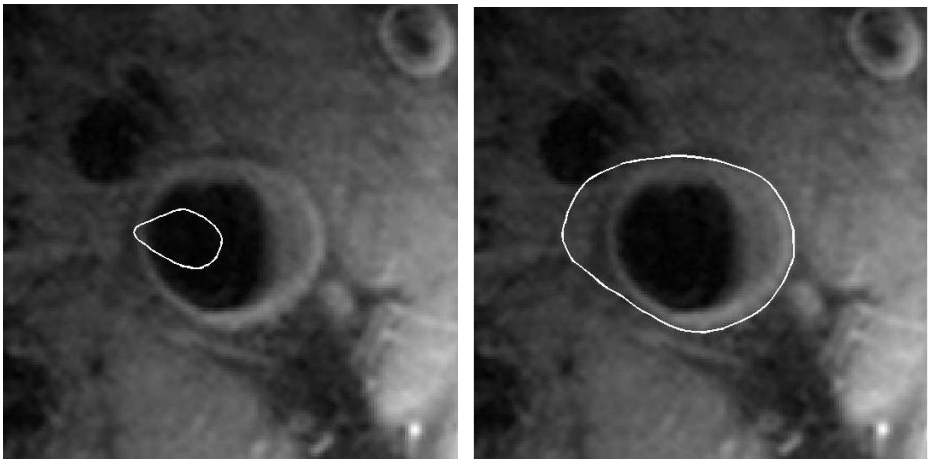
we	Distância PDM
0.2	58.98
0.5	10.13
0.8	**0.07**
1.0	0.78
1.3	1.03
1.5	1.11
1.8	1.11
2.0	1.32
2.5	1.31
3.0	4.66
3.5	4.03
4.0	11.65

A Figura 6.9 apresenta os resultados da evolução da *Snake* nos dois extremos da Tabela (6.8).

Sendo os gradientes na direção do eixo X e os gradientes na direção do eixo Y as principais forças da imagem responsáveis pela evolução da *Snake*, este parâmetro de controle tem papel importante dentro do modelo proposto. A sensibilidade do modelo às variações do parâmetro revelam este comportamento.

A Figura 6.10 apresenta os gradientes da imagem nas direções X e Y para os extremos da Tabela 6.8 e para o valor de referência.

Conforme podemos ver na Figura 6.10, o adensamento dos gradientes ocorre da imagem mais a esquerda para a imagem da direita, segundo o aumento do parâmetro *we*. Isto ocorre tanto na direção Y, quanto na direção X. Ocorre que, para valores do parâmetro menores que o valor de referência, o gradiente resultante não define suficientemente bem os limites da artéria carótida



(a) (b)

Figura 6.9: (a) Imagem com $we = 0.2$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $we = 4$, a *Snake* fica presa a alguns mínimos locais

a ponto de exercer uma força de restrição à Energia elástica da curva, levando a *Snake* a invadir o lúmem, onde não há força restritiva para evitar altos valores de PDM. Quando o parâmetro excede o valor de referência, o gradiente resultante, além de não definir os limites da carótida, acaba por apontar em outras direções, fazendo com que a *Snake* passe a evoluir, expandindo-se. As diferenças dos valores da Distância PDM estão relacionados a evolução da *Snake*. Sempre que a curva invade o lúmem‘, não haverá forças na imagem que atuem como restrição, levando a uma evolução mais rápida e, consequentemente, a valores de PDM menores que no sentido contrário.

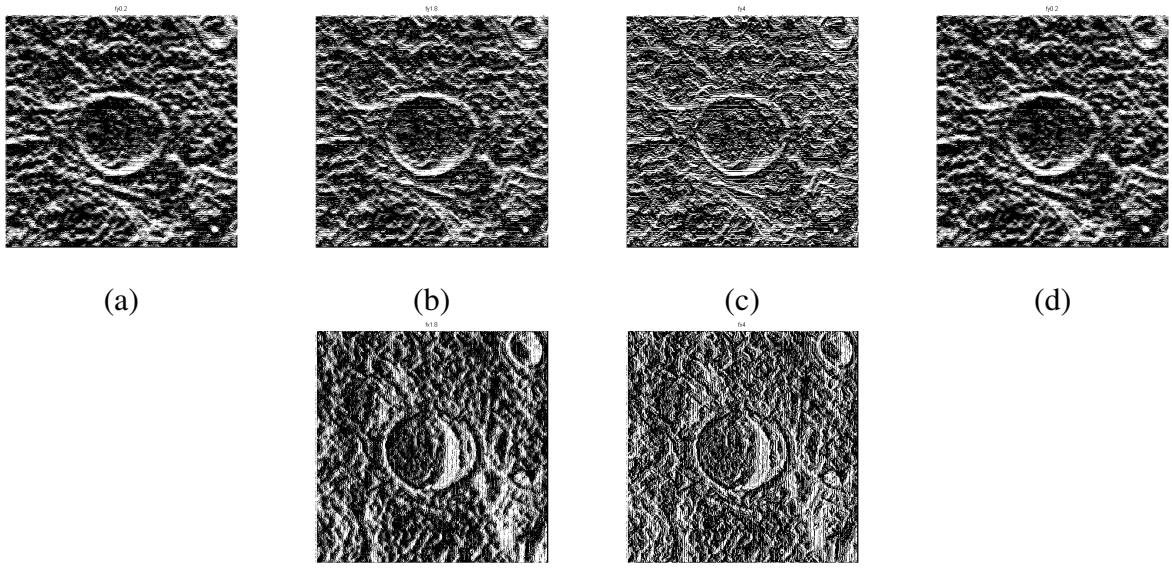
6.1.8 Estudo da evolução da Snake em função do parâmetro *wt*

