

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“Júlio de Mesquita Filho”
Faculdade de Engenharia de Bauru

ADRIANO DE SOUZA MARQUES

SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS E
RECONSTRUÇÃO DE MODELOS APLICADA A
ESTRUTURAS ÓSSEAS

Bauru - SP
2008

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“Júlio de Mesquita Filho”
Faculdade de Engenharia de Bauru

ADRIANO DE SOUZA MARQUES

**SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS E
RECONSTRUÇÃO DE MODELOS APLICADA A
ESTRUTURAS ÓSSEAS**

Dissertação apresentada ao programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Estadual Paulista, como requisito à obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica, sob a orientação do Prof. Dr. Edson Antonio Capello Sousa.

Bauru - SP
2008

ADRIANO DE SOUZA MARQUES

**SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS E
RECONSTRUÇÃO DE MODELOS APLICADA A
ESTRUTURAS ÓSSEAS**

Dissertação apresentada ao programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Estadual Paulista, como requisito à obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica, sob a orientação do Prof. Dr. Edson Antonio Capello Sousa.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Edson Antônio Capello Sousa
FEB / UNESP – Bauru

Prof. Dr. Jose Eduardo Cogo Castanho
FEB / UNESP – Bauru

Prof. Dr. Cleudmar Amaral de Araujo
FEM / Universidade Federal de Uberlândia

Bauru, 31 de Outubro de 2008

Obrigado Senhor!

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a **DEUS**, por estar sempre presente em minha vida, mostrando o quanto somos fortes para vencer os obstáculos da vida e por todas as bênçãos por ele me concedida.

A minha amada esposa, **Cristiana Rodrigues Marques** e meu filho, minha paixão **Heitor Rodrigues Marques**. Obrigado por me motivar nesta caminhada e compreender minha ausência em muitos momentos. Se aqui cheguei foi por que caminhamos juntos.

Ao meu amado pai **Rubens Marques** (*in memorian*) que está acompanhando esta vitória do outro plano. Pai !!! Considere sua essa vitória, pois tinha em seus sonhos a realização dos filhos. Obrigado. E a sua bênção.

A minha querida mãe **Rosa de Souza Marques** que sempre esteve da sua maneira apoiando e me incentivando. Obrigado. E a sua bênção.

Ao **Professor Dr. Edson Antonio Capello Sousa** pela oportunidade e incentivo para a realização desse trabalho.

Aos meus amigos, em especial ao **José Aparecido Silva de Queiroz (Zezão)**.

Aos meus **familiares**.

Agradeço a confiança, apoio e incentivo de todos os **funcionários da Fundação Paulista de Tecnologia e Educação – FPTE e Centro Universitário de Lins – UNILINS**.

Meu agradecimento e reconhecimento à **Célia**, Supervisora da Pós Graduação Engenharia Mecânica, por sua dedicação e auxílio em todos os momentos.

A todos que de forma direta ou indireta contribuíram para mais uma etapa de minha vida.

RESUMO

Na biomecânica, a computação tem se tornado uma forte aliada no estudo utilizando-se imagens, pois avanços significativos têm sido verificados devido à evolução das técnicas de aquisição de imagens médicas. Em estruturas ósseas, devido à complexidade das formas geométricas, a obtenção de modelos precisos torna-se um processo difícil, exigindo métodos computacionais igualmente complexos. Por outro lado, a computação gráfica oferece técnicas que possibilitam a adequada manipulação destas imagens. Entre os diversos métodos existentes, o modelo de contornos ativos, também conhecido como snakes, vem sendo amplamente difundido no processo de segmentação para extração de estruturas de interesse no contexto médico. Este trabalho utiliza o método de contornos ativos por Fluxo do Vetor Gradiente (GVF) para obtenção das matrizes do contorno de estruturas com geometrias côncavas, neste representado por seções transversais obtidas da tomografia de uma mandíbula humana. Utilizando-se as matrizes obtidas, é gerado um modelo da mandíbula em 3D aplicando-se o método de triangulação entre os contornos adjacentes. Para o processo de segmentação e triangulação foi utilizado o pacote MATLAB[®], e para obtenção do modelo tridimensional, foi utilizado o pacote ANSYS[®].

Palavras-chave: Segmentação de imagens, contornos deformáveis, processamento de imagens, reconstrução 3D.

ABSTRACT

In biomechanics, the computer has become a strong ally to study using the images, as significant advances have been recorded owing to technical progress of the acquisition of medical images. In bone structures due to the complexity of geometric shapes, to obtain accurate models becomes a difficult process, requiring equally complex computational methods. On the other hand, offers computer graphics techniques that enable the appropriate handling of these images. Among the various existing methods, the model of active contours, also known as snakes, have been widely disseminated in the process of segmentation to extract structures of interest medical. This work uses the method of active contours for Gradient Vector Flow (GVF) to obtain the matrices of the outline of structures with concave geometries, this represented by cross sections obtained from the tomography of a human jaw. Using the matrices obtained, it generated a 3D model of the jaw by applying the method of triangulation between adjacent contours. For the process of segmentation and triangulation was performed using MATLAB[®] application, and for obtaining three-dimensional model was performed using ANSYS[®] application.

Keywords: Segmentation of images, deformable contours, processing of images, reconstruction 3D

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 3.1 – CONVENÇÃO DOS EIXOS PARA REPRESENTAÇÃO DE UMA IMAGEM DIGITAL.	16
FIGURA 3.2 – ETAPAS FUNDAMENTAIS EM PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS.....	17
FIGURA 3.3 – (A) IMAGEM SEM APLICAÇÃO DA LIMIAZIZAÇÃO (B) IMAGEM APÓS A APLICAÇÃO DA LIMIAZIZAÇÃO.....	21
FIGURA 3.4 – COMPORTAMENTO DAS ENERGIAS INTERNAS (EINT) E EXTERNAS (EEXT) NOS MODELOS DEFORMÁVEIS.	22
FIGURA 3.5 – CONVERGÊNCIA DO MODELO DEFORMÁVEL SNAKE (CÍRCULO EM VERMELHO) UTILIZANDO A FORÇA DE PRESSÃO NA PROCURA DA FRONTEIRA OBJETIVO (PERÍMETRO DO QUADRADO), INICIALIZANDO A DEFORMAÇÃO NO EXTERIOR DA IMAGEM E ENCERRANDO NA BORDA.	27
FIGURA 3.6 – (A) DEFORMAÇÃO DA SNAKE (B) FORÇAS POTENCIAIS DO MODELO TRADICIONAL (C) AMPLIAÇÃO NA ÁREA DA CONCAVIDADE FONTE: (XU, 1998).	30
FIGURA 3.7 – (A) DEFORMAÇÃO DA SNAKE GVF(B) FORÇAS POTENCIAIS DO MODELO (C) AMPLIAÇÃO NA ÁREA DA CONCAVIDADE FONTE: (XU, 1998).	31
FIGURA 3.8 – (A) IMAGEM DE SEÇÃO DA TOMOGRAFIA SEGMENTADA POR LIMIAZIZAÇÃO (B) MAPA DE BORDAS (C) DETALHE APROXIMADO (CÍRCULO TRACEJADO).....	34
FIGURA 3.9: DADO VOLUMÉTRICO COM SEU VOXEL (I,J,K)	36
FIGURA 3.10: (A) OBJETO SECCIONADO POR PLANOS PARALELOS (B) CONTORNOS FORMADOS PELA INTERSECÇÃO DA SUPERFÍCIE DO OBJETO COM O PLANO.....	37
FIGURA 5.1 - IMAGEM DE UMA DAS SEÇÕES TRANSVERSAIS NO FORMATO JPG UTILIZADA NESTE TRABALHO. FONTE: CAPELLO SOUSA (2004)	44
FIGURA 5.2 – FIGURA 5.1 APÓS O PROCESSO DE LIMIAZIZAÇÃO COM T=64.	45
FIGURA 5.3 – CÓDIGO PARA LIMIAZIZAÇÃO UTILIZADO NO MATLAB	46
FIGURA 5.4 – MATRIZ REPRESENTATIVA DA IMAGEM, GERADA NO MATLAB APÓS A LIMIAZIZAÇÃO, SENDO O VALOR 256 (BRANCO) E 1 (PRETO).....	46
FIGURA 5.5 – (A) IMAGEM LIMIAZADA (B) DETALHE DESTACANDO O RUÍDO EXISTENTE NA IMAGEM LIMIAZADA	47
FIGURA 5.6 – FIGURA 5.2 APÓS O PROCESSO DE FILTRAGEM.....	47
FIGURA 5.7 – (A) IMAGEM (B) PROCESSO DE DEFORMAÇÃO DA SNAKE (EM VERMELHO) RESULTADOS OBTIDOS NO EXPERIMENTO.	50
FIGURA 5.8 – (A) IMAGEM (B) PROCESSO DE DEFORMAÇÃO DA SNAKE (EM VERMELHO) (C) RESULTADOS DA SEGMENTAÇÃO OBTIDOS NO EXPERIMENTO COM O ALGORITMO GVF.	51
FIGURA 5.9 - ETAPAS DA METODOLOGIA UTILIZADA PARA A OBTENÇÃO DO MODELO DEFORMÁVEL GVF.	52
FIGURA 5.10 – MATRIZ DA IMAGEM APÓS O PRÉ-PROCESSAMENTO.....	52
FIGURA 5.13 – IMAGENS ANTES E DEPOIS DO MAPA DE BORDA.....	54
FIGURA 5.14 – (A) DETALHE DO GRADIENTE DO MAPA DE BORDA. (B) DETALHE DE ORIENTAÇÃO DO CAMPO GVF.....	55
FIGURA 4.15 – (A) TRECHO DO CÓDIGO QUE REALIZA A DEFORMAÇÃO DA SNAKE (B) PROCESSO DE DEFORMAÇÃO DA SNAKE (EM VERMELHO). (C) RESULTADO FINAL DA DEFORMAÇÃO.	56

FIGURA 5.16 – MATRIZES X E Y GERADAS APÓS DO PROCESSO DE DEFORMAÇÃO DA SNAKE	57
FIGURA 5.17 – PLOTAGEM COM DETALHE DA MATRIZ DE PONTOS (X, Y) GERADAS PELA SNAKE.	58
FIGURA 6.1 – CONTORNOS PLANARES (X,Y) PARALELOS ESPAÇADOS NO EIXO Z .	60
FIGURA 6.2 – VISTA EM PERSPECTIVA DA COMPOSIÇÃO DE 6 FACES DA MANDÍBULA	60
FIGURA 6.3 – PROCESSO PARCIAL DE TRIANGULAÇÃO, APRESENTANDO DEFORMAÇÃO NA MALHA DEVIDO A DIFERENÇA DE PONTOS ENTRE AS MATRIZES DAS SEÇÕES TRANSVERSAIS	61
FIGURA 6.4 – PONTOS DE CORRESPONDÊNCIAS.	62
FIGURA 6.5 – INÍCIO DO PROCESSO DE TRIANGULAÇÃO	63
FIGURA 6.6 – MALHA GERADA NA ÁREA $\{Q4,P4\} \rightarrow \{Q1,P1\}$ CONFORME PONTOS DE CORRESPONDÊNCIA NA FIGURA 6.4	64
FIGURA 6.7 – MALHA GERADA NO CONJUNTO COMPLETO CONFORME PONTOS DE CORRESPONDÊNCIA NA FIGURA 6.4	64
FIGURA 6.10 – DETALHE DA ORDENAÇÃO DOS PONTOS NO PROCESSO DE TRIANGULAÇÃO.....	66
FIGURA 7.1 – MALHA DE VOLUME DA MANDÍBULA.....	68
FIGURA 7.2 – MALHA DE VOLUME DA MANDÍBULA COM ELEMENTOS FINITOS	68

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
2. OBJETIVOS	14
2.1. OBJETIVO GERAL	14
2.1.OBJETIVOS ESPECÍFICOS	14
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	15
3.1. IMAGEM DIGITAL	15
3.2. PROCESSAMENTO DA IMAGEM DIGITAL	16
3.3. FORMATO DE IMAGEM DIGITAL.....	17
3.4. FILTRAGEM DE RUÍDOS NA IMAGEM	18
3.5. SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS.....	19
3.5.1. LIMARIZAÇÃO (THRESHOLD).....	20
3.5.2. MODELOS DEFORMÁVEIS	21
3.5.3. CONTORNOS ATIVOS (SNAKES).....	22
3.5.3.1. ENERGIA INTERNA	24
3.5.3.2. ENERGIA EXTERNA OU ENERGIA DA IMAGEM.....	25
3.5.3.4. FORÇA DE PRESSÃO.....	26
3.5.3.5. FORÇA POTENCIAL DE DISTÂNCIA.....	28
3.5.3.6. FORÇA DINÂMICA DE DISTÂNCIA	28
3.5.3.7. LIMITAÇÕES DO MODELO TRADICIONAL DE SNAKE	29
3.6. FLUXO DO VETOR GRADIENTE – GVF (GRADIENT VECTOR FLOW).....	30
3.6.1. MAPA DE BORDAS (EDGE MAP)	33
3.7. MÉTODOS DE RECONSTRUÇÃO DE SUPERFÍCIE	34
3.7.1. RECONSTRUÇÃO A PARTIR DE FATIAS DE VOLUMES.....	35
3.7.2. MÉTODOS BASEADO EM SUPERFÍCIES	37
3.7.2.1. TRIANGULAÇÃO	39
4. RESUMO DOS PROCEDIMENTOS.....	41
5. AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DA IMAGEM PLANA	43
5.1. OBTENÇÃO DAS IMAGENS.....	43
5.2. PRÉ-PROCESSAMENTO	44
5.2.1. LIMARIZAÇÃO.....	44
5.2.2. FILTRAGEM POR MEDIANA	47
5.2.3. AFINAMENTO DE BORDAS (THINNING).....	48
5.3. SEGMENTAÇÃO POR MODELOS DEFORMÁVEIS - GVF.....	48
5.3.1. EXPERIMENTOS COM IMAGENS GENÉRICAS.	48
5.3.2. SEGMENTAÇÃO DA MANDÍBULA	51
5.3.3. DETERMINAÇÃO DO MAPA DE BORDAS.....	52

5.3.4 - GERAR OS CAMPOS GVF.....	54
5.3.5 – PROCESSAMENTO DA SNAKE	55
5.3.6. OBTENÇÃO DA MATRIZ DE PONTOS.....	56
6. RECONSTRUÇÃO 3D.....	59
6.1. REPRESENTAÇÃO DOS CONTORNOS.....	59
6.2. GERAÇÃO DAS MALHAS	60
6.2.1. DIFICULDADES	61
6.2.2. CORRESPONDÊNCIA	62
6.2.3. GERAÇÃO DA MALHA DE SUPERFÍCIE	62
6.2.4. GERAÇÃO DO VOLUME	65
7. RESULTADOS FINAIS	67
8. CONCLUSÕES	69
BIBLIOGRAFIA	71

1. INTRODUÇÃO

A computação tem sido grande aliada da medicina em suas mais diversas áreas de atuação. Hoje é perfeitamente possível se utilizar a computação para apoio em decisões clínicas de diversas naturezas, como, diagnóstico, cirurgia assistida por computador, e também para determinação de área ou volume de elementos ósseos. As imagens médicas em particular, fazem parte deste importante recurso que vem cada vez mais revolucionando a medicina. Para uma utilização adequada destas imagens, foram desenvolvidas técnicas computacionais de apoio à análise e extração de informação, objetivando-se precisão na representação dos elementos, facilidade na reprodução de testes e eficiência na extração de dados quantitativos que dêem suporte aos estudos da biomédica e atividades clínicas. Para se atender a todas estas necessidades, houve uma grande evolução nas técnicas de segmentação de imagens aplicada à área médica.

Na biomecânica, o processamento de imagens tem sido muito utilizado com propósitos de obtenção de modelos computacionais que possibilitem as análises de esforços mecânicos de estruturas ósseas, como também seu comportamento quando submetida a implantes.

Para obtenção destes modelos computacionais, deve-se considerar, os diversos aspectos relacionados à origem da imagem médica (tomografia, ressonância magnética, raio-x, etc), e seu processo de digitalização, pois a estrutura de interesse deve ser extraída e tratada, eliminando informações e ruídos que possam gerar erros no resultado final. Após o tratamento da imagem, aplicam-se métodos que tem como objetivo, determinar o contorno da estrutura de interesse da imagem, ou seja, a segmentação. Nesta etapa encontram-se algumas dificuldades, pois dependendo da geometria do objeto em estudo, alguns métodos indicados

na literatura, como Delaunay que não conseguem identificar o contorno da região côncava da estrutura. A aplicação das técnicas de contornos deformáveis se mostrou adequada para este tipo de problema, devido ao aproveitamento das características intrínsecas da imagem no seu processamento.

O termo contornos deformáveis ou *deformable contours* refere-se ao estado de equilíbrio que atinge uma curva inicial sujeita à deformação originada pela ação de forças internas (intrínsecas à geometria da curva) e forças externas (derivadas da própria imagem). As forças internas são projetadas para preservar a uniformidade do modelo durante a deformação, e as externas são definidas para direcionar o modelo aos contornos da imagem. Porém, a aplicação deste método de segmentação mostrou-se ineficiente devido a dificuldades de se obter o contorno em imagens com grandes profundidades na concavidade. Contudo, o algoritmo GVF (*Gradiente Vector Flow* – Fluxo do Vetor Gradiente) pôde proporcionar um resultado eficiente na determinação dos contornos e delimitação deste tipo de estrutura. Esta técnica baseia-se na difusão do vetor gradiente derivado dos níveis de cinza da imagem. Mediante esta força, o campo resultante aumenta seu âmbito de captura, de forma que a curva inicial possa ser direcionada a partir de regiões mais afastadas do contorno da imagem. A difusão do campo GVF aumenta a capacidade de orientação em regiões côncavas, onde os modelos tradicionais apresentam grandes dificuldades.

Com a determinação das matrizes de pontos que definem o contorno da região de interesse para cada seção transversal do objeto em estudo, aplica-se o método de triangulação para gerar a malha de superfície, a partir do qual será construído seu modelo tri-dimensional.

Para realizar o pré-processamento, a segmentação e a triangulação, foi utilizado o pacote MATLAB, e para realizar o processo de geração do modelo tri-dimensional, utilizou-se o pacote ANSYS.

O modelo em estudo neste trabalho foi o de uma mandíbula humana, gerado por meio de imagens digitalizadas de uma tomografia.

2. OBJETIVOS

2.1. OBJETIVO GERAL

O objetivo deste trabalho é aplicar técnicas de segmentação e reconstrução em imagens de objetos com geometria côncava, para obtenção de seu modelo tri-dimensional.

2.1. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Realizar a segmentação das imagens, utilizando o método de Contornos Deformáveis ou *Snake* associado com o método GVF.

Realizar a triangulação entre duas superfícies que compõem o objeto em estudo, para obtenção da matriz de superfície.

Gerar o modelo tri-dimensional partindo da matriz de superfície.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. IMAGEM DIGITAL

Com o advento da computação e das tecnologias de captura de imagens digitais, modelos físicos podem facilmente ser representados por imagens em computadores e posteriormente sofrer análises que representem o modelo físico original. A área da computação que estuda esses procedimentos é a Computação Gráfica (COHEN, 2006).

A imagem digital pode ser obtida de diversas maneiras, citando-se entre as mais comuns: as câmeras fotográficas digitais e os *scanners*; equipamentos que possuem a capacidade de converter uma banda do *spectro* de energia eletromagnética em sinais elétricos digitais proporcionais ao nível de energia recebido na captura.

Existem muitas definições para o termo imagem digital, citando entre eles:

Uma imagem digital pode ser considerada como sendo uma matriz cujos índices de linhas e de colunas identificam um ponto na imagem, e o correspondente valor do elemento da matriz identifica o nível de cinza naquele ponto. Os elementos dessa matriz digital são chamados de **elementos de imagem** ou *pixels* (*Picture Element – Elementos de Figura*). (GONZALEZ e WOODS, 2000, p. 4e5).