Nesta subseção, apresentamos os resultados do algoritmo mantendo todos os parâmetros originais da Tabela (6.1), e variando o parâmetro *wt*, que está relacionado com as bordas existentes na imagem.

Na Tabela (6.9) são apresentados os valores adotados para o parâmetro *wt* e a distância PDM resultante da aplicação destes parâmetros no algoritmo proposto.

A Figura 6.11 apresenta os resultados da evolução da *Snake* nos dois extremos da Tabela (6.9).

Esta parcela do funcional de energia tem por finalidade ajustar a evolução da *Snake* às formas que tenham ângulos acentuados em sua borda. A Equação (4.9) mostra que esta energia depende da variação de um ângulo θ entre uma aresta da curva em um momento t e a mesma aresta, após a evolução da Snake, em um momento $t + i$. A energia será tanto maior quanto maior for a



(a) (b) (c) (d)

(e) (f)

Figura 6.10: (a) Gradientes na direção Y com $we = 0.2$; (b) Gradientes na direção Y com $we = 1.8$ (valor de referência); (c) Gradientes na direção Y com $we = 4$; (d) Gradientes na direção X com $we = 0.2$;(e) Gradientes na direção X com $we = 1.8$;(f) Gradientes na direção X com $we = 4$

diferença de posição de uma aresta da curva no intervalo de tempo considerado. Como no caso presente não ocorrem bordas com ângulos acentuados, é de se esperar que haja pouca influência deste parâmetro. De fato, é o que se pode perceber na Tabela (6.9). Para valores de *wt* entre 0.1 e 5, a maior variação do PDM ficou em 0.52.

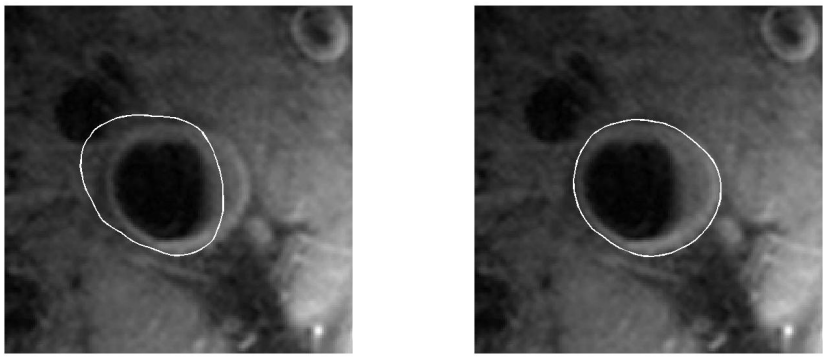
6.1.9 Estudo da influência individual dos parâmetros

Os estudos realizados neste capítulo indicaram que há parâmetros mais importantes que outros no comportamento do modelo proposto. Assim, nesta seção, propomos verificar quais componentes podem ser desprezados no modelo. Os testes seguintes foram realizados fazendo cada parâmetro igual a zero, mantendo-se os demais conforme Tabela (6.1). A Figura 6.12 resume os testes feitos.