Segundo Gonzalez e Woods (2000), uma imagem monocromática ou simplesmente imagem, pode ser definida como uma função de intensidade de luz $f(x, y)$, onde x e y são as coordenadas espaciais, e o valor de f no ponto (x, y) é proporcional ao brilho (ou níveis de cinza) da imagem neste ponto, conforme exemplifica a Figura 3.1.

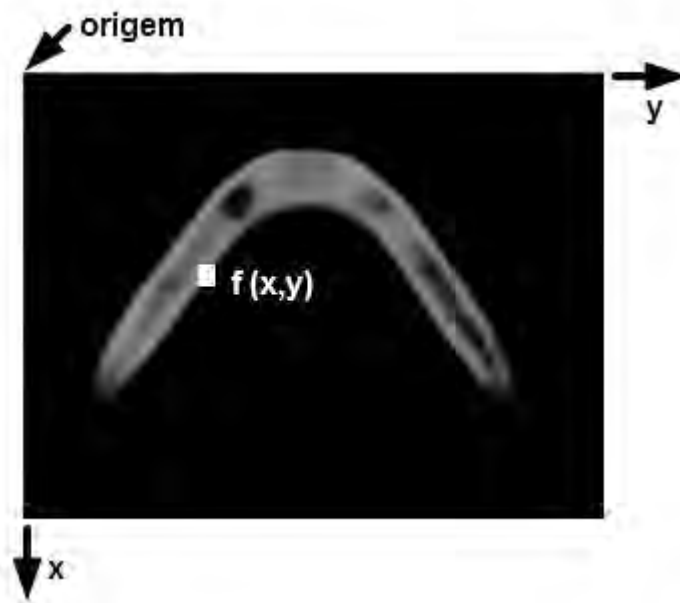


Figura 3.1 – Convenção dos eixos para representação de uma Imagem Digital.

3.2. PROCESSAMENTO DA IMAGEM DIGITAL

O processamento de imagens digitais surgiu das necessidades de melhorias das imagens para a interpretação humana, e também da necessidade de extração de informações de forma tratável por computadores.

Para a realização do processamento de imagens, algumas etapas devem ser seguidas conforme segue e se ilustra na Figura 3.2:

1. **Aquisição da imagem:** etapa que realiza a obtenção ou conversão da imagem de um meio não digital para o meio digital;
2. **Pré-processamento:** etapa cujo objetivo é melhorar as características da imagem e adequá-la a execução das próximas etapas. Esta etapa também pode ser chamada de **filtragem**.
3. **Segmentação:** divide a imagem em partes ou objetos que a constituem. Em geral essa é a etapa mais complexa. A saída desta etapa é constituída por dados em forma de *pixel*, correspondendo tanto às fronteiras de uma região, como todos os pontos dentro da mesma.
4. **Representação:** solução para adequar os dados da imagem para seu processamento computacional.

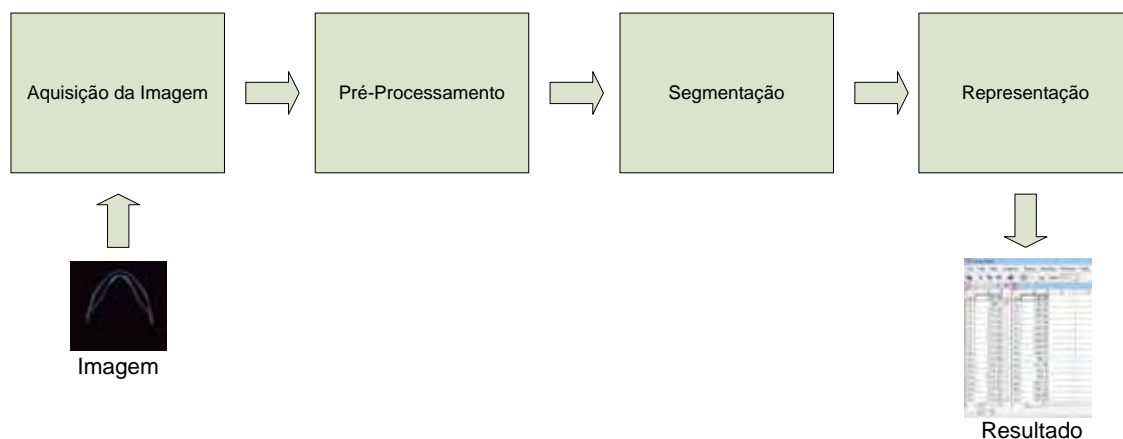


Figura 3.2 – Etapas fundamentais em processamento de imagens digitais.

3.3. FORMATO DE IMAGEM DIGITAL

Uma mesma imagem pode se representada através de vários formatos distintos, independentemente do desempenho do computador. Nem sempre é possível realizar a conversão perfeita de um formato para outro. Por isso deve-se utilizar o mínimo possível da conversão de formatos para que não sejam introduzidos erros na representação da imagem ou de sua paleta de cores (GONZALEZ e WOODS, 2000).

Entre os formatos de imagem mais utilizados na computação estão:

- Windows Bitmap - BMP;
- Tagged Image File Format - TIFF;
- Formato desenvolvido pelo Joint Photographic Expert Group JPEG - JPG;
- Graphics Image Format - GIF.

Existem de formatos específicos para imagens médicas, como por exemplo, o formato DICOM (abreviação de *Digital Imaging Communications in Medicine* ou Comunicação de Imagens Digitais em Medicina). O formato DICOM é um conjunto de normas para tratamento, armazenamento e transmissão de informações médicas num formato eletrônico que tipicamente contém um cabeçalho onde estão armazenados os dados da imagem como tamanho, resolução, informações do paciente, equipamento em que foi feita (Tomógrafos, Ressonância Magnética, etc.) e taxa de compressão.

Outro formato relevante para a realização deste trabalho é o formato RAW, que é um formato de arquivo digital de imagens que contém a totalidade dos dados da imagem tal como foi originalmente captada, sem processamento adicional. O formato RAW não aplica a compressão como ocorre com o JPEG (formato de compressão com perda de dados), nem contém qualquer cabeçalho de dados, detalhes que facilitam as operações do algoritmo de

segmentação da imagem.

Neste trabalho se utilizou imagens no formato RAW, obtidas através da conversão das imagens de tomografias escaneadas com o formato JPEG.

3.4. FILTRAGEM DE RUÍDOS NA IMAGEM

Em processamento de imagens, ruído corresponde a toda a entidade da imagem, dados e resultados que não são importantes para o objetivo do processamento da imagem e que também degrada seu desempenho e o resultado final.

Basicamente podemos citar dois tipos de ruídos:

(a) O primeiro é o **ruído aleatório** causado por aparelhos, tipos de filmes e outros elementos utilizados na tomografia. Esta degradação não só afeta a resolução perceptível, como também cria diferenças indesejáveis nos níveis de cinza.

(b) O segundo é o **ruído sistemático** relacionado à textura do objeto de interesse, o qual pode perturbar o processo de segmentação da imagem.

A eliminação desses ruídos torna-se necessária em uma imagem digital antes de se executar as etapas de transformação de alto nível, tais como a detecção de bordas.

Para se eliminar os ruídos da imagem, torna-se necessário utilizar filtros, que são basicamente divididos em duas categorias:

- Filtros Passa-Baixo - Filtragem de ruído;
- Filtro Passa-Alta - Detecção de bordas ou arestas.

A filtragem é uma técnica de processamento de sinais que modifica e/ou melhora a informação contida na imagem, realçando ou removendo características desnecessárias. A filtragem é uma operação de vizinhança, na qual um *pixel*, da imagem resultado é obtido processando os *pixels* na vizinhança do *pixel* correspondente na imagem origem.

A filtragem com preservação de bordas é uma preocupação presente neste e em vários outros trabalhos da literatura de processamento de imagens, como por exemplo, em Frost et al. (1982), pois esta condição não altera as características de interesse da imagem, como os contornos a serem segmentados.

O tipo de ruído mais prejudicial ao processo de segmentação é conhecido na literatura como ruído “sal e pimenta”, e é caracterizado como pontos dispersos na imagem e que não fazem parte da imagem de interesse. Para eliminar este tipo de ruído, utiliza-se o filtro de Mediana é mais eficaz quando o objetivo é reduzir o ruído e simultaneamente preservar bordas de interesse.

Neste trabalho utilizou-se o filtro de Mediana por meio da função “medfilt2” do

pacote MATLAB.

3.5. SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

A extração de estruturas contidas em imagens médicas obtidas através de Ressonância Magnética, Ultrasons, Raios-X, Tomografias, entre outros, requer a utilização de segmentação de imagens. Segmentar implica em subdividir uma imagem em suas partes ou objetos constituintes, ou seja, a segmentação deve parar quando os objetos de interesse na aplicação tiverem sido isolados (GONZALEZ e WOODS, 2000). Para isso utilizam-se as propriedades básicas de descontinuidade dos níveis de cinza através de bordas, fronteiras e linhas, ou de similaridade destes para separação de regiões que apresentem determinadas características em comum (CASTLEMAN, 1996).

As técnicas de segmentação são agrupadas em duas grandes categorias:

(1) Aproximação baseada em regiões.

A aproximação baseada em regiões agrupa pixels com propriedades semelhantes, geralmente fazendo uso de algoritmos de crescimento de regiões ou *split-and-merge*, para separar o fundo e o objeto de interesse na imagem.

(2) Aproximação baseada em bordas.

A aproximação baseada em bordas aproveita a variação de pixels para o desenho inicial das bordas de interesse. Para Gonzales e Woods (2000), os métodos baseados em bordas se justificam pelo fato de que elas definem o contorno dos objetos presentes na cena.

Dentre as técnicas mais conhecidas de segmentação, podemos citar:

- **Crescimento de Regiões (*Region Growing*)** (GONZALEZ e WOODS, 2000) - É o procedimento que agrupa pixels ou sub-regiões em regiões maiores. A agregação de pixels inicia-se com um conjunto de pontos “sementes”, sendo que a partir dos mesmos crescem as regiões, aumentando a cada ponto “semente” aqueles pixels que possuem propriedades similares (como níveis de cinza, textura ou cor).
- **Limiarização (*Thresholding*)** (GONZALEZ e WOODS, 2000) – Consiste na técnica de identificação dos picos modais em um dado histograma. Matematicamente, essa operação pode ser descrita como uma técnica de processamento de imagens resultando em uma imagem de saída $g(x,y)$, produto da transformação de uma imagem original em uma imagem binária (preto e

branco). Esse método é normalmente afetado pela incidência de ruído na imagem.

- **Contornos Ativos** (KASS et al, 1986) – Os modelos de contornos ativos, também conhecidos como *Snakes* funcionam através da deformação de uma curva inicial sobre a imagem, se estabilizando quando a curva estiver parada sobre a borda do objeto de interesse.

Embora exista um grande número de técnicas para a segmentação (métodos baseados em classificação, bordas, regiões, formas e métodos híbridos), nenhum deles consegue apresentar bons resultados em todas as situações, o que dificulta automatização do processo de segmentação para imagens genéricas.

Para atender aos objetivos deste trabalho, a técnica de segmentação por Limiarização foi necessária como forma de preparação da imagem para a segmentação por Contornos Ativos.

3.5.1. LIMIA RIZAÇÃO (*THRESHOLD*)

A Limiarização é uma operação que tem por objetivo classificar os pixels de uma imagem em duas classes distintas, normalmente, objetos e o fundo (GONZALES e WOODS, 1992), (SCHALKOFF, 1989).

O processamento é feito conforme segue: um valor (limiar) é determinado após alguma análise dos valores dos níveis de cinza da imagem. Pixels com valores de brilho inferiores a esse limiar são colocados em uma classe enquanto pixels com valores superiores ou iguais são colocados em outra (ARTERO, 1999), (JAIN et al., 1995).

A determinação de um limiar ótimo é uma tarefa complexa. Existem vários métodos propostos para a obtenção do valor limiar adequado, entre eles destacam-se: P-Tile, Método de Pun, Método de Kapur, Método de Sahoo e Wong, Método de Johannsen e Bille e Método do Triângulo (SAHOO et al., 1988).

Basicamente, pode-se dizer que os *pixels* com valores de brilho inferiores ao limiar recebem valor 0 (zero), e *pixels* com valores superiores ou iguais recebem o valor 1 (um). A Figura 3.3 (a) e (b) ilustra o processo de binarização de uma imagem.



Figura 3.3 – (a) Imagem sem aplicação da limiarização (b) Imagem após a aplicação da limiarização.

Para o cálculo da imagem resultante $f_t(x, y)$ (Fig. 3.3(b)), utiliza-se a regra:

$$f_t(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{se } f(x, y) < T \end{cases} \quad (3.1)$$

sendo T , o valor do nível de cinza denominado limiar dos *pixels* da imagem utilizado para determinação dos valores (0 e 1).

3.5.2. MODELOS DEFORMÁVEIS

O nome “Modelos Deformáveis” tem origem na utilização da Teoria da Elasticidade, geralmente no contexto do modelo dinâmico Lagrangeano. Na interpretação física, vêem-se os modelos deformáveis como corpos elásticos que respondem naturalmente quando submetidos a forças ou restrições. Tipicamente, as funções de energia de deformação são definidas dentro dos graus de liberdade associados ao modelo deformável. A energia cresce proporcionalmente à deformação a partir da posição de repouso e freqüentemente inclui termos que restringem a suavidade e a simetria do modelo.

A geometria de modelos deformáveis geralmente permite a cobertura de uma grande variedade de formas empregando representação geométrica envolvendo vários graus de liberdade (McINERNEY, 1996). Não é permitido que os graus de liberdade evoluam de maneira independente, mas governados por princípios físicos que concedem um comportamento intuitivo sob o fundamento geométrico.

Curvas, superfícies e sólidos deformáveis tornaram-se populares depois de propostos na visão computacional (TERZOPOULOS e WITKIN, 1988) e na computação gráfica

(TERZOPOULOS e FLEISCHER, 1987) em meados dos anos 80. Terzopoulos introduziu a teoria de modelos deformáveis contínuos dentro do modelo dinâmico Lagrangeano, com base na deformação de energia na forma de *Splines* genéricas (TERZOPOULOS, 1988). Os antecessores aos modelos deformáveis ainda em uso incluem os modelos de Fischler e Elshlager (FISCHLER, 1973) e a técnica da máscara de borracha de Widrow (WIDROW, 1973).

3.5.3. CONTORNOS ATIVOS (SNAKES)

A técnica dos contornos ativos, ou snakes, originalmente definido por Kass, Witkin e Terzopoulos (KASS et al., 1988) é uma técnica de modelos deformáveis (TERZOPOULOS, 1987). Baseia-se em curvas definidas em um domínio da imagem, que se movem sob a influência de forças internas vindas da própria curva do modelo deformável, e forças externas derivadas das características da imagem. As forças internas e externas são definidas de modo que a snake procure a fronteira do objeto, ou alguma outra característica desejada na imagem (XU, 1997), conforme mostra a Figura 3.4.

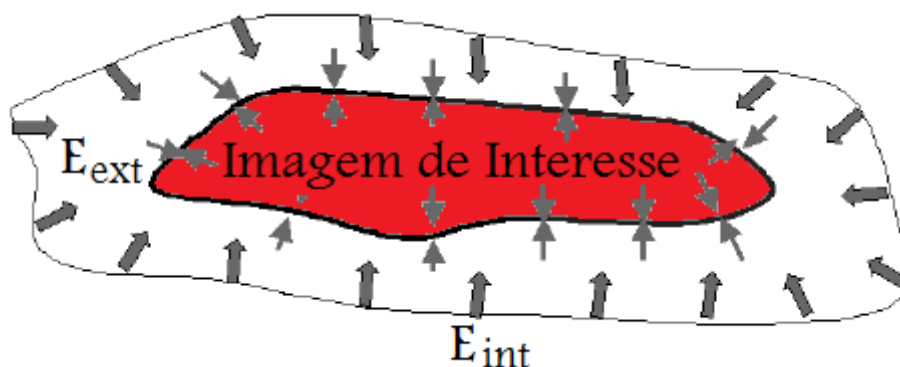


Figura 3.4 – Comportamento das energias internas (E_{int}) e externas (E_{ext}) nos modelos deformáveis.

Diferentemente da grande maioria das técnicas utilizadas para encontrar contornos subjetivos em imagens, este modelo é ativo, ou seja, está sempre minimizando sua função energia, exibindo um comportamento dinâmico.

Kass, Witkin e Terzopoulos (KASS et al., 1988), denominaram o modelo de *snake* devido ao modo como o contorno se move (similar a uma serpente) quando sua energia está sendo minimizada.

Os contornos ativos, tem se apresentado como uma grande ferramenta para o processamento de imagens médicas; mais especificamente na segmentação, na análise e na reconstrução de dados de imagens 2D e 3D. Embora tenha sido originalmente desenvolvido

para aplicações de visão computacional, tem tido uma grande aplicabilidade no processamento de imagens em aplicações como detecção de bordas (KASS et al., 1988), (COHEN e COHEN, 1993), modelagem (TERZOPOULOS e FLEISCHER, 1987), (MCINERNEY; TERZOPOULOS, 1995) e segmentação (LEYMARIE e LEVINE, 1993), (DURIKOVIC et al., 1995).

São dois os tipos gerais de modelos de contornos ativos:

- **Contornos Ativos Paramétricos** (KASS et al., 1988), (COHEN, 1991), (TERZOPOULOS e FLEISCHER, 1987), (MCINERNEY e TERZOPOULOS, 1995) - Durante a deformação, representam curvas ou superfícies explicitamente na sua forma paramétrica, esta representação permite uma interação direta com o modelo.
- **Contornos Ativos Geométricos** (CASELLESET al., 1993), (MALLADI et al., 1995), (CASELLES et al., 1997). - Tratam as mudanças topológicas com naturalidade. Estes modelos baseiam-se na teoria da evolução da curva (SAPIRO E TANNENBAUM, 1993), (KIMIA et al., 1995), (KIMMEL et al., 1995), (ALVAREZ et al., 1993) e também no método do conjunto de níveis (SETHIAN, 1999). Eles representam curvas e superfícies de forma implícita como um conjunto de níveis de uma função escalar n-dimensional. A parametrização é calculada somente depois de completada a deformação.

As fundamentações matemáticas dos contornos ativos são representadas pela convergência da geometria (para descrever a forma do objeto), da física (para impor restrições de como esta forma pode variar sobre o tempo e espaço) e da teoria de aproximação (fornecer os mecanismos formais para o ajuste do modelo aos dados medidos) (TERZOPOULOS, 1988a).

A geometria dos modelos deformáveis geralmente permite a cobertura de uma grande variedade de formas empregando representação geométrica envolvendo vários graus de liberdade (McINERNEY, 1996). Não é permitido que os graus de liberdade evoluam de maneira independente, mas governados por princípios físicos que concedem um comportamento intuitivo sob o fundamento geométrico.

Em sua formulação tradicional, uma *snake* pode ser definida como um contorno paramétrico, representado por $v(s) = (x(s), y(s))$, com $s \in [0,1]$, que se move no domínio de uma imagem no plano $(x,y) \in \mathfrak{R}^2$ (McINERNEY e TERZOPOULOS, 1996). A energia total do

modelo E_{snake} é obtida pela integral da energia de seus elementos (IVINS, 1996):

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{elemento}(v(s))ds \quad (3.2)$$

Segundo Kass (KASS, 1988), a energia da snake pode ser descrita por três funcionais de energia, como mostra a Equação 3.3:

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{int}(v(s))ds + \int_0^1 E_{imagem}(v(s))ds + \int_0^1 E_{res}(v(s))ds \quad (3.3)$$

onde:

- a) E_{int} : representa a energia interna referente à deformação da curva;
- b) E_{imagem} : representa a energia dependente da imagem na qual a snake está inserida;
- c) E_{res} : representa a energia obtida por uma restrição externa, por exemplo, a

interação com um usuário. Associada com conhecimento a posteriori.