Um parâmetro importante na evolução do modelo é o parâmetro γ. Quando se anulou este parâmetro, fazendo-o igual a zero, o modelo deixou de funcionar, o que era esperado, uma vez que este parâmetro atua sobre o método de integração. Conforme explicado na Seção 5.1.4, o passo da integração pode ser maior ou menor, dependendo do valor escolhido para o parâmetro γ. Assim, para passos grandes, o modelo evolui mais rapidamente e pode deixar de perceber estruturas pequenas. Para passos pequenos o modelo evolui mais lentamente, ou seja, cada ponto calculado como próximo na evolução da *Snake* se encontra mais próximo do ponto atual, todavia, quando seu valor se anula, não há como calcular o próximo ponto para a evolução da *Snake*,

Tabela 6.9: Tabela da distância PDM em relação às variações do parâmetro *wt*

wt	Distância PDM
30	15,96
20	16,85
10	4,79
5	0,82
1	0,35
0.5	**0,3**
0.4	0,4
0.3	0,36
0.2	0,34
0.1	0,37



(a) (b)

Figura 6.11: (a) Imagem com $wt = 30$, a *Snake* tende a colapsar, (b) Imagem com $wt = 0.1$

fazendo com que o modelo deixe de funcionar.

Podemos ver que, quando deixamos de utilizar os parâmetros α e κ, o modelo deixa de comportar-se como esperado. No primeiro caso, a curva deixa de evoluir totalmente. No segundo, o modelo colapsa rapidamente sem ser influenciado por nenhum artefato ou estrutura da imagem. A importância destes parâmetros para o modelo é facilmente entendida. O parâmetro α é responsável pela força elástica, principal parcela da energia interna da *Snake*. Portanto, sem esta energia para fazer frente às demais, a curva tende a se expandir, como registrado na Figura 6.12, letra *a*. Já com relação ao parâmetro κ, sua atuação esta ligada ao código do algoritmo e sua implementação. Para evoluir de um conjunto de pontos para um próximo conjunto de pontos, o algoritmo realiza a interpolação destes dois conjuntos, assim a evolução ocorre de modo a considerar a média dos pontos antes e depois de um passo da evolução. Sem esta parcela, a curva é desenhada sempre tomando os pontos calculados por último. Desta forma, basta que um ponto esteja mais para o centro da curva que toda ela será atraída para este sentido, ainda que todos os demais estejam estáveis sobre o objeto alvo. Assim, quando fazemos o valor do parâmetro igual a

”zero”, o modelo deixa de usufruir desta ferramenta de interpolação que suaviza o comportamento da *Snake*.

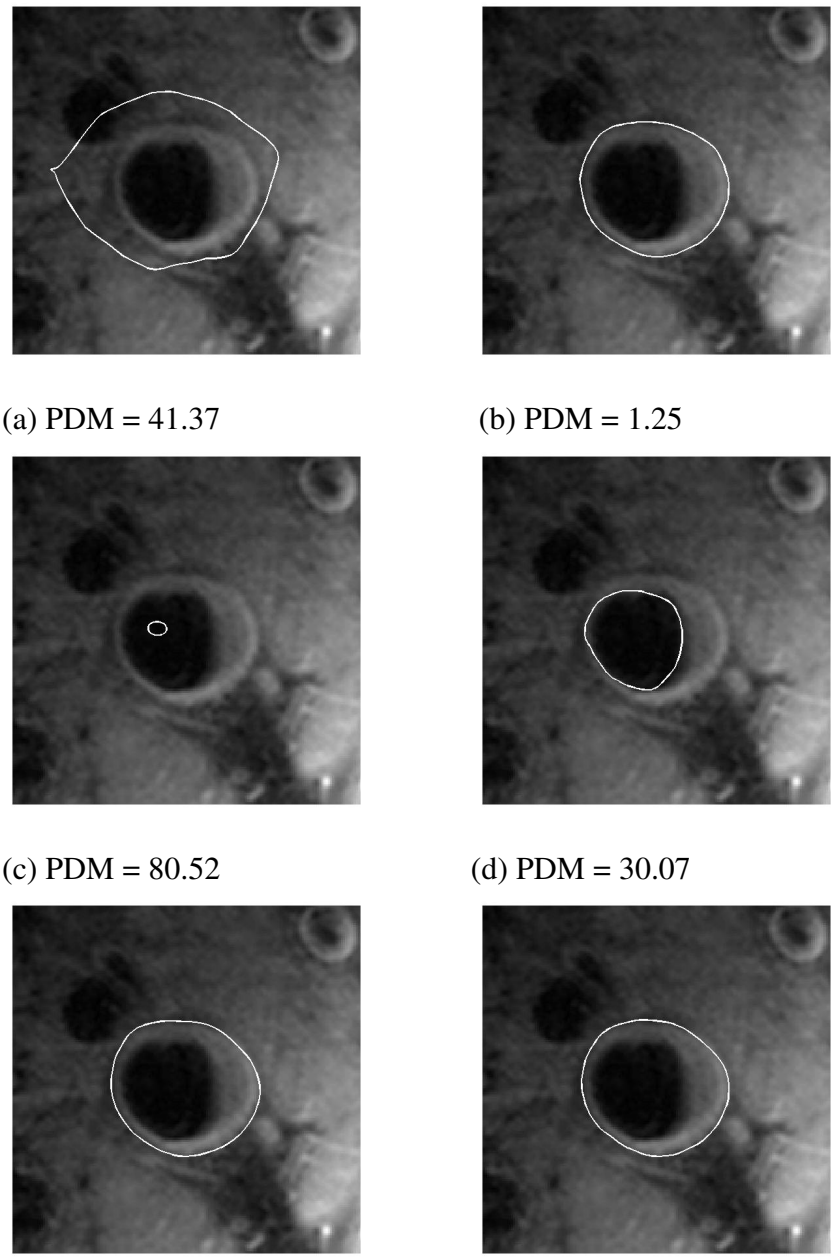
O parâmetro β, por outro lado, não se mostra muito importante no modelo. A Tabela (6.4) mostra que há variação significante do resultado apenas para valores de β entre 1.3 e 2. Fora deste intervalo, onde acreditamos haver interação com outros parâmetros do modelo, o comportamento da *Snake* apresenta pouca variação, conforme explicado na Seção 5.1.3. Quando fazemos seu valor igual a 0, percebemos que o valor final do PDM não difere muito do valor que alcançamos empiricamente, $PDM = 1.11$. A explicação mais provável para este comportamento é que as demais energias envolvidas possuem influência maior, limitando a contribuição da força de rigidez neste tipo de imagem.