Alguns autores como Ballerini (BALLERINI, 1999), Dumitras (DUMITRAS, 2001), Xu (XU, 1997), entre outros, utilizam o termo energia externa, E_{ext} , como sendo a energia proveniente da imagem. Neste documento será utilizada esta abordagem para a representação da energia da imagem, E_{imagem} . Sendo assim, a Equação 3.2 pode ser reescrita novamente como:

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{int}(v(s))ds + \int_0^1 E_{ext}(v(s))ds \quad (3.4)$$

3.5.3.1. ENERGIA INTERNA

A energia interna da *snake* é responsável por manter a suavidade da curva quando inserida no campo de forças representado pela energia da imagem, e é definida pela Equação 3.5:

$$E_{int}(v(s)) = \frac{1}{2} \left[\alpha(s) \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 \right] \quad (3.5)$$

onde:

$\alpha(s)$ e $\beta(s)$ são funções não negativas que controlam a elasticidade e a rigidez da curva, respectivamente.

A energia interna caracteriza a deformação de um contorno flexível e elástico. Duas

funções definem as características físicas simuladas do contorno:

α - controla a tensão do contorno e o grau de elasticidade, ou seja, sugere um comportamento elástico, que se deforma quando submetido a um conjunto de forças. A curva tende a se expandir quando o valor de α for alto, e a se contrair quando o valor de α for baixo.

β - controla a sua rigidez, ou sua resistência à deformação, evitando a formação de dobras ou descontinuidades. A curva tende a suavizar quando o valor de β for alto.

O ajuste dos valores α e β são de relativa importância no comportamento da curva quando aplicada à imagem. O contorno pode apresentar descontinuidades ou quinas caso α ou β ou ambos sejam nulos, e isso fará a diferença no resultado final da segmentação.

3.5.3.2. ENERGIA EXTERNA OU ENERGIA DA IMAGEM

A energia externa é responsável por atrair a *snake* para características de interesse na imagem, como contornos, bordas e superfícies de estruturas contidas nas imagens. Pode ser representada como uma função potencial escalar definida no plano da imagem (McINERNEY e TERZOPOULOS, 1996), formulada de acordo com a característica de interesse a detectar. Por exemplo:

$$E_{linha}(v(s)) = \pm I(v(s)) \quad (3.6)$$

$$E_{borda}(v(s)) = \pm |\nabla I(v(s))|^2 \quad (3.7)$$

onde:

E_{linha} é a funcional responsável por atrair a *snake* para linhas na imagem;

E_{borda} é a funcional correspondente para bordas.

O sinal corresponde à operação de maximização ou minimização da energia externa a fim de localizar contornos escuros ou claros na imagem. (SOUZA, 2003).

Segundo Souza (2003), com o objetivo de atuar na redução do nível de ruídos e suavizar as bordas, um filtro Gaussiano pode ser adicionado à Equação 3.7, aumentando assim, o alcance de captura da *snake* devido, pois a borda passa a ser percebida a uma distância maior. Daí obtém-se a Equação 2.10.

$$E_{ext}(x(s), y(s)) = -|\nabla G_{\sigma} * I(x(s), y(s))|^2 \quad (3.8)$$

onde:

$I(x(s), y(s))$ é a imagem analisada,

G_{σ} é um filtro Gaussiano bidimensional com desvio padrão σ aplicado à imagem

∇ é o operador gradiente.

Quando se utilizam valores baixos em σ para seguir as bordas do objeto com exatidão, esta força só consegue atrair o modelo quando ele é inicializado muito próximo às fronteiras desejadas. Para resolver este problema (KASS et al., 1988) e (TERZOPOULOS et al., 1988) propuseram a força potencial Gaussiana aplicada em diferentes escalas para ampliar o âmbito de atração, mantendo as fronteiras do modelo sem distorções. A idéia é utilizar no começo um alto valor em σ para gerar uma função de energia potencial com um amplo vale ao redor da fronteira. Esta escala “grosseira” de força potencial Gaussiana, que permite atrair os contornos ou superfícies deformáveis às fronteiras desejadas a partir de âmbitos muito distantes. Quando os contornos ou superfícies conseguem alcançar o equilíbrio, o valor em σ é reduzido para permitir o acompanhamento das bordas em uma escala mais refinada. Este esquema efetivamente aumenta o âmbito de atração da força potencial Gaussiana. O defeito desta aproximação, no entanto, é a não existência de um teorema para estabelecer as mudanças praticadas em σ . Cohen (1991) sugeriu incrementar o espaço de atração do modelo, utilizando a força de pressão e a força potencial Gaussiana.

3.5.3.4. FORÇA DE PRESSÃO

A força de pressão é um modelo utilizado para reduzir ou expandir a curva de deformação na procura das bordas desejadas, eliminando assim a necessidade da inicialização da curva próxima a imagem de interesse. Este modelo é conhecido como “balão” (COHEN, 1991), pois como mostrado na Figura 3.5, a *snake* é pressionada em direção ao contorno de interesse na imagem.

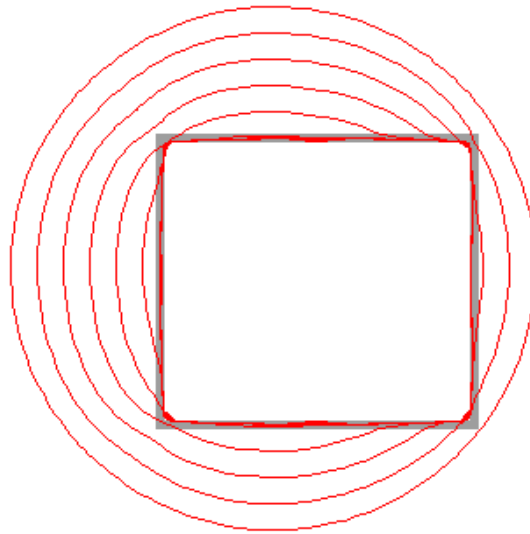


Figura 3.5 – Convergência do modelo deformável *snake* (círculo em vermelho) utilizando a força de pressão na procura da fronteira objetivo (perímetro do quadrado), inicializando a deformação no exterior da imagem e encerrando na borda.

A força de pressão é definida como:

$$F_p(v) = w_p N(v) \quad (3.9)$$

Em que:

- $N(v)$ é a normal do modelo no ponto da curva v .
- w_p é um parâmetro de intensidade.

O sinal em w_p vai depender do comportamento que o usuário espera do modelo (expansão ou redução). Tipicamente é definido pelo usuário. Para definir w_p , está sendo aproveitada a informação da região, para saber se o modelo está dentro ou fora do objeto desejado. O parâmetro de intensidade da força de pressão w_p é cuidadosamente selecionado de modo que esta força seja levemente inferior do que a força potencial Gaussiana das fronteiras significantes, mas o suficientemente grande para passar sobre falsas fronteiras. Quando começa a deformação do modelo, a força de pressão sustenta a expansão ou a redução do modelo até ele parar devido à força potencial Gaussiana. Uma desvantagem da utilização desta força é a possibilidade de fazer o modelo entrar em um loop infinito.

3.5.3.5. FORÇA POTENCIAL DE DISTÂNCIA

Outra aproximação para aumentar o âmbito de atração é a função de energia potencial utilizando um mapa de distâncias como foi proposto por (COHEN e COHEN, 1993). O valor do mapa de distâncias, em cada pixel, é obtido calculando-se a distância entre o pixel e o ponto mais próximo da fronteira, utilizando-se a distância Euclidiana (DANIELSSON, 1980) ou a distância de Chamfer (BORGEFORS, 1984).

Dado um mapa de distâncias $d(x, y)$, uma forma de definir a correspondente energia potencial (COHEN e COHEN, 1993) é:

$$P_d(x, y) = -w_d \exp[-d(x, y)^2] \quad (3.10)$$

O correspondente campo de força potencial é dado por $-\nabla P_d(x, y)$

3.5.3.6. FORÇA DINÂMICA DE DISTÂNCIA

É outra proposta de força externa similar à força potencial de distância, mas não possui problemas de fronteiras em concavidades (DELINGETTE, 1994). Esta aproximação deriva a força externa via cálculo de distâncias em cada ponto que compõe o contorno ou superfície deformável. A distância é calculada mediante a determinação dos pontos que contornam as fronteiras ou outras características da imagem que estão em direção normal ao modelo. Este valor de distâncias é recalculado cada vez que o modelo é deformado. Vários critérios podem ser usados para definir os pontos da fronteira a serem examinados. O mais comum utiliza os *pixels* com magnitudes de intensidades elevadas ou pontos de borda gerados por algum detector de bordas.

Um filtro de limiar (*threshold*) é especificado para o exame de distância máxima, evitando o uso de pontos não relevantes, e assim reduzir o tempo de processamento computacional. Esta força resultante, chamada de força dinâmica de distância, permite atrair os modelos deformáveis às características desejadas através de um âmbito somente limitado pelo filtro de limiar escolhido. Dado um ponto v em um contorno ou superfície, sua unidade normal $N(v)$, o cálculo de distância $D(v)$, e um limiar de distância D_{\max} , uma definição típica para a força dinâmica de distância é:

$$F_D(v) = w_D \frac{D(v)}{D_{\max}} N(v) \quad (3.11)$$

A desvantagem deste método é o tempo consumido na procura dos pontos em direção normal ao modelo em cada deformação. Utilizando um limiar de distância reduzido o tempo consumido diminui, mas produz um efeito indesejado de redução no espaço de atração.

3.5.3.7. LIMITAÇÕES DO MODELO TRADICIONAL DE SNAKE

As snakes foram projetadas para serem modelos interativos. Em aplicações não interativas, elas devem ser iniciadas em local próximo à estrutura de interesse a ser segmentada para garantir um bom desempenho (SOUZA, 2003). As parametrizações da energia interna da *snake* podem limitar sua flexibilidade geométrica e impedir a representação de formas tubulares, de saliências e de bifurcações. Além disso, a topologia da estrutura de interesse deve ser previamente conhecida, pois, no modelo original, é incapaz de executar alterações em sua topologia sem processamento adicional (McINERNEY, e TERZOPOULOS, 1996).

O tamanho do passo de deslocamento da snake está associado à energia externa da imagem. Em regiões de alta energia externa a *snake* poderá se mover com passos largos podendo ultrapassar o contorno desejado. Em áreas de baixa energia externa a *snake* poderá não se mover (COHEN, 1991).

A energia interna da *snake*, responsável por manter a suavidade da curva, pode forçar a convergência a um ponto ou segmento de reta, caso a energia externa não seja suficiente para manter o equilíbrio na equação de Euler-Lagrange (COHEN, 1991 e GUNN, 1997).

Segundo Xu (XU, 1998) os motivos para a fraca convergência para determinados contornos são:

- a) as saliências ou concavidades profundas não são alcançadas devido às forças que empurram a *snake* para as bordas do objeto apontar horizontalmente em sentidos opostos;
- b) a magnitude das forças externas decresce rapidamente à medida que se afastam do contorno do objeto.

A Figura 3.6, demonstra o comportamento de uma snake tradicional aplicada a um objeto em forma de U.

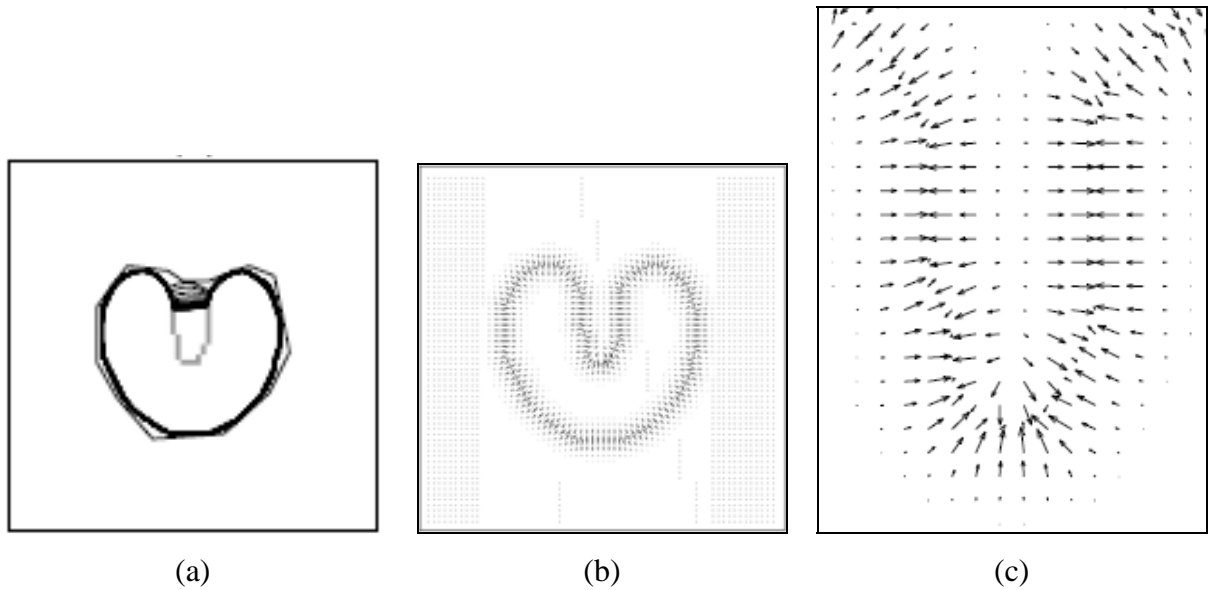


Figura 3.6 – (a) Deformação da snake (b) Forças potenciais do modelo tradicional
(c) Ampliação na área da concavidade
Fonte: (XU, 1998).

Os problemas citados evidenciam a alta sensibilidade do modelo tradicional dos contornos ativos (*snake*) expõem suas dificuldades para representação de formas não convexas e a impossibilidade de alteração topológica da curva.

3.6. FLUXO DO VETOR GRADIENTE – GVF (*GRADIENT VECTOR FLOW*)

Segundo Xu (1997), o GVF é uma energia externa gerada por meio da difusão dos vetores de gradiente sobre níveis de cinza derivados da imagem. A vantagem do GVF em relação ao modelo tradicional de snakes é uma menor sensibilidade em relação à inicialização e à habilidade de reconhecer concavidades profundas (Figura 3.7), o que corresponde à necessidade deste trabalho.

A Figura 3.7, demonstra o comportamento da *snake* GVF aplicada a um objeto em forma de U.

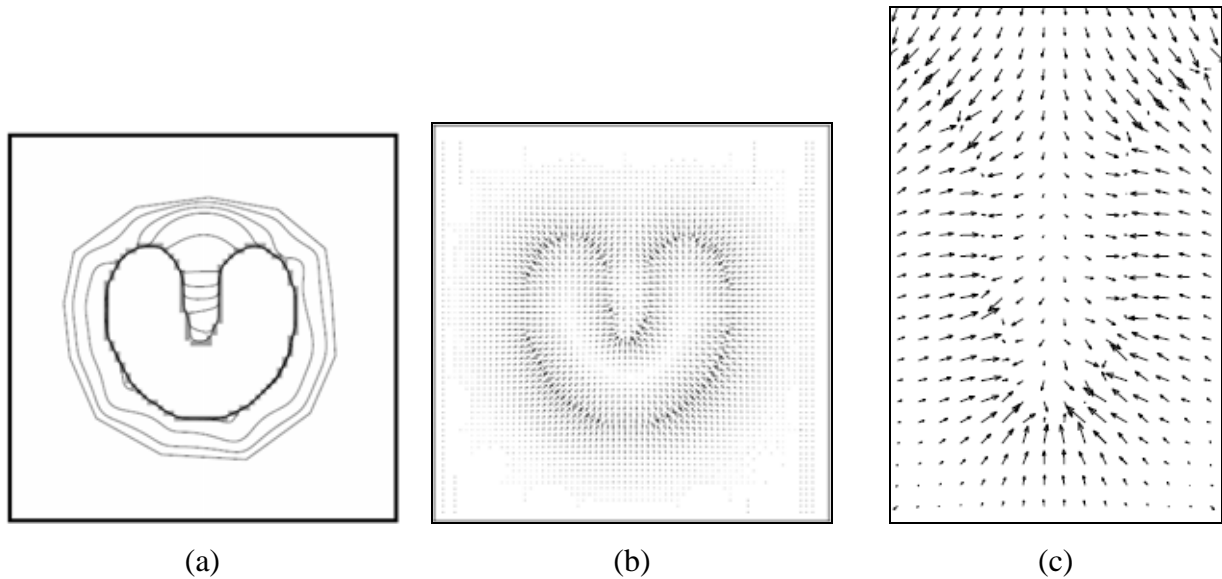


Figura 3.7 – (a) Deformação da snake GVF (b) Forças potenciais do modelo
(c) Ampliação na área da concavidade
Fonte: (XU, 1998).

Ao contrário dos modelos anteriores, essa nova força externa não pode ser definida como o gradiente negativo da função potencial. (SOUZA, 2003) De forma análoga aos modelos que utilizam as forças de pressão, o GVF também expande o campo de forças externas, porém de maneira não conservativa. Ou seja, as forças são maiores ao redor das bordas do objeto, diminuindo gradativamente à medida que se afastam (SOUZA, 2003). A energia externa atua também na direção destas forças de maneira a permitir que a snake penetre em concavidades (Figura 3.7(a)). Este método utiliza um campo de vetores denso na procura de minimizar uma certa energia funcional. A minimização é obtida através da solução de duas equações diferenciais parciais lineares, as quais difundem os vetores gradiente do *edge map* da imagem.

Observando o comportamento da energia externa no modelo tradicional, $E_{ext} = -\nabla I(v(s))$, podem-se observar três importantes características (XU, 1998):

- a) o gradiente da imagem tem vetores apontando para as bordas;
- b) esses vetores geralmente possuem maior magnitude nas proximidades de uma borda;
- c) em regiões homogêneas da imagem, o gradiente é próximo de zero.

A primeira característica é desejável porque proporciona a estabilidade da *snake* próximo a uma borda. Entretanto, a segunda característica limita a área de alcance e a terceira característica impede que em regiões homogêneas existam informações de bordas próximas

ou distantes (SOUZA, 2003). O objetivo do modelo GVF é estender o mapa de gradiente da imagem nas bordas e nas regiões homogêneas usando um processo de difusão. Outro importante benefício do processo de difusão é criar vetores que apontem para as regiões côncavas da imagem (XU, 1998).

O campo GVF pode ser definido como um campo vetorial $g(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$ que minimiza a funcional de energia:

$$E = \int \int \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |g(x, y) - \nabla f|^2 dx dy \quad (3.12)$$

onde:

$|\nabla f|$ é um mapa de bordas derivado da imagem $I(x, y)$

μ é o parâmetro de regularização que controla a relação entre o primeiro e o segundo termo.

A formulação variacional segue o princípio básico de suavizar o resultado. Quando $|\nabla f|$ é pequeno, a energia é dominada pela soma dos quadrados das derivadas parciais do campo vetorial, produzindo um campo suave. Por outro lado, quando $|\nabla f|$ é grande, o segundo termo domina a funcional, e é minimizado quando $g(x, y) = \nabla f$. Isto produz o efeito de manter $g(x, y)$ praticamente igual ao gradiente de uma borda, quando este é alto, porém forçando o campo a variar suavemente em regiões homogêneas. O parâmetro μ deverá ser ajustado de acordo com a presença de ruído na imagem. Quanto maior o ruído, mais alto deve ser o valor de μ (XU, 1998).

De (SOUZA, 2003), ao aplicar o cálculo variacional nas Equações 3.13 e 3.14, se obtém o campo GVF.

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (3.13)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (3.14)$$

onde:

∇^2 é o operador Laplaciano.

Deve-se observar que, em regiões homogêneas, onde $I(x, y)$ é constante, o segundo termo da equação é zero porque o gradiente de $f(x, y)$ é zero, desta forma, dentro destas

regiões, u e v são determinados pela equação de Laplace.

O campo GVF é interpolado a partir das bordas da região, refletindo a “competição” entre os vetores de bordas. Portanto, os vetores resultantes apontam para dentro das fronteiras côncavas (XU, 1998). Ainda sim existem casos em que a *snake* pode apresentar falhas quando é iniciada longe dos contornos de interesse (DUMITRAS, 2001).