Uma análise semelhante pode ser feita com relação ao parâmetro *wt*. Já havíamos apontado sua pouca influência no modelo na Seção 5.1.8, que estudou seu comportamento. No teste em que anulamos sua participação, o resultado PDM foi ainda mais próximo da curva de referência, PDM = 0.39, melhor resultado nos testes de influência desta seção. Uma interpretação possível para este comportamento é que a presença desta parcela de energia, no estudo em questão, contribui de forma negativa para a evolução da *Snake* por atuar como uma energia de restrição. Por outro lado, esta parcela da energia não mostrou ter força suficiente, na maioria dos testes realizados, para evitar que a curva colapsasse. Aparentemente, a influência desta energia só se torna importante quando o modelo se aproxima da condição de mínima energia.

Quanto ao parâmetro *we*, este parâmetro é o principal responsável para contrapor a energia interna da curva, restringindo e até limitando a evolução da *Snake* em alguns casos. O parâmetro controla a influência dos gradientes no funcional de energia. Assim, para estruturas que apresentem um contorno em destaque do *background*, os gradientes assumem papel importante no comportamento da *Snake*. Embora nesta seção a eliminação do parâmetro tenha gerado um valor de PDM baixo, em outras imagens pode ser necessário contrapor de modo mais intenso a evolução da curva, e este parâmetro colabora para este fim.

O último parâmetro eliminado foi o parâmetro *wl*. Quando isto foi feito, o modelo se ajustou ao lúmem da artéria carótida, conforme visto na Figura 6.12, letra *d*. Para assegurar que não houve uma coincidência, passamos o número de iterações de 380 para 500 e depois para 800. Nestes três testes adicionais, constatamos que o modelo mantém-se fixo ao lúmem da artéria carótida. Concluímos que anular este parâmetro pode ajudar efetivamente a localizar a estrutura do lúmem dentro da carótida. A razão deste comportamento pode ser explicada pelas influências mútuas dos dois parâmetros na evolução do modelo. O principal parâmetro das energias internas que atua na evolução da *Snake* é a parcela relacionada aos gradientes da imagem. A segunda

parcela importante é a energia ligada aos tons de claro ou escuro. Conforme mostra a Figura 6.14, a ausência da parcela referente ao parâmetro *wl* torna mais efetiva a parcela da energia ligada aos gradientes da imagem. Na Figura 6.14, letra *a*, a imagem resultante da soma das energias externas produz uma matriz cujos valores estão muito próximos aos tons de branco, não sendo possível diferenciar visualmente estes valores. Já na Figura 6.14, letra *b*, quando fazemos $wl = 0$, pode-se perceber que os gradientes apontam para a região onde se encontra a parede da artéria, o que favorece a evolução da *Snake* para esta região da imagem e a estabilização da curva final em torno da parede da artéria carótida.

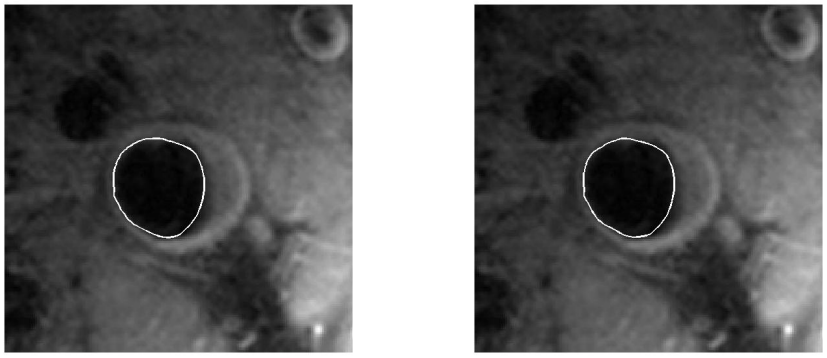


(a) PDM = 41.37 (b) PDM = 1.25

(c) PDM = 80.52 (d) PDM = 30.07

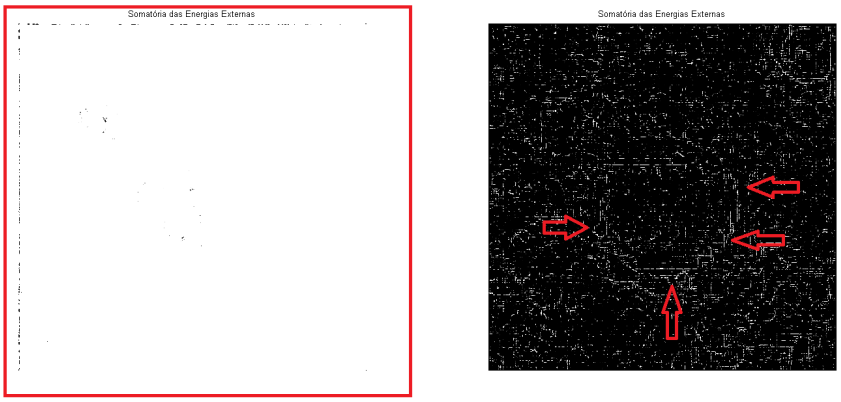
(e) PDM = 1.04 (f) PDM = 0.39

Figura 6.12: Resultado da evolução da *Snake* para valores de: (a) $\alpha = 0$, (b) $\beta = 0$, (c) $\kappa = 0$, (d) $wl = 0$,(e) $we = 0$,(f) $wt = 0$



(a) (b)

Figura 6.13: (a) Imagem com $wl = 0$ e 500 iterações, (b) Imagem com $wl = 0$ e 800 iterações



(a) (b)

Figura 6.14: (a) Resultante das energias externas com $wl = 1$, (b) Resultante das energias externas com $wl = 0$

7 CONCLUSÕES

Neste trabalho, foi apresentado um estudo de segmentação de imagens baseado em modelos deformáveis para a aplicação em imagens médicas, a partir de imagens de Tomografia Computadorizada da artéria carótida. A estratégia de reconhecimento da artéria foi o modelo original de Snake proposto por (KASS; WITKIN; TERZOPOULOS, 1988).

Os experimentos foram realizados a partir de uma base de dados composta por 12 cortes tomográficos sequenciais transversais. Na aplicação do modelo, o principal problema esta relacionado com o número de parâmetros envolvidos, que torna difícil a tarefa de parametrização. Estes parâmetros foram apresentados e explicados individualmente na Seção 5, sendo os seguintes: α (controla a tensão da curva), β (controla a rigidez da curva), γ (controla o passo de integração do modelo), κ (controla o passo de interpolação da curva durante a evolução, utilizado como meio de implementação do modelo matemático), *wl* (controla a energia relacionada com os tons de branco presentes na imagem), *we* (controla a energia relacionada aos gradientes presentes na imagem), *wt* (controla a energia relacionada aos ângulos criados entre duas arestas consecutivas).

Algumas combinações desses parâmetros conduziram a uma segmentação distante do objetivo; por exemplo, a Figura 5.3, letra *a*. Outras combinações levaram a Snake a colapsar; como exemplo, a Figura 5.3, letra *b*. Verificou-se de forma empírica que alguns destes parâmetros tinham pouca influência na evolução da *Snake*, enquanto outros eram mais importantes, como comprovado nos testes realizados na Seção 5.1.2 até a Seção 5.1.8. Em seguida, foi estudada a influência de cada um isoladamente, de modo a determinar a maior ou menor dependência dos mesmos no resultado final, Seção 5.1.9.