3.6.1. MAPA DE BORDAS (*EDGE MAP*)

Para definir o campo GVF, é necessário definir um mapa de bordas derivado da imagem $I(x, y)$, no qual os valores máximos serão encontrados nas bordas do objeto ou qualquer outra característica desejada. Existem três observações no mapa de bordas que merecem ser discutidas:

O gradiente de um mapa de bordas ∇f tem vetores direcionados às bordas, os quais são normais ao contorno objetivo no próprio contorno.

Os vetores geralmente têm as máximas magnitudes só na vizinhança próxima das bordas de interesse.

Em regiões homogêneas onde $I(x, y)$ é constante, ∇f é quase zero.

Considerando o comportamento dos contornos deformáveis tradicionais utilizando o gradiente de um mapa de bordas como força externa tem-se: Pela primeira observação, um contorno deformável inicializado em volta da borda objetivo convergirá para uma configuração estável no alvo ou muito perto dele. Observando a segunda, o âmbito de captura geralmente será muito pequeno. Mediante a terceira observação, não existirá força externa através de regiões homogêneas. Para o presente modelo, as duas últimas observações serão desconsideradas. Um importante benefício é o tratamento que vai ser aplicado às regiões homogêneas, que com a utilização de processos de difusão computacional poderão ser criados vetores para direcionar a deformação em regiões afastadas e concavidades.

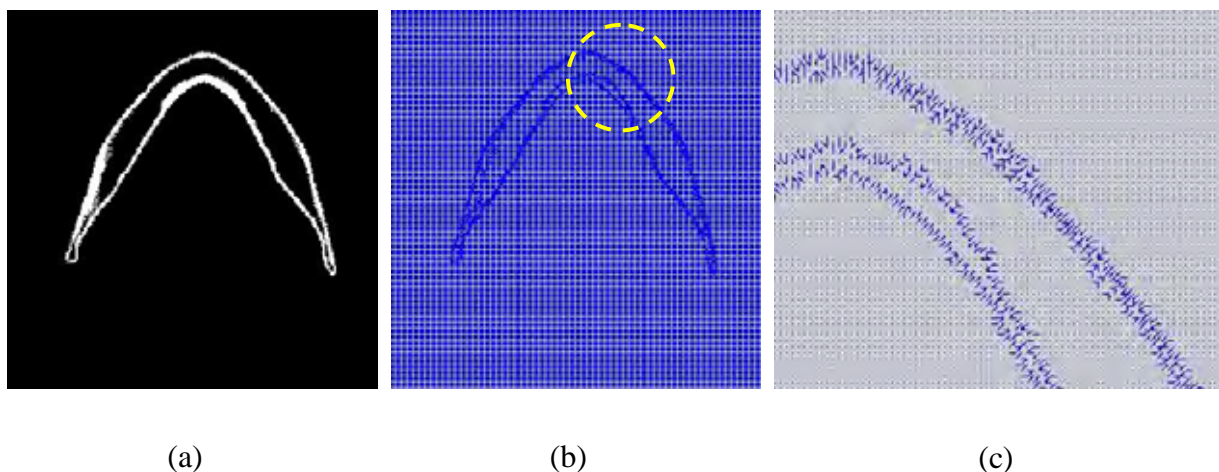


Figura 3.8 – (a) Imagem de seção da tomografia segmentada por limiarização (b) Mapa de Bordas (c) Detalhe aproximado (círculo tracejado)

3.7. MÉTODOS DE RECONSTRUÇÃO DE SUPERFÍCIE

Para Souza (SOUZA et al, 2003), reconstruir um objeto significa recuperar suas informações geométricas, topológicas e seus atributos a partir de um conjunto de amostras que o representa. Esta reconstrução deve ser feita utilizando-se algum tipo de interpolação sobre as amostras.

Existem inúmeros métodos de reconstrução e visualização de objetos 3D a partir de imagens obtidas de seções transversais. Os principais métodos encontrados na literatura podem ser classificados em duas categorias (UPSON, 1989):

- **Métodos baseados em volume;**
- **Métodos baseados em superfície.**

Os métodos baseados em volume normalmente estão associados à visualização de estruturas tridimensionais internas a um objeto. Podem ser inseridos no contexto da reconstrução de objetos, à medida que também procuram uma representação volumétrica a partir de múltiplas fatias bidimensionais sucessivas. Estes métodos necessitam geralmente de grandes quantidades de memória para o armazenamento dos dados e cujas técnicas de *rendering* demandam alto tempo de processamento. São métodos importantes quando o espaçamento entre os cortes transversais são relativamente reduzido.

Os métodos baseados em superfície são melhor aplicados na reconstrução de superfícies externas dos objetos, quando há necessidade de se determinar uma representação tridimensional dos objetos, possibilitando sua visualização, bem como a extração de parâmetros geométricos destes objetos. Nos métodos baseados em superfície, a reconstrução

dos objetos é realizada através da aproximação das superfícies entre os contornos pertencentes às seções transversais destes objetos.

As seções seguintes discutirão as características relevantes destes dois métodos, porém com maior ênfase aos métodos baseados em superfície, já que a metodologia desenvolvida neste trabalho utiliza esta abordagem.

3.7.1. RECONSTRUÇÃO A PARTIR DE FATIAS DE VOLUMES

Nos métodos baseados em volume, o objetivo principal não é a identificação de contornos do objeto, sendo que neste caso, um objeto é representado por um conjunto finito de voxels, onde cada voxel é um elemento de volume retangular obtido quando o espaço é dividido em três conjuntos de planos paralelos, cada conjunto sendo ortogonal aos outros dois. Além da matriz de voxels 3D, outra estrutura que orienta os métodos baseados em volume são os Octrees (FLOATER e WESTGAARD, 1996; SRIVASTAVA e AHUJA, 1990).

Existem diversos métodos baseados em volume, onde podemos citar o ray-tracing, métodos de integração e *splatting* (GREVERA et al., 2000; LEVOY, 1990; UDUPA e ODHNER, 1993).

Esta categoria de reconstrução varre todo o volume de dados, procurando gerar uma imagem do objeto a partir de alguns parâmetros pré-definidos ou pré-calculados. Alguns destes parâmetros são os atributos: densidade, opacidade, textura, campos de vetores normais, etc. Tais parâmetros indicam como os dados internos do volume são combinados e processados para gerar a imagem final, através da interação com a luz. Estes métodos de reconstrução (na verdade apenas geram imagens) são usados principalmente para visualizar objetos amorfos como gases, dados geológicos e até mesmo estruturas humanas sem forma definida como sangue e gordura. Porém nada impede que estes métodos também sejam utilizados para visualizar objetos com uma morfologia bem definida. Uma das principais vantagens da reconstrução de volumes é a qualidade das imagens geradas, que dão um ótimo resultado visual de como as estruturas volumétricas estão relacionadas, dando realmente a impressão de que o dado mostrado é volumétrico. Um dos grandes problemas desta categoria de reconstrução é a grande quantidade de dados processados. Em muitos métodos, uma vez iniciado o processo de reconstrução, não há como interrompê-lo até que a imagem final do objeto seja gerada. E isto pode ser um processo muito demorado.

Objeto Gráfico Volumétrico. Um objeto volumétrico pode ser matematicamente

definido como $f : U \subset R^3 \rightarrow R^m$, onde U é o suporte geométrico e f é a função de atributos do objeto. No geral o suporte geométrico é definido como um bloco $U = [0,X] \times [0,Y] \times [0,Z]$.

A dimensão do conjunto de atributos (R^m) depende da aplicação. Por exemplo, se os atributos considerados são densidade e opacidade (dois atributos, logo $m=2$), então a cada ponto $(x, y, z) \in U$ são associados um valor de densidade e um valor de opacidade.

$$f : U \subset R^3 \rightarrow R^2 \quad (3.15)$$

$$F(x,y,z) = (f_d(x,y,z), f_o(x,y,z)) \quad (3.16)$$

onde:

$f_d(x,y,z) \in R$ é a função de densidade e $f_o(x,y,z) \in R$ é a função de opacidade do elemento (x,y,z) . A Função de densidade é um dos principais atributos destes objetos.

No universo discreto, cada um dos três intervalos $[0,X]$, $[0,Y]$ e $[0,Z]$ é uniformemente amostrado em NX , NY e NZ amostras, respectivamente. Assim, o espaçamento entre cada amostra, em cada direção, será $\Delta x = X/NX$, $\Delta y = Y/NY$ e $\Delta z = Z/NZ$, respectivamente. Cada elemento ou voxel do objeto, referenciado como voxel (i, j, k) , é tratado como um pequeno bloco retangular, com dimensões Δx , Δy e Δz e coordenadas $(i\Delta x, j\Delta y, k\Delta z) \in U$ ($i = 0, 1, 2, \dots, NX-1$; $j = 0, 1, 2, \dots, NY-1$; $k = 0, 1, 2, \dots, NZ-1$). Este tipo de representação de objetos é conhecido como representação matricial. A figura 4a mostra um volume com um voxel. A figura 4b mostra o voxel (i,j,k) ampliado e seus 8 vértices.

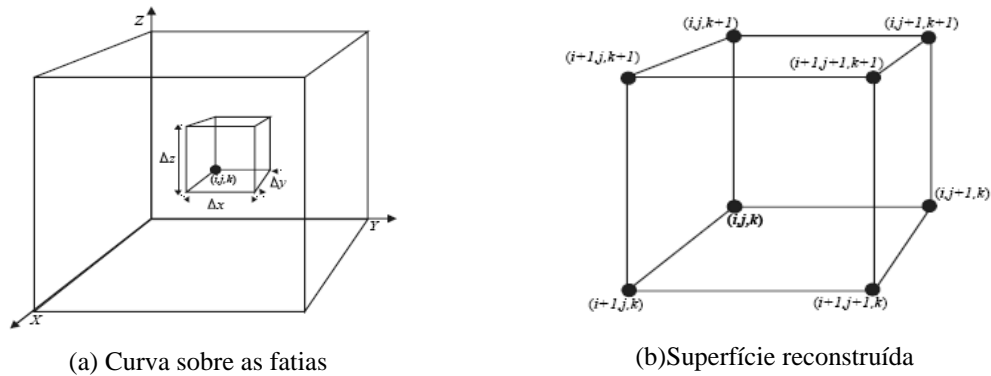


Figura 3.9: Dado volumétrico com seu voxel (i,j,k)

Para cada valor de k ($k = 0, 1, 2, \dots, NZ-1$) há uma fatia U_k do volume, definida como

$$U_k = \{(i, j, k); 0 \leq i \leq (NX-1) \text{ e } 0 \leq j \leq (NY-1)\} \quad (3.17)$$

cujas coordenadas $(i \Delta x, j \Delta y, k \Delta z)$ estão contidas em U . Como k é constante a fatia U_k pode ser definida simplesmente como $U_k = \{(i, j); 0 \leq i \leq (NX-1) \text{ e } 0 \leq j \leq (NY-1)\}$.

3.7.2. MÉTODOS BASEADO EM SUPERFÍCIES

Os métodos baseados em superfície extraem de cada seção transversal um conjunto de contornos que descrevem os limites do objeto. Esses limites correspondem à intersecção entre as seções transversais e a superfície do objeto e são representados por um número finito de curvas fechadas, denominadas contornos. Estes contornos são formados por uma seqüência finita de pontos ou vértices, seguindo uma ordem arbitrária.

A Figura 3.10 mostra o seccionamento de um objeto através de dois planos e os contornos formados pela intersecção entre eles.

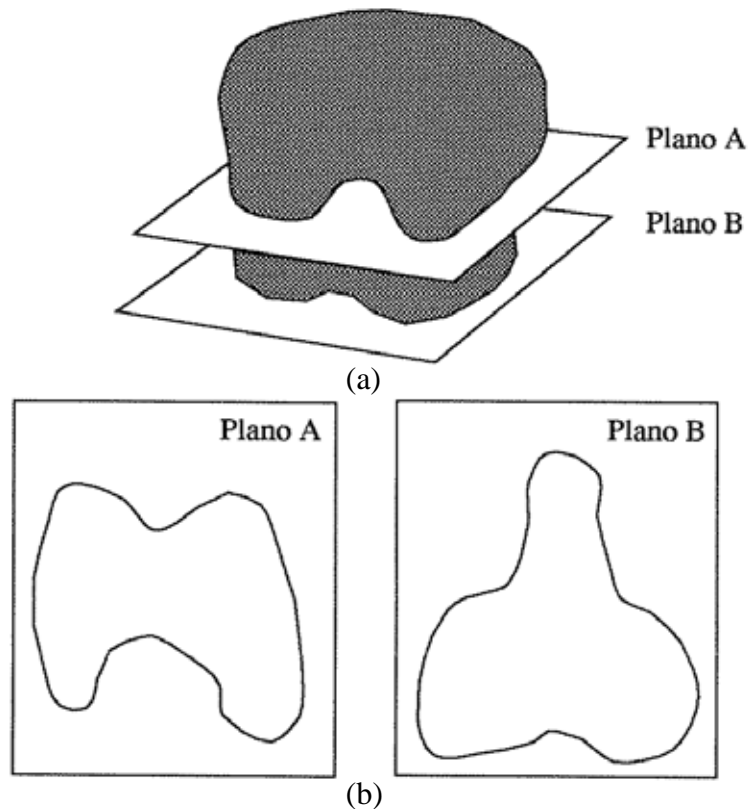


Figura 3.10: (a) Objeto seccionado por planos paralelos (b) Contornos formados pela intersecção da superfície do objeto com o plano.

A superfície externa é então aproximada unindo-se cada conjunto de contornos entre fatias adjacentes através de uma coleção de elementos de superfície.

Muitos métodos utilizam técnicas de interpolação não linear, onde famílias de curvas paramétricas tais como Hermite-Coon, Bezier e B-Splines são utilizadas para representar

superfícies, embora do ponto de vista computacional sejam muito complexos, seus resultados são muito eficientes (PEDRINI, 1994).

As técnicas de interpolação linear são mais simples, e um dos métodos mais utilizados é a triangulação, que tem como objetivo, aproximar a superfície formada entre um conjunto de pontos 3D através de faces triangulares.

As técnicas de triangulação podem ser abordadas de duas maneiras diferentes:

(a) Na primeira solução, um conjunto S é formado por m pontos distintos, P_1, P_2, \dots, P_m , os quais estão arbitrariamente distribuídos no espaço, sem qualquer conectividade entre eles, como pode ser observado na Figura 3.11. Segundo Pedrini (1994), a solução computacional deste problema é extremamente difícil de obter.

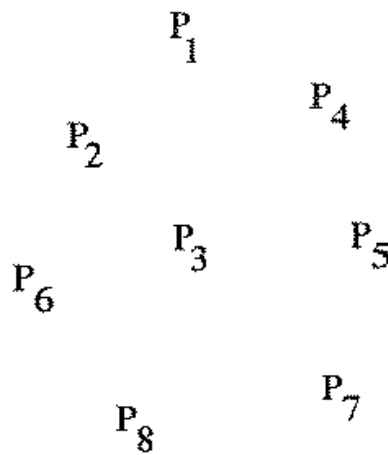


Figura 3.11: Pontos arbitrariamente distribuídos no espaço

(b) Na segunda solução, um conjunto S é formado por m pontos distintos, P_1, P_2, \dots, P_m , distribuídos em contornos planares paralelos, como pode ser observado na Figura 3.12. Esta solução a ser aplicada neste trabalho, busca a aproximação da superfície entre pares de contornos consecutivos através de uma coleção de faces triangulares, através de um algoritmo desenvolvido para este fim. A união destas faces triangulares, considerando-se todos os pares de contorno, resultará em uma aproximação admissível da superfície original do objeto em estudo.

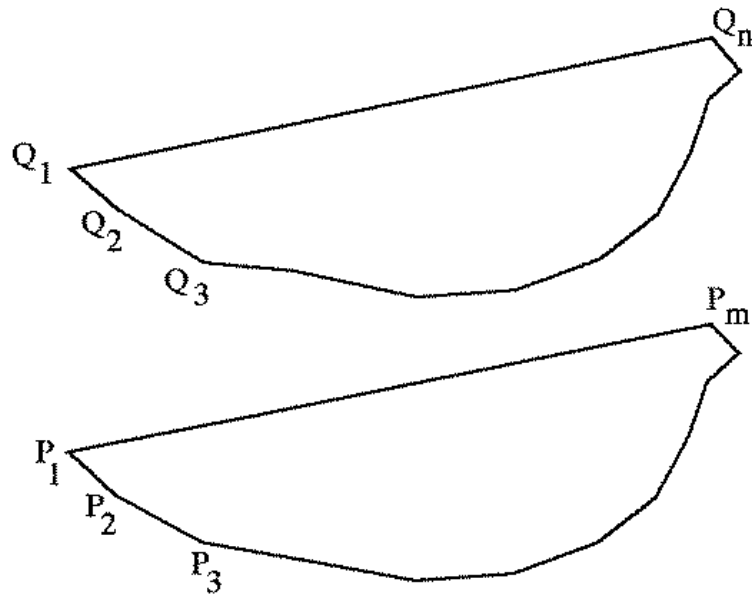


Figura 3.12: Pontos distribuídos ao longo de contornos planares paralelos

3.7.2.1. TRIANGULAÇÃO

Os métodos de triangulação podem ser divididos em duas classes: ótimos e heurísticos.

Os métodos ótimos fornecem a melhor triangulação segundo um determinado critério e procuram determinar a melhor dentre todas as coleções de faces triangulares, baseando-se em critérios globais, tais como maximização do volume (KEPPEL, 1975) ou minimização da área superficial (FUCHS et al., 1977).

Já os métodos heurísticos, baseiam-se em critérios locais para a geração da malha triangular, e permitem aproximações adequadas em relação ao caso ótimo, sendo computacionalmente mais baratos. Eles possuem grande aplicação quando a velocidade de computação é um elemento mais importante do que a obtenção de resultados ótimos (BAREQUET et al., 2000; BOISSONNAT, 1988; CHRISTIANSEN e SEDERBERG).

De maneira geral, o objetivo do processo de triangulação é encontrar uma superfície poliédrica aproximada entre as partes de contornos consecutivos. Essa superfície é formada por uma coleção de faces triangulares, cuja união para todos os pares de contornos consecutivos, resultará na aproximação da superfície do objeto. As proposições abaixo, descrevem este processo.

Considere dois contornos fechados C_1 e C_2 correspondendo à intersecção da superfície real do objeto com dois planos paralelos z_1 e z_2 , respectivamente. O contorno C_1 é descrito como uma seqüência de m pontos distintos P_1, P_2, \dots, P_m e o contorno C_2 como uma

seqüência de n pontos distintos Q_1, Q_2, \dots, Q_n . Ambos os contornos são ordenados no sentido anti-horário.

Um segmento de contorno deve ser considerado como sendo uma aproximação linear da curva conectando pontos consecutivos. Uma face triangular é composta de um único segmento de contorno e duas arestas conectando os pontos extremos do segmento de contorno a um ponto comum no contorno adjacente, conforme ilustra a Figura 3.13.