Os testes indicam que há parâmetros importantes que não podem ser desconsiderados, como o parâmetro γ, por exemplo. Quando desconsiderado, faz com que o modelo deixe de funcionar. Conforme detalhado na Seção 5.1.9, este comportamento é esperado, uma vez que este parâmetro atua sobre o método de integração, dando a medida do passo. Assim, quando desconsideramos o parâmetro γ, estamos impedindo o processo de integração que irá calcular os pontos futuros da evolução da *Snake*.

Outros parâmetros não possuem influência isolada no modelo a ponto de mudar o resultado do comportamento da curva, que é o caso do parâmetro β, descrito na Seção 5.1.3, cujo comportamento pode ser verificado na Tabela 5.4 e Figura 5.4. Os experimentos mostraram que em uma faixa grande de valores, $\beta = 0.01$ a $\beta = 8.5$, os valores de PDM oscilaram entre 0.5 e 1.5. Apenas

na faixa intermediária de valores entre 1.3 a 2 houve uma variação significativa do valor do PDM, por volta de 4, conforme pode ser visto na Tabela 5.4. A provável razão para este comportamento é que, nesta faixa de valores, as demais forças que interagem no modelo, e que necessitam ser equilibradas entre si para garantir a correta segmentação, se tornam mais significantes que a parcela controlada pelo parâmetro β. Como o comportamento geral parece concordar com os valores entre 0.5 e 1.5, a provável razão para a diferença dos valores de β entre 1.3 e 2 é que houve interação com os demais 6 parâmetros que gerou uma contribuição maior desta parcela de energia sobre as demais.

Quanto aos demais parâmetros, verificamos que o algoritmo responde com maior ou menor sensibilidade aos valores introduzidos.

O parâmetro cujo modelo mostrou maior sensibilidade foi o parâmetro α (ver Tabela 5.3), cujo valor ótimo encontrado é de $\alpha = 1.1$. Era de se esperar que este parâmetro apresentasse grande influência no comportamento da *Snake*. Conforme Seção 5.1.2, este parâmetro é responsável por controlar a influência da energia que atua na tensão da curva. Esta energia é a principal energia que se contrapõe às energias da imagem. Como o modelo clássico considera a minimização das energias da curva em oposição à energia da imagem, sendo o parâmetro α o que controla a principal energia da curva, a sensibilidade apontada na Tabela 5.3 é esperada.

Outro parâmetro de grande sensibilidade é o parâmetro κ (ver Tabela 5.6), cujo valor ótimo encontrado foi de $\kappa = 0.5$. A Seção 5.1.5 apresentou a diferença básica dos parâmetros γ e κ. Ambos estão envolvidos nos cálculos que permitem a *Snake* evoluir para um próximo ponto. Enquanto que o parâmetro γ atua no método de integração, fornecendo o passo do método, o parâmetro κ atua na implementação do método, sendo parte de um cálculo que tem por objetivo interpolar os pontos calculados gerando, assim, uma curva média entre os pontos calculados que será desenhada no sentido da evolução da curva.

Quanto ao parâmetro *we* (ver Tabela 5.8), o valor ótimo encontrado foi de $we = 0.8$. Este parâmetro controla a influência da energia que está relacionada aos gradientes da imagem, sendo a principal força da imagem que se contrapõe às forças da *Snake* no funcional de energia.

Quanto ao último parâmetro, wl, quando se faz seu valor igual a 0, o algoritmo segmenta a região interna da carótida, o lúmem (ver Figura 5.12, letra *d* e Figura 5.13). Este comportamento pode ser melhor explorado em estudos posteriores para a segmentação de uma estrutura interna à artéria, que pode permitir um estudo das placas de gordura que se agregam à parede interna. Neste caso se faz necessário a segmentação interna e externa. Para permitir o uso do algoritmo na segmentação da estrutura externa, o valor ótimo encontrado foi $wl = 1.2$ (ver Tabela 5.7).

Assim, os experimentos sugerem que o modelo tradicional de *Snake* é suficientemente

robusto para permitir a segmentação da estrutura da artéria carótida de seu *background*, podendo até abrir mão dos parâmetros β e *wt*, e ajustando os demais parâmetros em torno dos valores ótimos encontrados e apresentados na Tabela 7.1. O estudo ainda sugere que a análise da artéria carótida por meio de Tomografia Computadorizada pode ser uma opção para a investigação das estruturas da artéria, semelhante ao que se faz com exames de ultrassonografia, oferecendo uma ferramenta a mais para o diagnóstico clínico.