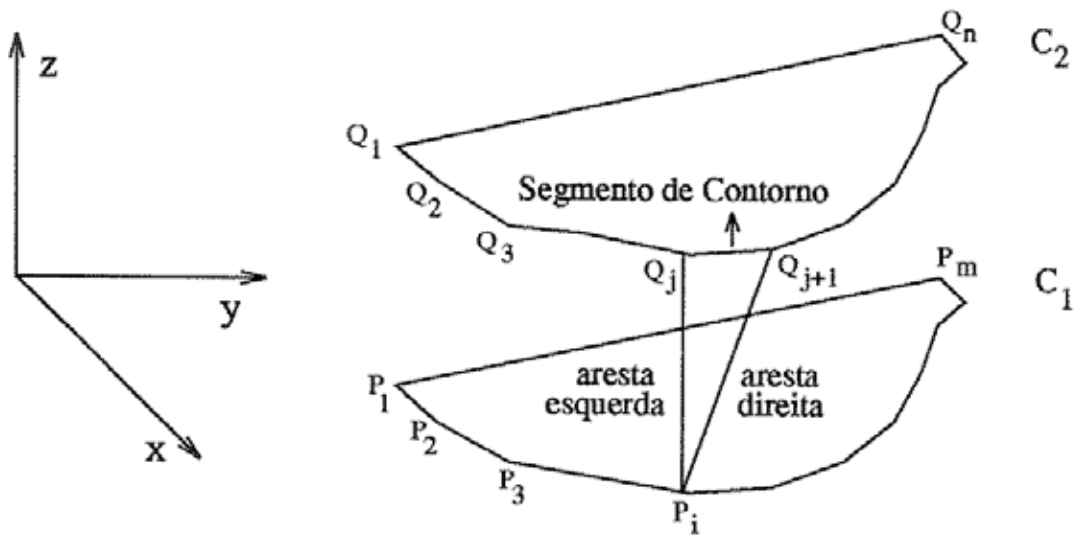


Figura 3.13. Face triangular formada entre contornos planos paralelos

4. RESUMO DOS PROCEDIMENTOS

A extração das estruturas contidas em volumes de dados médicos requer a utilização de segmentação de imagens. A segmentação fundamenta-se na extração ou isolamento das partes importantes de uma imagem em um determinado contexto.

Neste trabalho serão utilizadas imagens de Tomografia adquiridas em formato JPG, que posteriormente passam por um processo de conversão para o formato RAW. Para a leitura destas imagens será utilizada a ferramenta desenvolvida dentro do programa de projetos no qual está inserido este trabalho

Para implementação dos modelos de segmentação e triangulação das imagens, utilizou-se o pacote MATLAB, por ser um ambiente computacional de alto desempenho fundamentado em matrizes, que integra funções de tratamento numérico e recursos gráficos sofisticados. Para o processo de geração da malha de volume (reconstrução 3D), utilizou-se o pacote ANSYS, que se destaca como uma importante ferramenta de análise mecânica por simulação computacional.

A Figura 4.1 ilustra um diagrama com a metodologia aplicada.

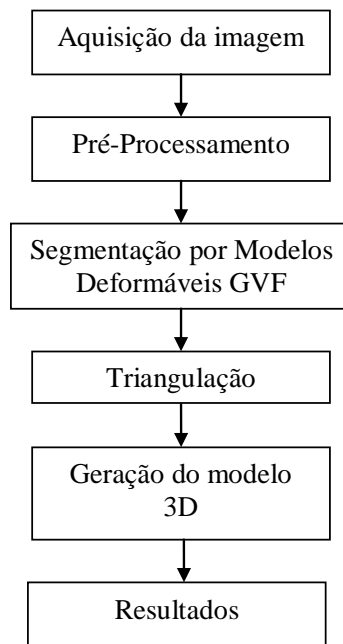


Figura 4.1 – Diagrama simplificado com as etapas utilizadas para a obtenção do modelo 3D

5. AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DA IMAGEM PLANA

Neste capítulo serão definidos os procedimentos para aquisição e tratamento das imagens utilizadas neste trabalho. Serão abordados aspectos relevantes ao tratamento da imagem digital e

5.1. OBTENÇÃO DAS IMAGENS

As imagens em formato JPG (sigla do *Joint Photographic Experts Group*) utilizadas neste trabalho foram obtidas por Capello Sousa (2004) pelo processo de escaneamento digital de imagens de tomografia e a posterior eliminação das características indesejáveis, como por exemplo, textos informativos. A Figura 5.1 mostra um exemplo da imagem em formato JPG a ser utilizada neste trabalho.

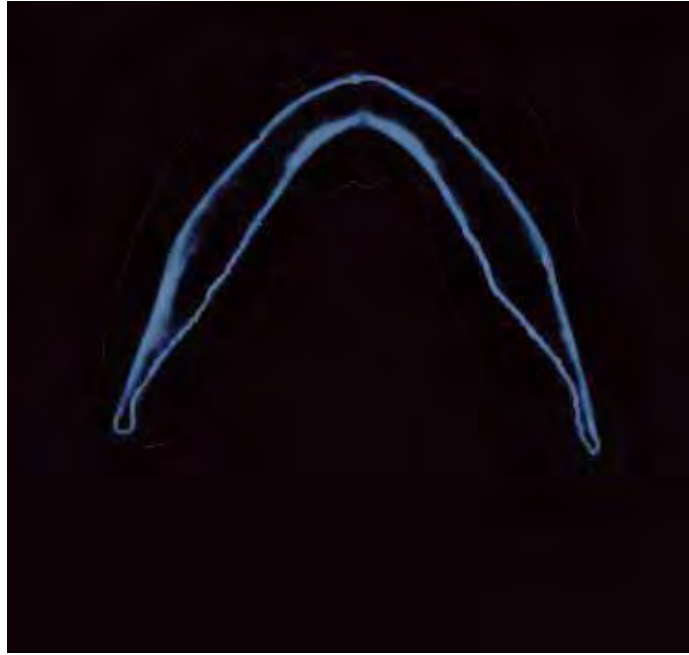


Figura 5.1 - Imagem de uma das seções transversais no formato JPG utilizada neste trabalho.
Fonte: Capello Sousa (2004)

5.2. PRÉ-PROCESSAMENTO

A etapa de pré-processamento tem a finalidade de preparar uma seqüência de imagens tomográficas para que possam ser submetidas ao processo de reconstrução. Quando o objeto de interesse é seccionado, os contornos externos das estruturas de interesse aparecem como polígonos fechados. Cada contorno pode ser especificado por uma seqüência finita de pontos selecionados do limite (borda) do objeto. Cada um desses contornos é aproximado por segmentos de reta unidos às coordenadas dos pontos selecionados que fazem parte do respectivo contorno. No entanto, para obter esses contornos de forma correta é necessário que se faça um tratamento sobre eles, utilizando técnicas de processamento de imagens. Por essa razão, o propósito do pré-processamento é extrair de cada contorno (em cada fatia), um conjunto de pontos representando seus limites, de modo que a triangulação possa ser feita usando esses pontos da amostragem de cada contorno, entre duas fatias consecutivas.

Para realizar o pré-processamento, as imagens foram convertidas do formato JPG para o formato RAW, para então serem carregadas no MATLAB, onde a imagem é representada por uma matriz, onde cada coordenada corresponde ao valor de intensidade do pixel.

5.2.1. LIMIAÇÃO

Para realizar a segmentação utilizando o algoritmo desenvolvido por Chenyang Xu e Jerry L. Prince (1995), é necessário que a imagem esteja no formato binário, para isso a

imagem deve ser segmentada utilizando-se o método de limiarização, descrito na Seção 3.5.1, e na seqüência eliminar os elementos que não pertencem a imagem de interesse (ruídos).

A limiarização foi aplicada na imagem da Figura 5.1 para reduzir a quantidade de dados a serem tratados, facilitando a extração da informação procurada (contornos da mandíbula), que consistiu em dividir a imagem em duas regiões, onde a região mais clara (branca) compreende o contorno da mandíbula, enquanto a área mais escura (preta) compreende a região a ser eliminada (Figura 5.2). Outra vantagem obtida com a limiarização é redução do tamanho da imagem em bytes, proporcionando mais desempenho no processamento de imagens digitais.

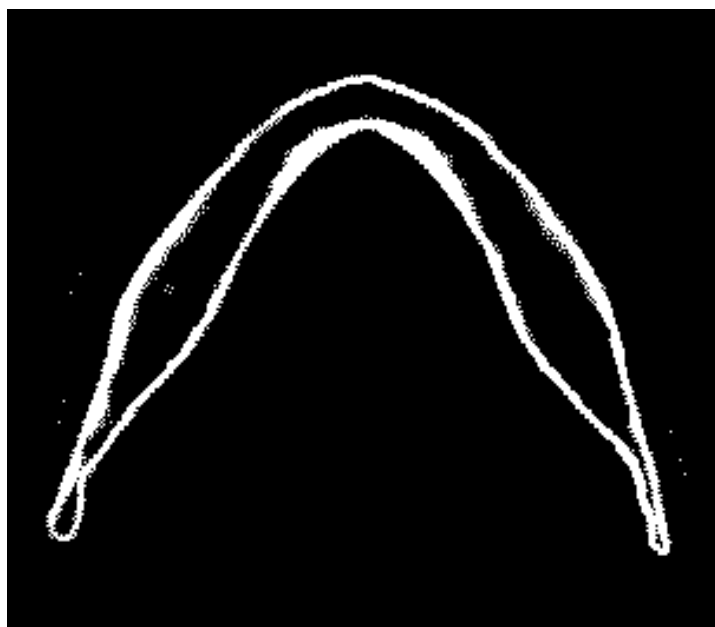


Figura 5.2 – Figura 5.1 após o processo de Limiarização com $T=64$.

O código utilizado na limiarização pode ser visto na Figura 5.3, onde a determinação do valor do limiar (Seção 3.5.1) $T=64$ foi feita de forma experimental, valor esse que apresentou o melhor resultado sem afetar as características do contorno de interesse.

```

% ler uma imagem RAW
a=imread('scan06.raw');
[M N]=size(a)
for i=1:M
for j=1:N
if(a (i,j) > 64)
a(i,j) = 256;
else
a(i,j) = 1;
end;
end;
end;
end;

```

Figura 5.3 – Código para Limiarização utilizado no MATLAB

Após a limiarização a matriz da imagem apresenta apenas dois valores correspondentes à intensidade do pixel, sendo o valor 1 (branco) e 256 (preto) conforme a Figura 5.4.

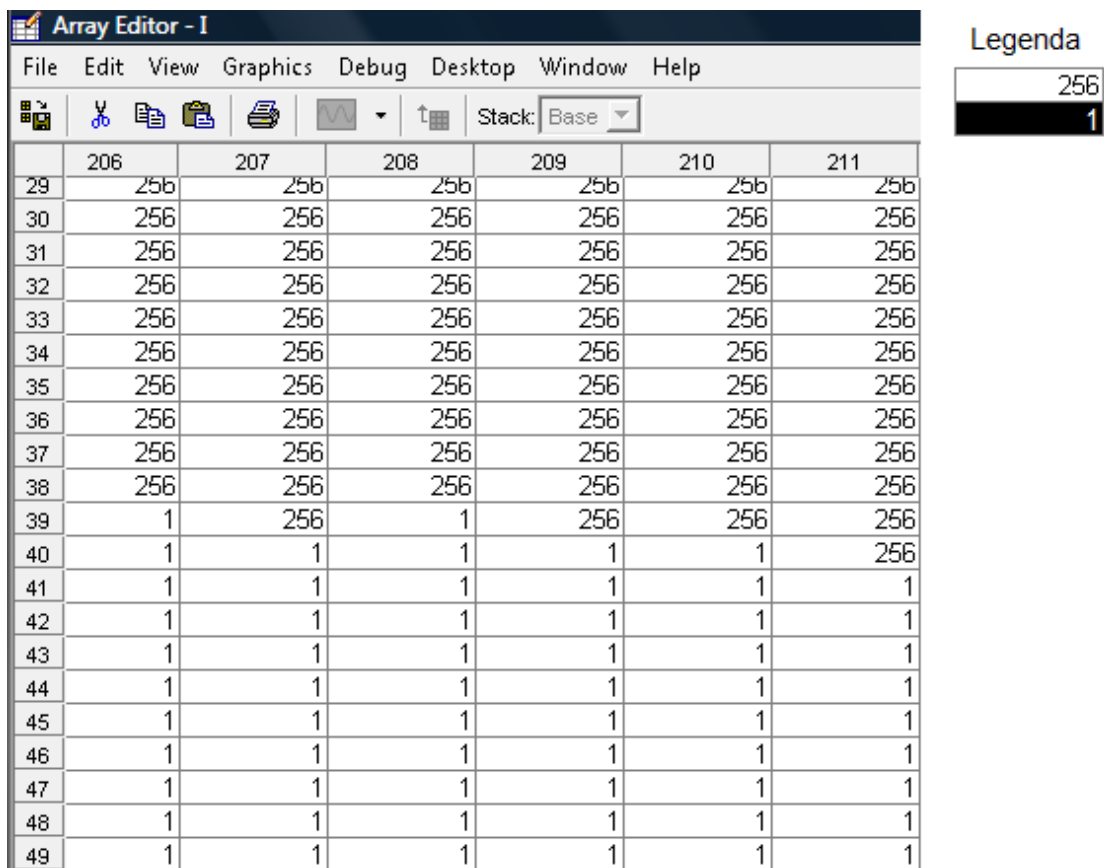


Figura 5.4 – Matriz representativa da imagem, gerada no Matlab após a Limiarização, sendo o valor 256 (branco) e 1 (preto).

5.2.2. FILTRAGEM POR MEDIANA

A imagem da seção transversal da mandíbula (Figura 5.1) possui além das linhas de interesse (contorno da mandíbula), informações obtidas no processo de digitalização da mesma. Essas informações (chamadas de ruídos) são colocadas em destaque após o processo de limiarização. A Figura 5.5(b) ilustra a região do detalhe na Figura 5.5(a), onde se podem observar alguns pontos fora da região do contorno da mandíbula.



Figura 5.5 – (a) Imagem limiarizada (b) Detalhe destacando o ruído existente na imagem limiarizada

Os pontos de ruídos foram através da aplicação do filtro de Mediana, através da **função MEDFIL2** do pacote MATLAB, resultando na imagem da Figura 5.6.

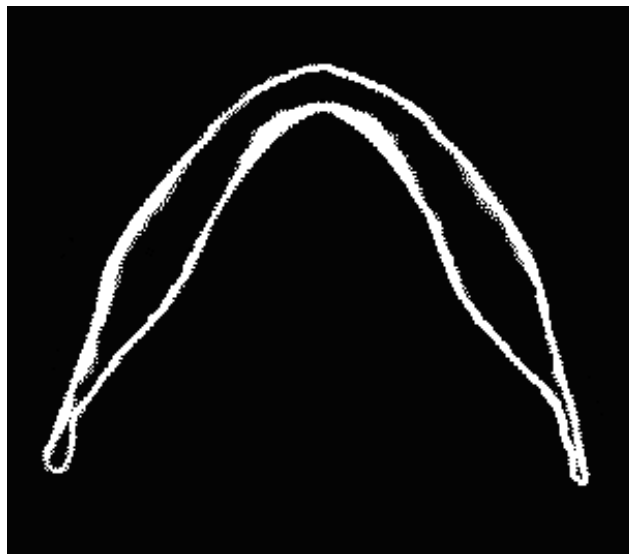


Figura 5.6 – Figura 5.2 após o processo de filtragem

A partir deste ponto a imagem está preparada para iniciar o processo de segmentação

no MATLAB, usando-se o algoritmo de Chenyang Xu e Jerry L. Prince (1995), onde se obtém a matriz de composição das faces da mandíbula para sua reconstituição em 3D utilizando-se o software ANSYS.

5.2.3. AFINAMENTO DE BORDAS (*THINNING*)

O afinamento (*thinning*) Gonzalez, Woods (1993) é um processo que pode ser utilizado para definir mais precisamente o formato das regiões de uma imagem e a localização dos pixels de borda.

Neste trabalho o processo de afinamento de bordas não foi utilizado, pois o processo de segmentação por modelos deformáveis atingiu bons resultados na obtenção dos contornos da região de interesse e com precisão aceitável para a geração do modelo 3D.

5.3. SEGMENTAÇÃO POR MODELOS DEFORMÁVEIS - GVF

O algoritmo de segmentação utilizado neste estudo foi desenvolvido por Chenyang Xu e Jerry L. Prince, em versão para Matlab disponível no site *Image Analysis and Communications Lab* (IACL - <http://iacl.ece.jhu.edu/projects/gvf/>) da Universidade Johns Hopkins.

Esta implementação disponível possui algumas limitações, como por exemplo, trabalha somente com imagens em formato PGM (*portable gray map*) ou em formato RAW, além de apresentar um elevado tempo computacional.

Apesar destas limitações, a aplicação neste estudo foi perfeitamente possível, devido ao fácil processo de conversão das imagens originalmente no formato JPG para o formato RAW, utilizando para isso softwares específicos para esse fim.

A escolha do GVF para realizar este trabalho, deve-se ao fato de que este método tem bons resultados na obtenção dos contornos de imagens com grandes concavidades.

5.3.1. EXPERIMENTOS COM IMAGENS GENÉRICAS.

Com o propósito de compreender o comportamento da *snake*, bem como o efeito dos parâmetros envolvidos no processo de deformação (α , β , γ e κ), alguns experimentos foram executados com imagens de 64 x 64 pixels x 1BPP (2 cores – Binária) no formato RAW contendo figuras geométricas diversas.

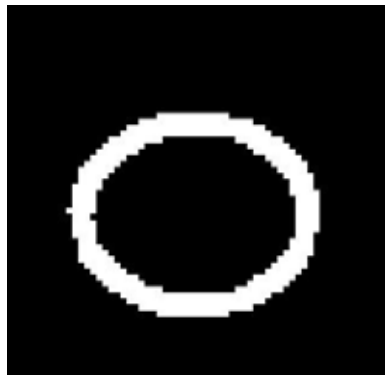
Conforme descrito na Seção 3.5.3.1, os parâmetros α e β impõem as restrições em relação ao formato da curva, sendo que valores altos de α e β tornam a curva menos susceptível à força da imagem. O tamanho do passo γ influencia na velocidade de evolução da

snake, e quanto menor o seu valor, maior a sua velocidade de evolução. O peso associado à imagem κ indica a influência da imagem no processo de deformação da *snake*, ou seja, quanto maior o seu valor, maior a ação da imagem sobre a *snake*.

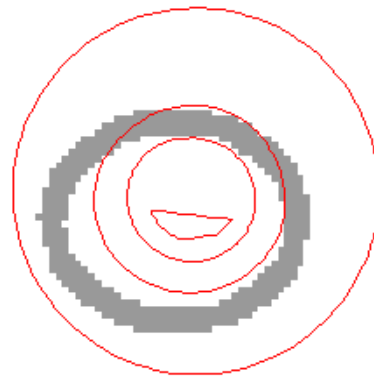
O experimento também possibilitou identificar a dificuldade da *snake* em convergir para a estrutura de interesse quando iniciada muito distante do contorno dos objetos desejado.

Quando são atribuídos valores altos para α e β , a *snake* encontra dificuldades para localizar as bordas de interesse, ultrapassando, convergindo para um ponto ou segmento de reta conforme os resultados dos experimentos ilustrados na Figura 5.7, onde foram atribuídos os seguintes valores: $\alpha = 50$, $\beta = 50$, $\gamma = 1$ e $\kappa = 0.5$.

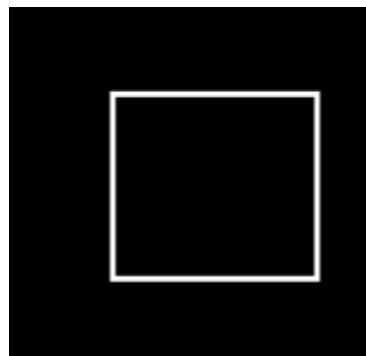
O mesmo ocorre quando se aumenta o valor do passo da *snake* atuando no γ .



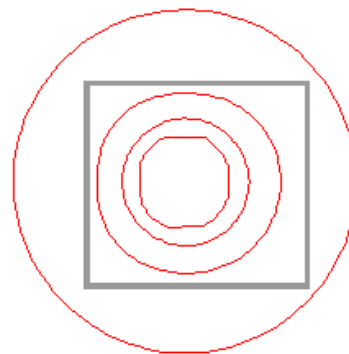
(a)



(b)



(a)



(b)

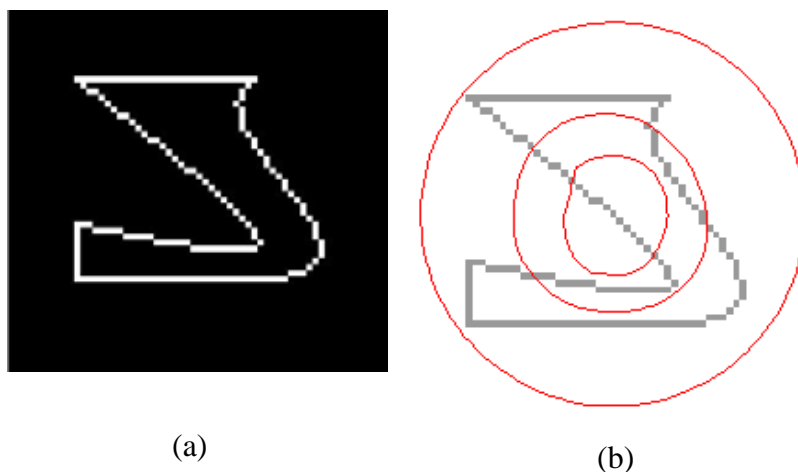
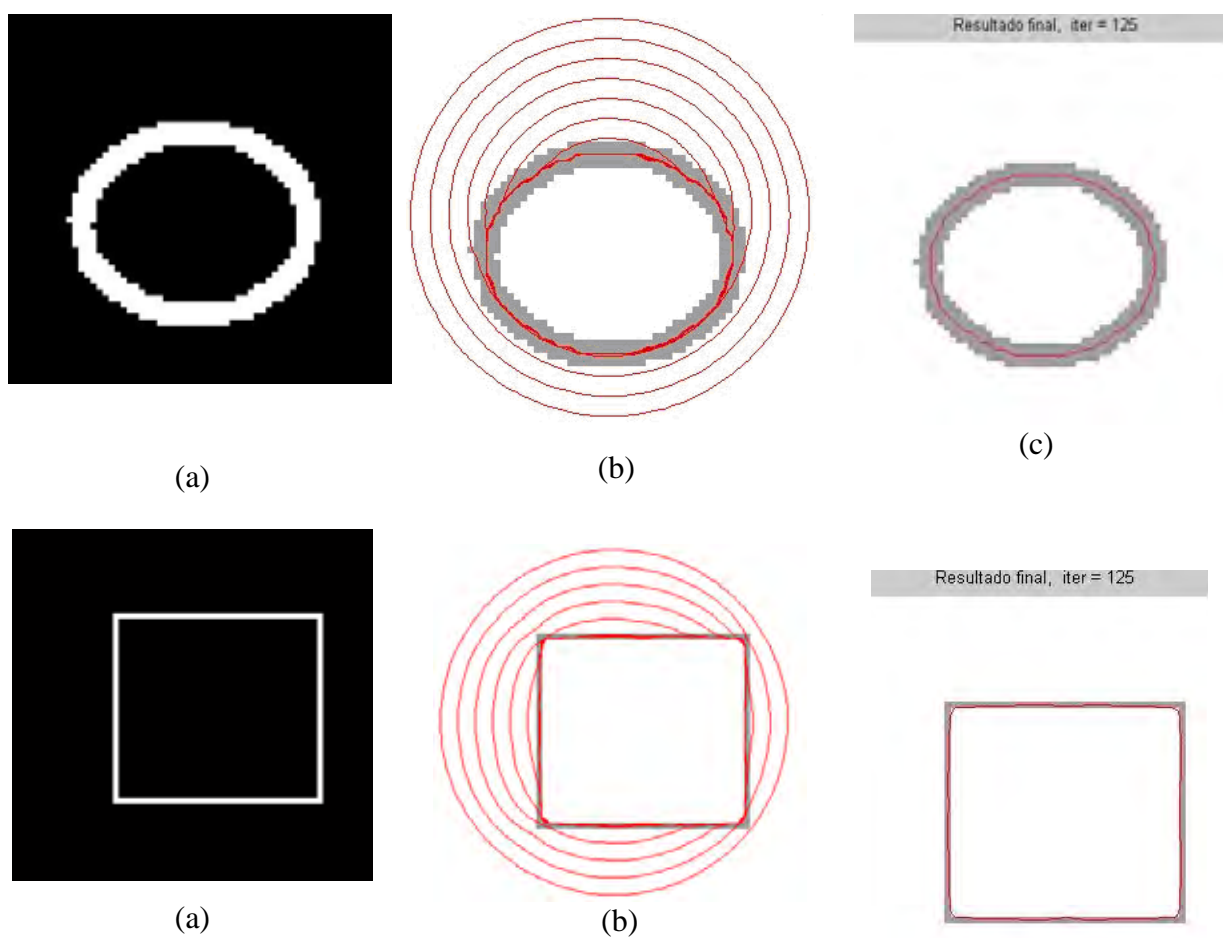


Figura 5.7 – (a) Imagem (b) Processo de deformação da *snake* (em vermelho) Resultados obtidos no experimento.

Quando a *snake* é iniciada próxima a estrutura de interesse, com valores baixos para α , β e γ , sempre ocorre a identificação adequada dos contornos do objeto de interesse, como se pode identificar nos experimentos ilustrados na Figura 5.8, onde foram aplicados os seguintes valores: $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.05$, $\gamma = 1$ e $\kappa = 0.5$



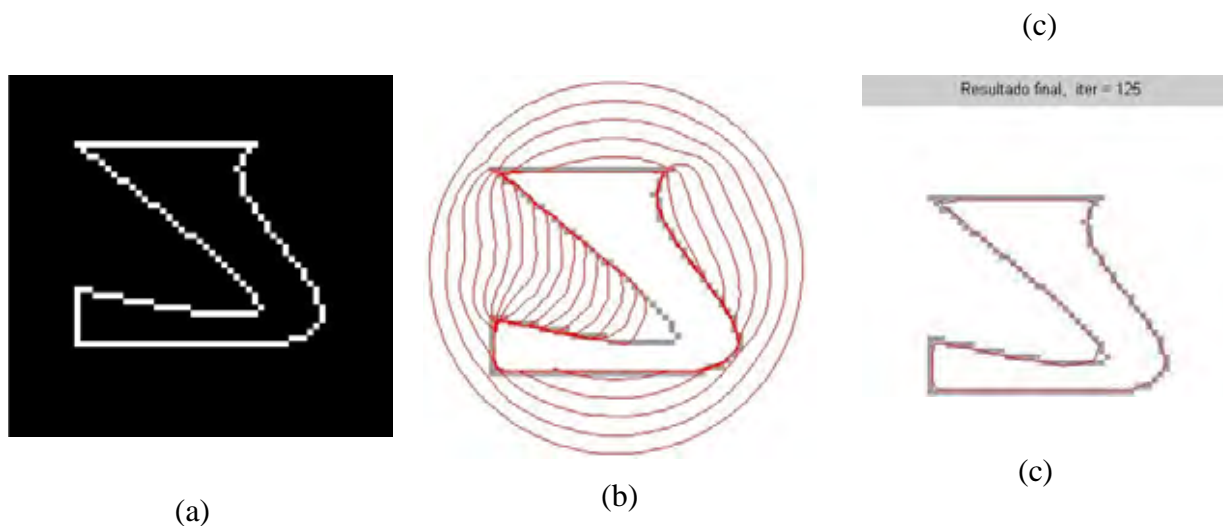


Figura 5.8 – (a) Imagem (b) Processo de deformação da *snake* (em vermelho) (c) Resultados da segmentação obtidos no experimento com o algoritmo GVF

Através destes experimentos, pode-se entender o comportamento da *snake* e assim definir que os valores mais adequados para utilização neste trabalho das condições de elasticidade e rigidez da *snake*, são: $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.05$, $\gamma = 1$ e $\kappa = 0.5$

No que diz respeito à forma das imagens, identificou-se que quanto mais próximo do contorno de interesse a *snake* estiver, melhor é o resultado final, além de diminuir consideravelmente o tempo de processamento e o número de iterações necessárias.

5.3.2. SEGMENTAÇÃO DA MANDÍBULA

Após a realização da etapa de pré-processamento as matrizes resultantes deste processo foram segmentadas com o objetivo de extrair o contorno de interesse (mandíbula) do restante da imagem, o que resultou em uma matriz de coordenadas de pontos no plano xy.

O processo de execução do algoritmo, foi dividido em três etapas, sendo:

- **Cálculo da Força Externa GVF** – Determinação das forças da imagem que provocarão a deformação da *snake*;
- **Processo de Deformação** – Etapa responsável pela deformação da *snake* em direção ao contorno desejado da imagem;
- **Resultados** – Obtenção da matriz com os valores correspondentes ao contorno da mandíbula.

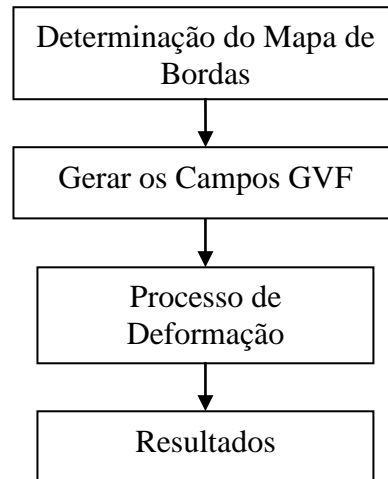


Figura 5.9 - Etapas da metodologia utilizada para a obtenção do modelo deformável GVF.

5.3.3. DETERMINAÇÃO DO MAPA DE BORDAS.

Com a aplicação do algoritmo de Chenyang Xu e Jerry L. Prince (1995) , na matriz da imagem, é gerado primeiramente o mapa de bordas da imagem, que consiste na inversão dos valores dos pixels da imagem original contida na matriz I (Figura 5.10). Essa inversão deve-se ao fato de que ao aplicar o algoritmo, os vetores do campo GVF convergem dos pontos de maior valor de pixel para o de menor valor, sendo assim, ao observar a figura 3.7 nota-se que a *snake* se deslocaria no sentido oposto a borda.

	282	283	284	285	286	287
159	1	1	1	1	1	1
160	1	1	1	1	1	1
161	1	1	1	1	1	1
162	256	256	1	1	1	1
163	256	256	1	1	1	1
164	256	256	256	1	1	1
165	1	1	256	256	1	1
166	1	1	256	256	256	1
167	1	1	1	1	256	256
168	1	1	1	1	256	256
169	1	1	1	1	1	256
170	1	1	1	1	1	1
171	1	1	1	1	1	1
172	1	1	1	1	1	1
173	1	1	1	1	1	1
174	1	1	1	1	1	1
175	1	1	1	1	1	1
176	1	1	1	1	1	1
177	1	1	1	1	1	1

Figura 5.10 – Matriz da imagem após o pré-processamento.

Com o mapa de borda gerado pelo algoritmo descrito na Figura 5.12 os valores que representavam a linha de contorno passa a ter o menor valor de pixel como pode ser visto na Figura 5.11, o que faz com que o campo GVF oriente a snake no sentido da borda de interesse.

		282	283	284	285	286	287
159	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
160	0	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
161	0	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
162	0	0	0	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
163	1609	0	0	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
164	1609	0	0	0	0.99609	0.99609	0.99609
165	1609	0.99609	0.99609	0	0	0.99609	0.99609
166	1609	0.99609	0.99609	0	0	0	0.99609
167	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0	0
168	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0	0
169	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0
170	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
171	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
172	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
173	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
174	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
175	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
176	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
177	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609
178	1609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609	0.99609

Figura

5.11 – Matriz da imagem após a geração do mapa de borda.

```

% Processar os mapas de borda e atribuir a variavel f
disp(' Processando os mapas de borda ...');
f = 1 - I/256;

```

Figura 5.12 – Código para obtenção do mapa de bordas da imagem I

A Figura 5.13 ilustra as imagens antes e depois da geração de mapa de borda. Como pode ser observada a imagem original gerada no pré-processamento possui o fundo preto e borda de interesse branco, já o mapa de bordas possui o fundo branco e a borda de interesse preta.

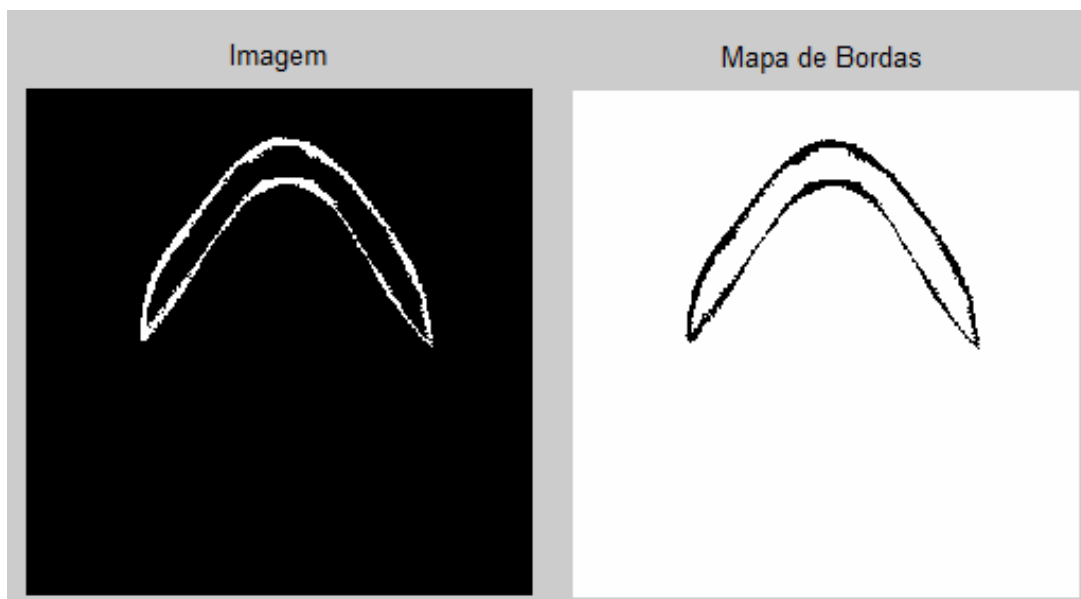
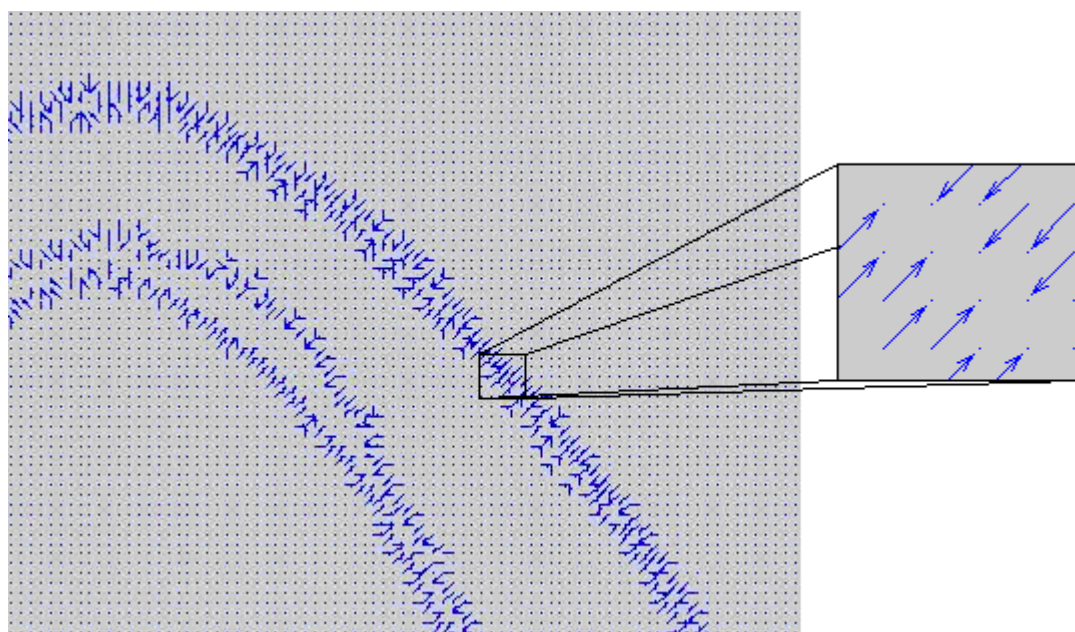


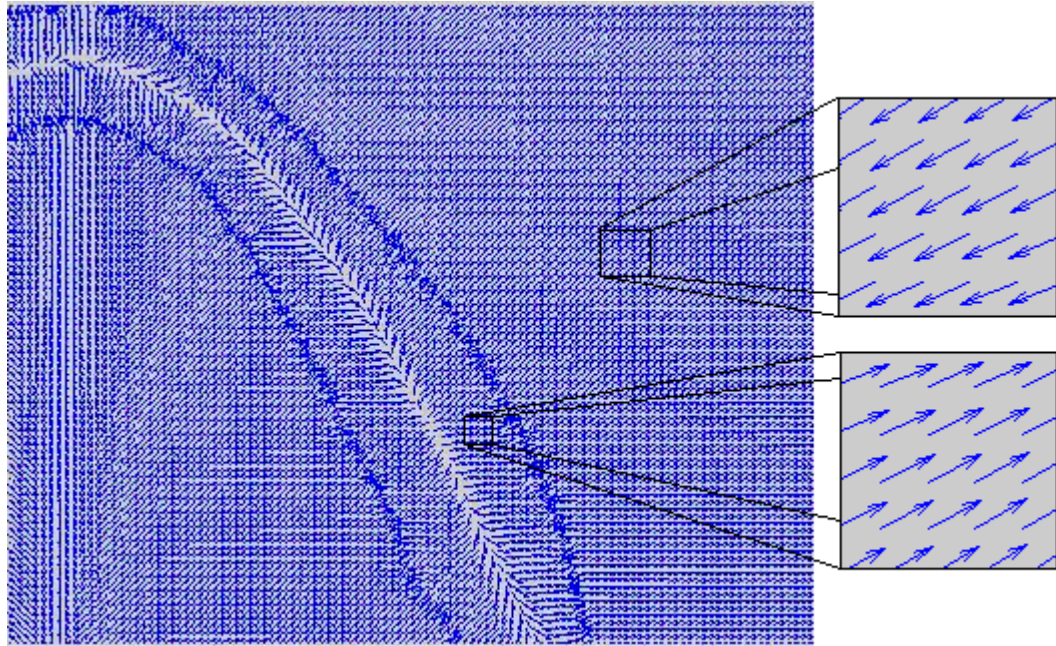
Figura 5.13 – Imagens antes e depois do mapa de borda.

5.3.4 - GERAR OS CAMPOS GVF

Partindo da matriz do mapa de bordas (Figura 5.11), será gerado o campo GVF, o qual irá conduzir a snake para a região de interesse da imagem (Figura 5.14(b)).



(a)



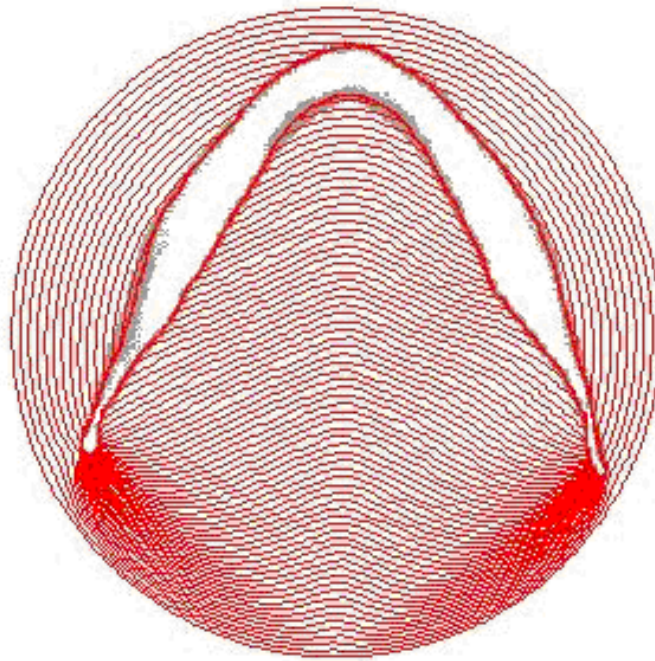
(b)

Figura 5.14 – (a) Detalhe do Gradiente do Mapa de Borda. (b) Detalhe de orientação do Campo GVF.