Tabela 7.1: Distância PDM em relação às variações do parâmetro *wt*

Parâmetro	PDM
α	1.1
γ	1.0
κ	0.5
wl	1.2
we	0.8

Como trabalhos futuros, apontamos o uso do método para a determinação da distância IMT da artéria carótida. Para tanto, faz-se necessário o ajuste dos parâmetros de modo a segmentar a parede externa dessa artéria, seguindo-se do ajuste do parâmetro *wl* para a segmentação do lúmem. Assim, em duas etapas distintas, pode-se ter a medida desta distância de forma simples. Para a confirmação desta técnica, além de um conjunto maior de imagens, é fundamental um *groundtruth* com base em segmentação manual feita por especialista da área médica.

REFERÊNCIAS

A.A.AMINI; T.E.WEYMOUTH; R.C.JAIN. Using dynamic programming for solving variational problems in vision. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, V.12, n. 9, p. 855–867, 1990.

A.C.PAIVA; R.B.SEIXAS; M.GATTASS. *Introdução à Visualização Volumétrica*. [S.l.], 1999.

A.S.TRUCKSäSS et al. Computerized analysing system using the active contour in ultrasound measurement of carotid artery intima-media thickness. *Clinical Physiology*, Volume 21, n. 5, September 2001.

BLAKE, A.; ZISSERMAN, A. Visual reconstruction. *Boston: MIT Press*, 1987.

C.A.ALMEIDA. *Espessura íntima-média carotídea e risco cardiovascular em pacientes com hipotireoidismo subclínico*. Dissertação (Mestrado) — UFRJ/Endocrinologia, 2007.

CHENG, D. et al. Using snakes to detect the intimal and adventitial layers of the common carotid artery wall in sonographic images. *Comput Meth Prog Bio*, n. 67, p. 27–37, 2002.

COHEN, L. On active contour models and balloons. *Comput.Vision Graphics Image Process Image Understanding*, v. 53, p. 211–218, 1991.

C.XU; PRINC, J. Gradient vector flow: A new external force for snake. In: RECOG., I. P. C. on C. V. P. (Ed.). [S.l.: s.n.], 1997.

D.L.PHAM; C.XU; J.L.PRINCE. *A survey of current method in medical image segmentation*. [S.l.], 1998.

DYDENKO, I. et al. A level set framework with a shape and motion prior for segmentation and region tracking in echocardiography. *Medical Image Analysis*.

E.C.CAETANO; C.M.G.SOUZA. *Aplicações das equações de Euler-Lagrange*. 2006. TCC graduação em matemática - Universidade Católica de Brasília.

GINNEKEN, B. et al. Active shape model segmentation with optimal features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 21, n. 8, p. 924 – 933, Aug 2002.

GIRALDI, G. A. *T-Snakes duais e inicialização de modelos deformáveis*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2004.

GIRALDI, G. A.; STRAUSS, E.; OLIVEIRA, A. A. *A Boundary Extraction Method Based on Dual T-Snakes and Dynamic Programming*. [S.l.], 2000.

G.LIU; WANG, B.; LIU, D. Detection of intima-media layer of common carotid artery with dynamic programming based active contour model. *IEEE*, 2008.

GOLEMATI, S. et al. Using the hough transform to segment ultrasound images of longitudinal and transverse sections of the carotid artery. *Ultrasound in Med. Biol.*, Vol. 33, n. No. 12, p. 1918–1932, 2007.

GONZALEZ, R. F.; WOODS, R. E. *Processamento de Imagens Digitais*. [S.l.: s.n.], 2000.

GUNN, S. R.; NIXON, M. S. *A dual active contour for improved snake performace*. [S.l.], 1997.

H.GAO et al. Carotid arterial plaque stress analysis using fluid-structure interactive simulation based on in-vivo magnetic resonance images of four patients. *Journal of Biomechanics*, 2009.

H.LIU; D.C.LIU. Detection of the intimal and adventitial layers of the carotid artery based on snakes. *3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 2009.

I.WENDELHAG et al. A multiscale dynamic programming procedure for boundary detection in ultrasonic artery images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 19, p. 127–142, 2000.

KASS, M.; WITKIN, A.; TERZOPOULOS, D. Snakes: active contour models. *Internal Journal of Computer Vision*, p. 321–331, 1988.

KODAMA, T. *M E C Â N I C A - II*. 2004. Brochura - Instituto de Física - UFRJ.

KUMAR, R. *Snakes: Active Contour Models - http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28109-snakes-active-contour-models- uso acadêmico livre*. 2010.

LIANG, Q. et al. A multiscale dynamic programming procedure for boundary detection in ultrasonic artery images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 19, p. 127–142, 2000.