5.3.5 – PROCESSAMENTO DA SNAKE

A partir deste ponto, a *snake* será processada para atingir seu objetivo de assumir a forma dos contornos da imagem. Observe que os valores das condições de elasticidade e rigidez da snake são os mesmo definidos na seção 5.3.1.

$$\alpha = 0.05, \beta = 0.05, \gamma = 1 \quad \kappa = 0.5$$



(b)



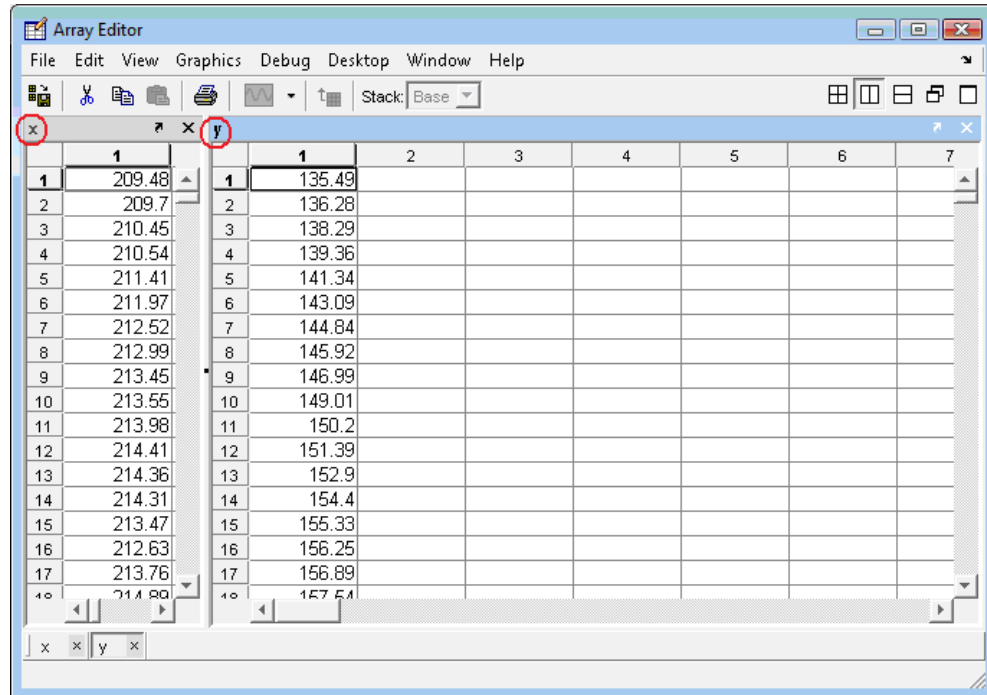
(c)

Figura 4.15 – (a) Trecho do código que realiza a deformação da *snake* (b) Processo de deformação da Snake (em vermelho). (c) Resultado Final da deformação.

5.3.6. OBTENÇÃO DA MATRIZ DE PONTOS

A *snake* é executada realizando as deformações até atingir o equilíbrio junto a

estrutura de interesse (contorno do objeto). Após esse processo de deformação da *snake* duas matrizes (uma x e uma y) serão geradas com os valores que correspondem às coordenadas de cada ponto da região de interesse da imagem, conforme ilustra a Figura 5.16. Os valores das matrizes são definidos em *Pixels*, conforme convenção dos eixos ilustrada na Figura 3.1.



The screenshot shows the 'Array Editor' window with two matrices, 'x' and 'y', displayed side-by-side. The 'x' matrix has 18 rows and 1 column, and the 'y' matrix has 18 rows and 7 columns. The values in the 'x' matrix range from 209.48 to 217.89, and the values in the 'y' matrix range from 135.49 to 157.51. The window title is 'Array Editor' and it includes a menu bar (File, Edit, View, Graphics, Debug, Desktop, Window, Help) and a toolbar with various icons. The 'x' and 'y' labels are circled in red in the original image.

	1		1	2	3	4	5	6	7
1	209.48		1	135.49					
2	209.7		2	136.28					
3	210.45		3	138.29					
4	210.54		4	139.36					
5	211.41		5	141.34					
6	211.97		6	143.09					
7	212.52		7	144.84					
8	212.99		8	145.92					
9	213.45		9	146.99					
10	213.55		10	149.01					
11	213.98		11	150.2					
12	214.41		12	151.39					
13	214.36		13	152.9					
14	214.31		14	154.4					
15	213.47		15	155.33					
16	212.63		16	156.25					
17	213.76		17	156.89					
18	217.89		18	157.51					

Figura 5.16 – Matrizes x e y geradas após do processo de deformação da snake

Na Figura 5.17 está ilustrado o contorno de uma seção transversal da mandíbula reconstituído através da matriz gerada no processo de segmentação.

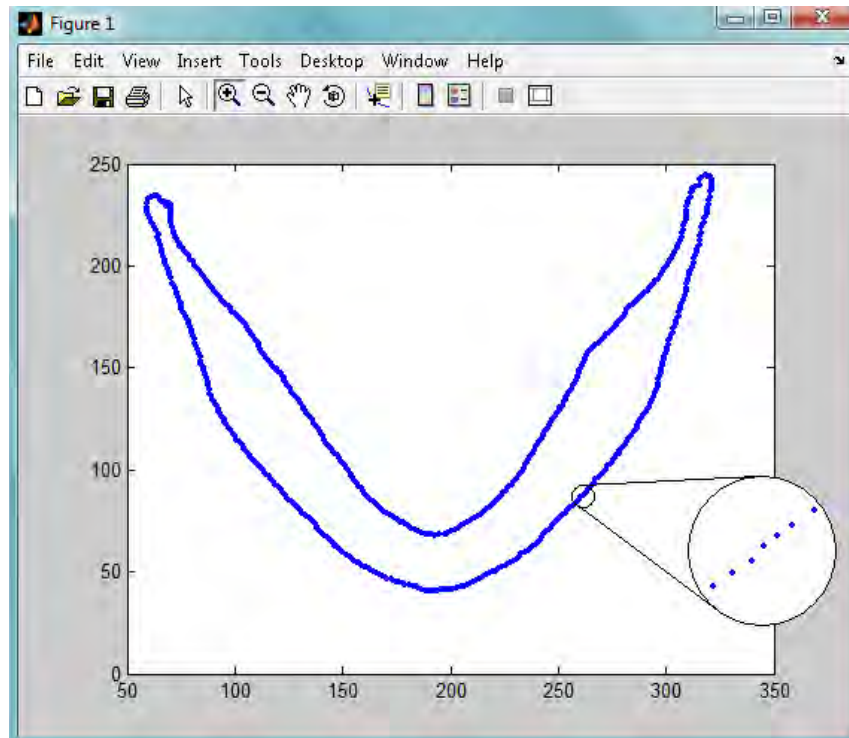


Figura 5.17 – Plotagem com detalhe da matriz de pontos (x, y) geradas pela Snake.

6. RECONSTRUÇÃO 3D

6.1. REPRESENTAÇÃO DOS CONTORNOS

Anteriormente a aplicação do método de reconstrução de superfícies, torna-se necessário realizar a representação de contornos.

Partindo das matrizes de pontos finitos obtidas com a segmentação das seções transversais da mandíbula, situadas em planos paralelos (x, y) e espaçadas no eixo z com distâncias que segundo (SOUZA, 2002) devem ser da ordem de 5 mm que corresponde aos cortes dos planos de imagem de uma tomografia (podendo variar de acordo com o equipamento utilizado na tomografia).

Para se obter os contornos das seções transversais das faces da mandíbula será utilizada a representação poligonal, conforme seção 3.7.2, pois a literatura indica como a mais adequada, devido aos dados (matriz x,y) de entrada que fornecidos pelo processo de segmentação.

Pode-se dizer que o conjunto de pontos C que forma cada face da mandíbula é definido por m e n pontos distintos, sendo $C = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ e $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_n\}$.

O algoritmo de contorno seguiu as seguintes regras:

- (a) Identificar o ponto de início (P_i) ou (Q_i) na face;
- (b) Localizar o ponto mais próximo a (P_i) ou (Q_i), onde Δ é a amostragem que define a resolução de pontos obtida no contorno - ($P_{i+\Delta}$) ou ($Q_{i+\Delta}$);
- (c) Ligar os pontos - (P_i) \rightarrow ($P_{i+\Delta}$) ou (Q_i) \rightarrow ($Q_{i+\Delta}$).

A Figura 6.1 ilustra o resultado da aplicação do algoritmo em duas faces P e Q obtidas no processo de segmentação, considerando $\Delta= 1$.

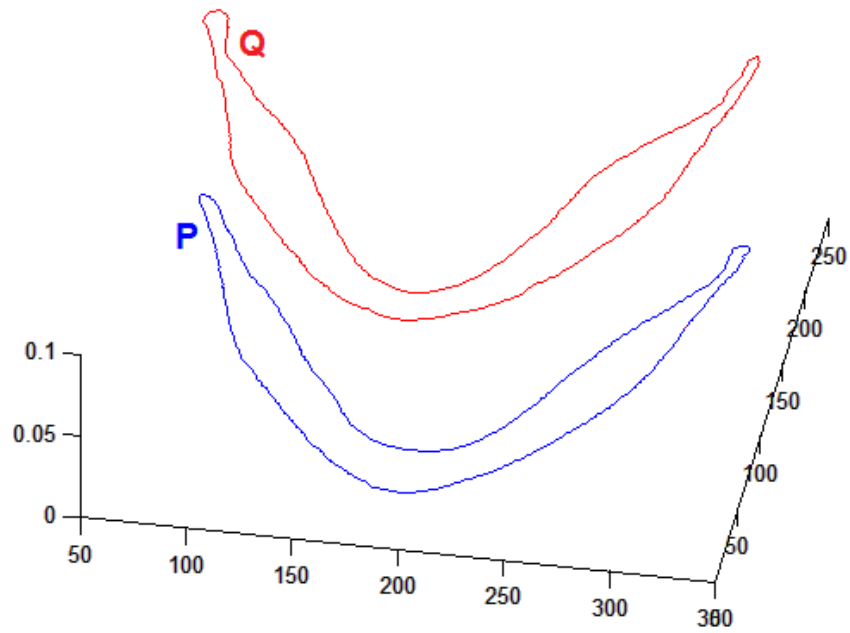


Figura 6.1 – Contornos planares (x,y) paralelos espaçados no eixo z .

A Figura 6.2, ilustra a seqüência de 6 faces das seções transversais obtidas no processo de segmentação, com seus respectivos contornos.

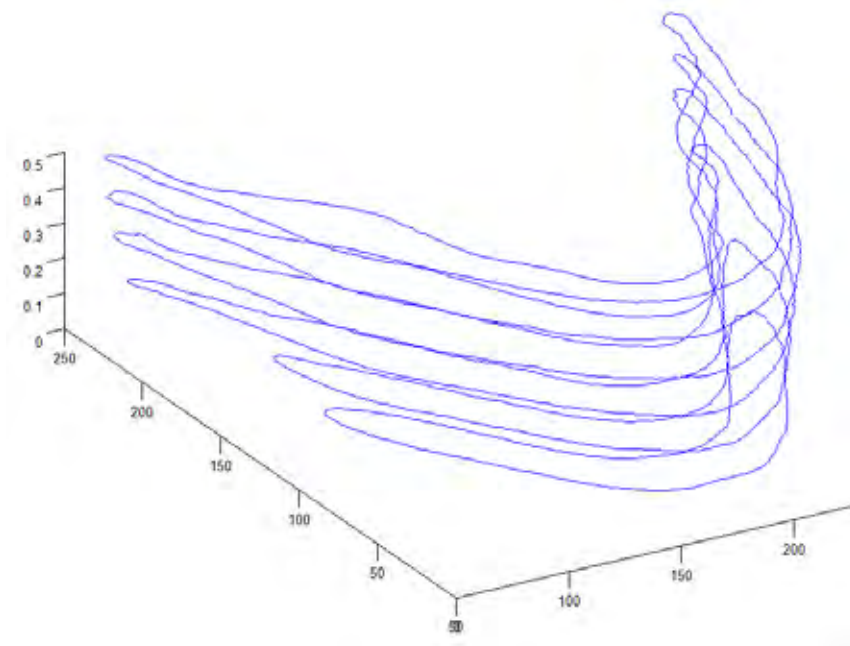


Figura 6.2 – Vista em perspectiva da composição de 6 faces da mandíbula

O próximo passo é a geração das malhas de superfície entre as faces adjacentes (Figura 6.2), utilizando-se o processo de triangulação.

6.2. GERAÇÃO DAS MALHAS

A escolha da reconstrução 3D a partir das técnicas de triangulação deveu-se ao fato

de que o arquivo de entrada (obtido no processo de segmentação) é composto por 2(duas) matrizes com as coordenadas cartesianas de cada ponto que compõe o contorno da mandíbula.

O processo adotado é composto pelas seguintes etapas:

- Pré-processamento das imagens bidimensionais;
- Reconstrução da superfície entre os contornos;
- Geração do arquivo de saída (em formato TXT) para o ANSYS;

As informações das faces são utilizadas para definir o conjunto de contornos que, por sua vez, podem ser interpolados para gerar superfícies.

6.2.1. DIFICULDADES

A principal dificuldade encontrada no processo de triangulação das seções transversais da mandíbula estava relacionada à diferença na quantidade de pontos que compõem cada superfície.

Ao realizar o processo de triangulação, as matrizes P e Q que compõem as seções transversais adjacentes da mandíbula (Figura 4.18), trianguladas como segue:

O ponto da matriz P(x1, y1) era ligado ao ponto da matriz Q(x1,y1), que possuem valores de coordenadas diferentes, fato este que ocasionou uma deformação (inclinação) na linha de conexão entre os pontos e gerou uma malha de superfície irregular, conforme podemos observar na Figura 6.3.

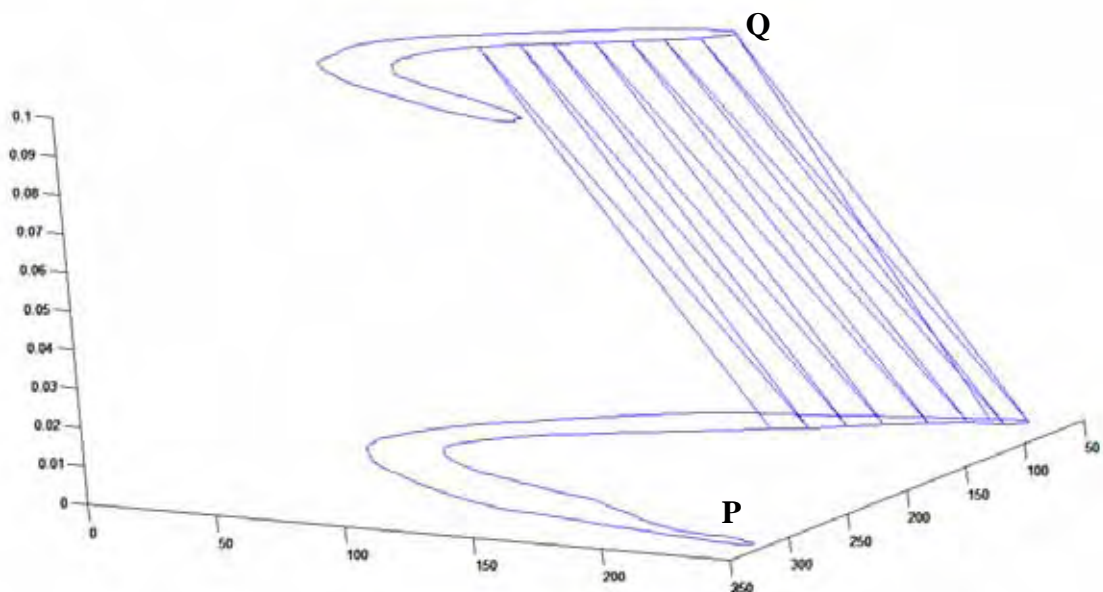


Figura 6.3 – Processo parcial de triangulação, apresentando deformação na malha devido a diferença de pontos entre as matrizes das seções transversais

A solução identificada para este problema foi definir pontos de correspondência entre as faces adjacentes a serem trianguladas. Estes pontos de correspondência são caracterizados por coincidir as coordenadas de $P(x, y)$ e $Q(x, y)$, e devem ser definidos como ponto de origem do processo de triangulação.

6.2.2. CORRESPONDÊNCIA

Em nosso modelo de imagens da mandíbula humana, definimos um processo de correspondência que proporcionasse bons resultados na geração da malha de superfície. A Figura 6.4 ilustra os pontos de correspondência $\{Q1, P1\}$, $\{Q2, P2\}$, $\{Q3, P3\}$, $\{Q4, P4\}$, definidos para determinar 4 áreas onde a triangulação será executada, seguindo a seqüência no sentido anti-horário. Estes pares de coordenadas definem as coordenadas de início e fim, onde o algoritmo realizará o processo de triangulação.

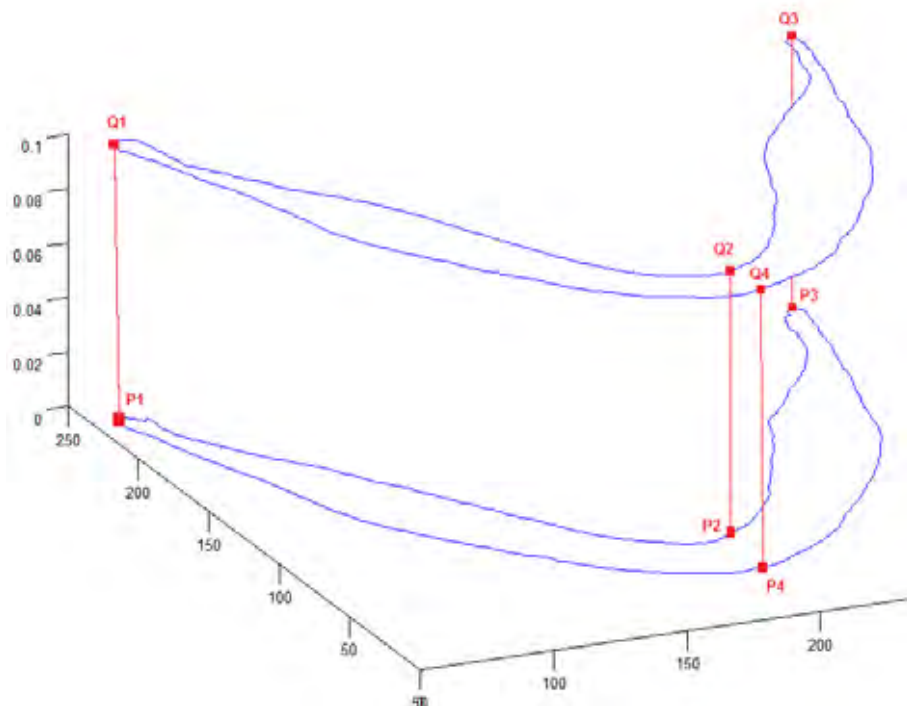


Figura 6.4 – Pontos de correspondências.

6.2.3. GERAÇÃO DA MALHA DE SUPERFÍCIE

O algoritmo de geração das malhas de superfície pelo método de triangulação seguiu as seguintes regras:

- (a) Identificar o ponto de início (P_i) na face;
- (b) Identificar seu ponto de correspondência (Q_j);
- (b) Identificar o próximo ponto da seqüência - ($Q_{j+\Delta}$) e ($P_{i+\Delta}$), sendo Δ o valor da

amostragem, que define a área dos triângulos obtidos, e conseqüentemente a resolução da imagem reconstituída; a resolução é maior, quanto mais próximo este valor estiver de 1.

(c) Ligar os pontos – $(P_i) \rightarrow (Q_j) \rightarrow (Q_{j+\Delta})$ e $(P_i) \rightarrow (P_{i+\Delta}) \rightarrow (Q_{j+\Delta})$; (Figura 6.5);

(d) Procurar o próximo ponto $(Q_{j+\Delta})$, onde Δ é a amostragem, e define a área dos triângulos obtidos;

(d) Registrar as coordenadas de cada triângulo.