LOIZOU, C. P. et al. Snakes based segmentation of the common carotid artery intima-media. *Med Bio Eng Comput*, 2007.

L.SABA et al. Comparison between manual and automated analysis for the quantification of carotid wall by using sonography. a validation study with ct. *European Journal of Radiology*, 2011.

M.A.GUTIERREZ et al. Automatic measurement of carotid diameter and wall thickness in ultrasound images. *Computer in Cardiology*, n. 29, p. 359–362, 2002.

MAINTZ, J. B. A.; VIERGEVER, M. A. *An Overview of Medical Image Registration Methods*. [S.l.], 1996.

M.CECCARELLI; LUCA, N.; A.MORGANELLA. An active contour approach to automatic detection of the intima-media thickness. In: IEEE (Ed.). [S.l.], 206. v. 2.

MCINERNEY, T.; TERZOPOULOS, D. Topologically adaptable snakes. In: *Proc. Of the Fifth Int. Conf. On Computer Vision (ICCV'95), Cambridge, MA, USA*. [S.l.: s.n.], 1995. p. 840–845.

MOLINARI, F.; ZENG, G.; SURI, J. S. A state of the art review on intima-media thickness (imt)measurement and wall segmentation techniques for carotid ultrasound. *Computer Methods and Programs In Biomedicine*, 2010.

NEUENSCHWANDE, W. et al. Ziplock snake, int. j. comput. vision, 25. p. 191 – 201, 1997.

O'GORMAN, L.; M.J.SAMMON; M.SEUL. *Pratical Algorithms For Image Analysis - Descriptions, Exemples, Programs, and Projects*. Second edition. [S.l.]: Cambridge University Prss, 2009. ISBN 978-0-521-88411.

OSHER; SETHIAN, J. A. Fronts propagation with curvature dependent speed: Algorithms based on hamilton-jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, vol.79, p. 12–49, 1988.

P.TUREZA et al. Computationally efficient algorithm for the estimation of the intima-media thickness of the common carotid artery. In: SCIENCE, I. C. on C. (Ed.). *Procedia Computer Science 1*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 465–474.

RODRíGUEZ, E. *Segmentação de fronteiras em imagens médicas via contornos deformáveis através do fluxo recursivo do vetor gradiente*. Dissertação (Mestrado) — Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2005.

RODRIGUES, D. M. C. *Snakes Implícitas - Aplicação a Imagens Obtidas por Ultrassonografia*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro-COPPE, 2008.

ROSSI, A.; BRANDS, P.; HOEKS, A. Automatic recognition of the common carotid artety in longitudinal ultrasound b-mode scans. *Medical Image Analysis*, n. 12, p. 653–665, 2008.

R.ROCHA et al. Segmentation of ultrasound images of the carotid using ransac and cubic splines. *computer methods and programs in biomedicine*, 2010.

SABA, L. et al. Imaging of the carotid artery. *Atherosclerosis*, 2011.

S.C.CHAPRA; R.P.CANALE. *Métodos Numéricos para Engenharia - 5^a Edição*. [S.l.]: Mc Graw Hill, 2008.

S.G.MOURSI; M.R.EL-SAKKA. Semi-automatic snake-based segmentation of carotid artery ultrasound images. In: . [S.l.: s.n.], 2009. v. 2, n. 2.

SILVA, J. et al. Modelos deformáveis na segmentção de imagens médicas: uma introdução. *Revista do DETUA*, Vol 4, n. N^{o}3, Setembro 2004.

SONKA, M.; FITZPATRICK, J. *Handbook of Medical Imaging*. [S.l.]: SPIE Press, 2004.

SURI, J. *Contribuições*. 2010.

SURI, J.; HARALICK, R.; SHEEHAN, F. Greedy algorithm for error correction in automatically produced boundaries from low contrast ventriculograms. *Pattern Anal Apll.*, p. 39–60, 2000.

TAVARES, J.; BARBOSA, J.; PADILHA, A. *Modelos Deformáveis em Imagem Médica*. [S.l.], 2003.

TORRES, F. S. et al. Medida da espessura das camadas íntima e média das artérias carótidas para avaliação do risco cardiovascular. *Revista Brasileira de Hipertensão*, vol 14, p. 167 – 171, 2007.

V.NABAVI et al. Increased carotid wall thickness measured by computed tomography is associated with the presence and severity of coronary artery calcium. *Atherosclerosis*, n. 215, p. 103–109, 2011.

WHO, W. H. O. *Cardiovascular Disease*. December 2011.

YANG, J.; DUNCAN, J. S. 3d image segmentation of deformable objects with joint shape-intensity prior models using level sets. *Medical Image Analysis*, 2004.