A Figura 6.5 ilustra o início do processo de aplicação do algoritmo de triangulação em duas faces adjacentes (P e Q) obtidas no processo de segmentação. Quanto maior o valor do parâmetro Δ , menor é a resolução da malha de superfície obtida. O valor ideal para Δ é 1, valor que considera todos os pontos da matriz para realizar a triangulação, mas esse que eleva consideravelmente o processamento do algoritmo. Neste estudo, consideramos o valor $\Delta=30$, o que proporcionou um melhor desempenho do algoritmo.

A Figura 6.6 ilustra a primeira etapa de geração da malha de superfície completa.

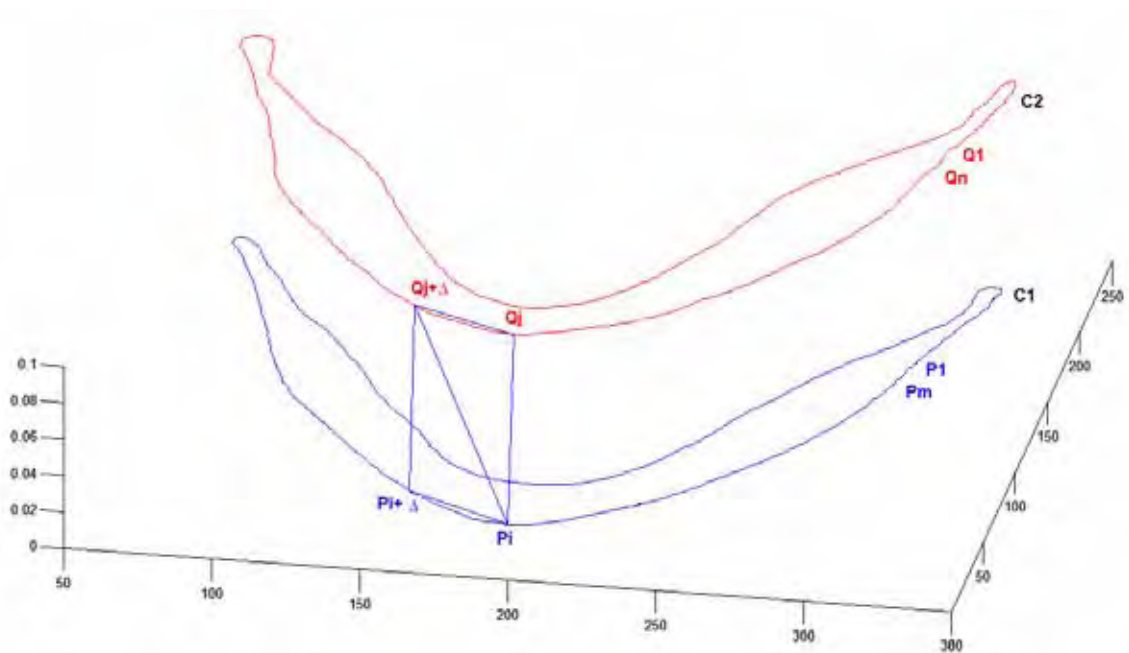


Figura 6.5 – Início do processo de triangulação

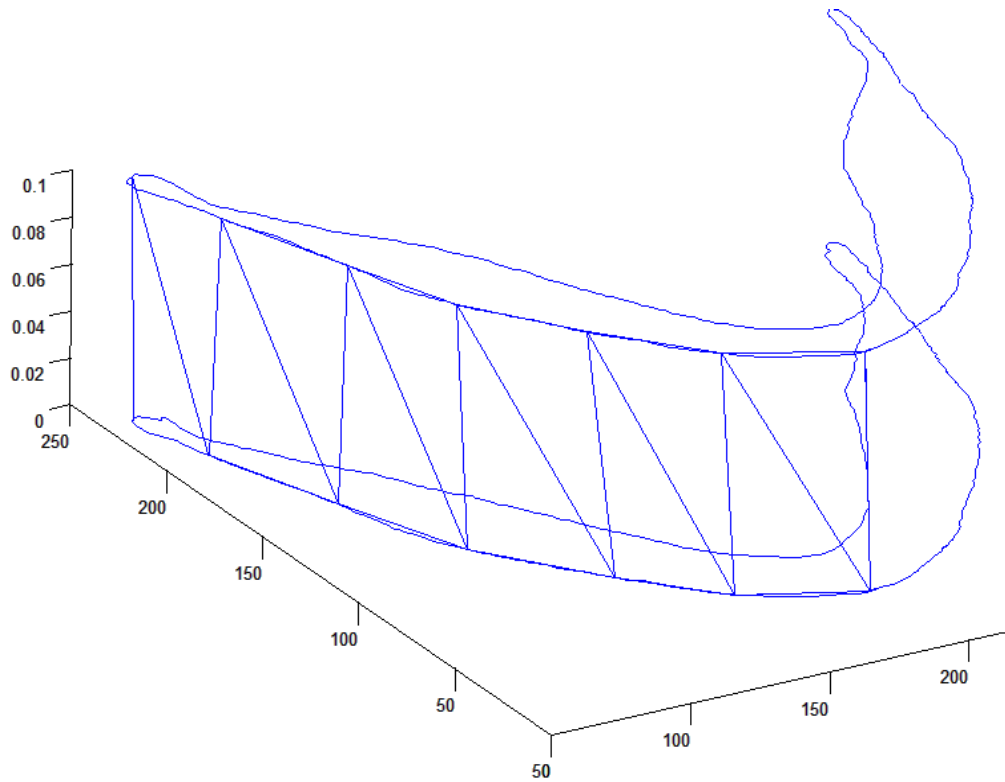


Figura 6.6 – Malha gerada na área $\{Q4,P4\} \rightarrow \{Q1,P1\}$ conforme pontos de correspondência na Figura 6.4

A Figura 6.7 ilustra processo de triangulação realizado nas quatro partes de duas faces adjacentes.

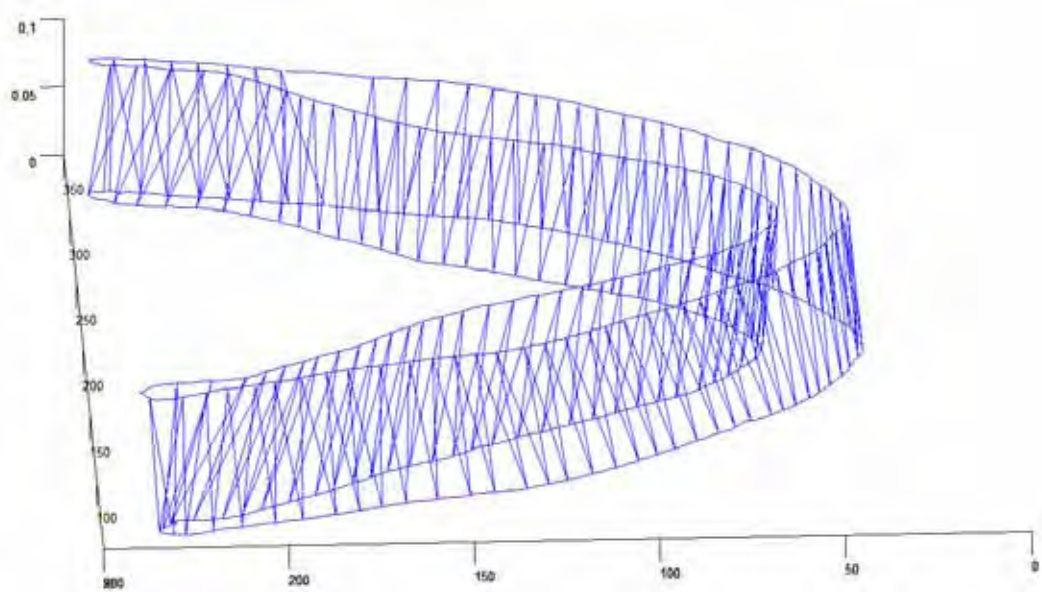


Figura 6.7 – Malha gerada no conjunto completo conforme pontos de correspondência na Figura 6.4

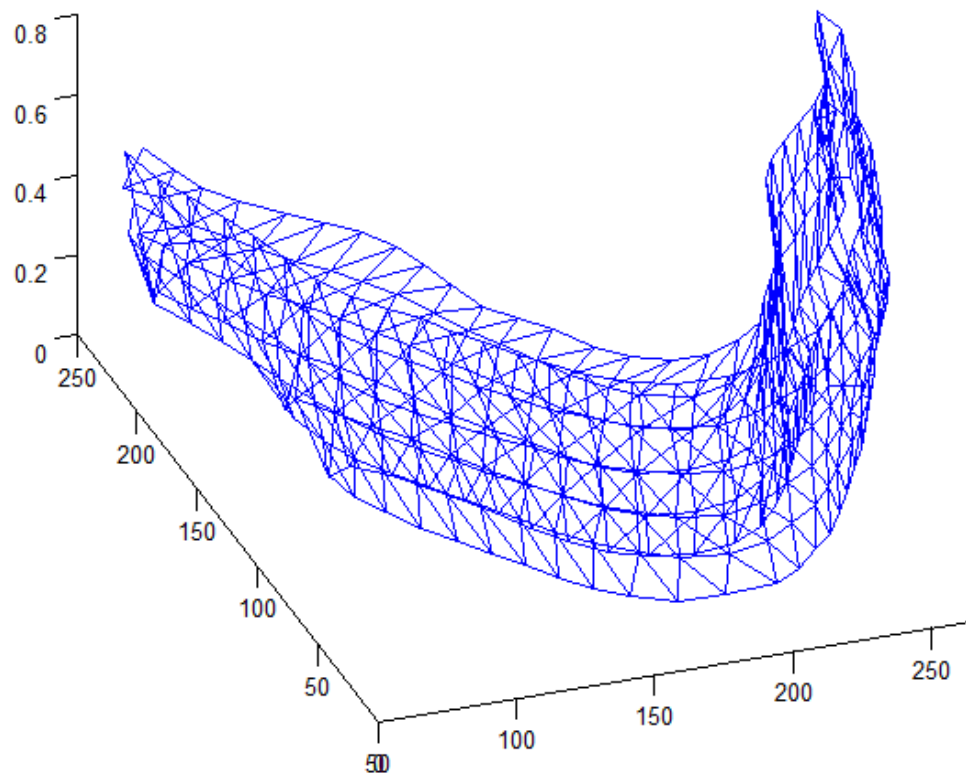


Figura 6.8 – Vista em perspectiva da mandíbula após o processo de triangulação entre 6 faces.

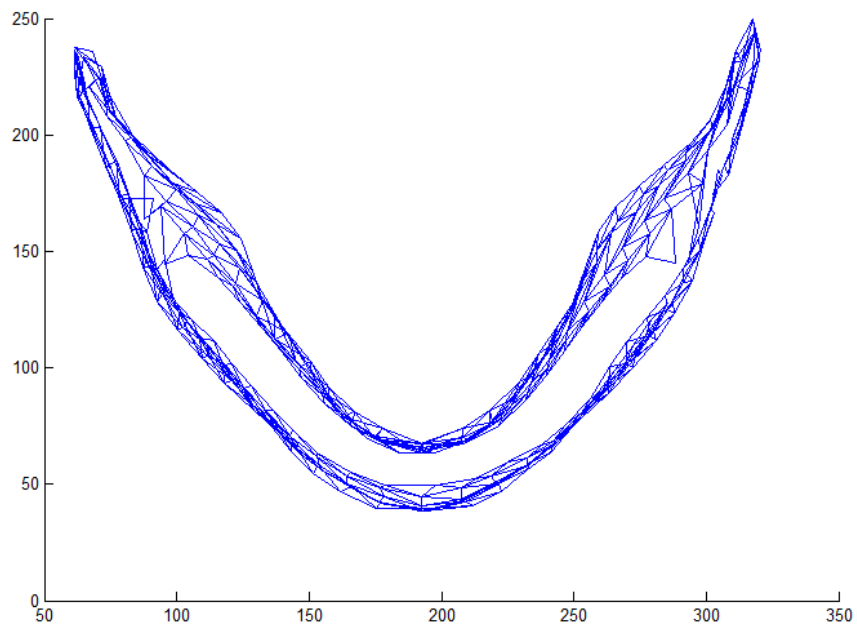


Figura 6.9 – Vista superior da mandíbula após realização da triangulação entre as faces disponíveis

6.2.4. GERAÇÃO DO VOLUME

A geração da malha de volume neste trabalho foi realizada no pacote ANSYS, o que gerou a necessidade de exportar os dados (coordenadas dos triângulos) obtidas no processo de

triangulação utilizando-se o pacote MATLAB.

O processo de exportação deve ser realizado através de um arquivo no formato TXT, atendendo a formatação necessária para que o ANSYS consiga interpretar os parâmetros e com isso possa reconstituir a malha de superfície.

Os parâmetros devem ser registrados após o processo de triangulação, conforme os dados da Tabela 6.1(a)e(b), onde o valor de KP, ao qual chamamos de incidência, determina a coordenada dos pontos que constituirão as áreas dos triângulos, referenciados pelas coordenadas (x,y,z). A Figura 6.10 ilustra a ordenação dos pontos de incidência KP no processo de triangulação.

Tabela 6.1 – (a) Trecho das coordenadas dos pontos de contorno. (b) Trecho das coordenadas das áreas dos triângulos

Coordenadas dos pontos de contorno.			
KP	X	Y	Z
1	191.85	38.493	0
2	192.63	44.464	0.1
3	232.23	58.665	0
4	232.51	61.009	0.1

(a)

Áreas dos Triângulos			
AREAS	KP	KP	KP
Area 1	1	2	4
Area 2	1	3	4

(b)

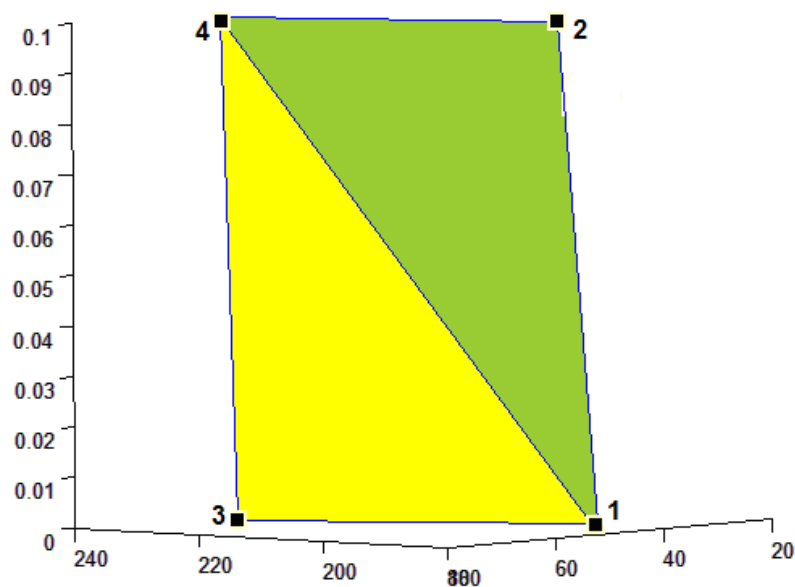


Figura 6.10 – Detalhe da ordenação dos pontos no processo de triangulação.

7. RESULTADOS FINAIS

Após a obtenção da malha de superfície das faces no MATLAB (Figura 6.8) e suas respectivas matrizes KP e AREAS (Tabela 6.1), o ANSYS reconstituiu um modelo da estrutura, através do qual se tornou possível a obtenção da malha de volume (Figura 7.1) da mandíbula humana em estudo. Partindo deste modelo, torna-se possível a realização de simulações para estudos de resistência mecânica nesta estrutura utilizando-se elementos finitos (Figura 7.2).

É importante observar que neste estudo, devido a utilização do parâmetro $\Delta = 30$ (devido às condições computacionais) ocasionou-se o surgimento de pontas nas extremidades da estrutura da mandíbula reconstituída, conforme pode ser observado nas Figuras 7.1 e 7.2. Essa condição pode provocar erros na realização de análises pelo método dos elementos finitos. Esse problema pode ser resolvido, adotando-se para Δ valores inferiores a 10, o que terá como consequência a necessidade de mais processamento de hardware para um bom desempenho do algoritmo no processo de reconstrução da mandíbula.

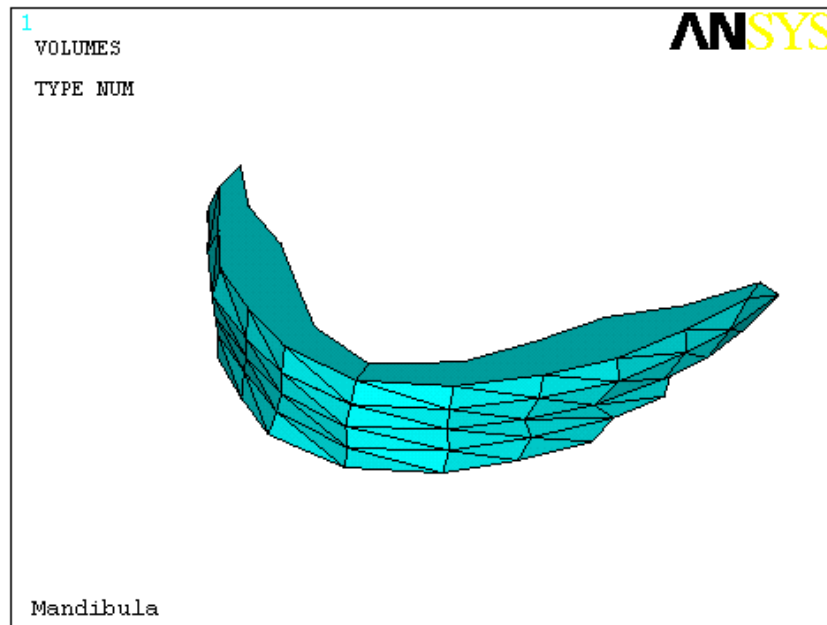


Figura 7.1 – Malha de volume da mandíbula.

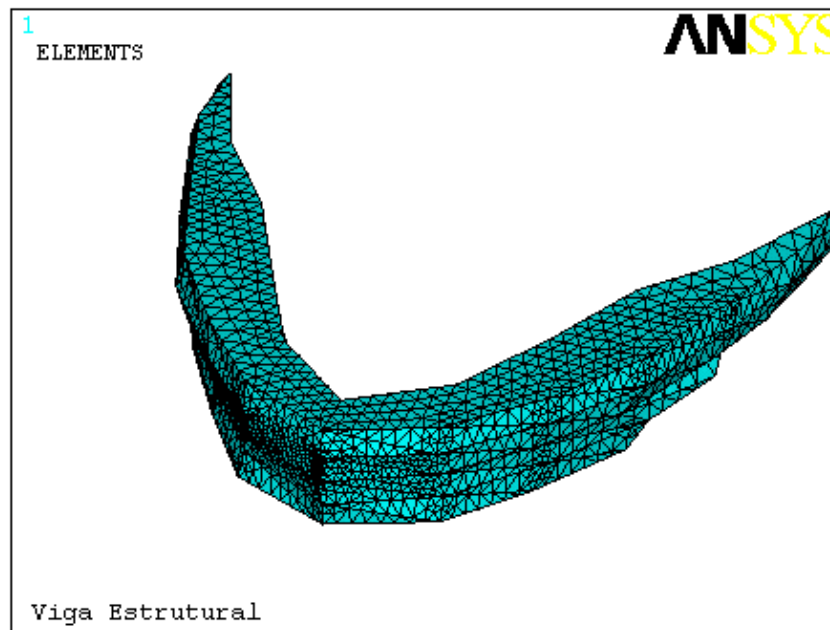


Figura 7.2 – Malha de volume da mandíbula com elementos finitos.

8. CONCLUSÕES

O processo de segmentação por contornos ativos apresentado neste trabalho, proporcionou os resultados esperados, mas isso se tornou possível devido aos processos de tratamento adequado da imagem, através da limiarização e também da utilização de filtros de ruídos. A limiarização foi utilizada na extração da região de interesse, sendo que a imagem em sua forma original que era composta por vários níveis de energia representados por vários tons de cores, e tem suas intensidades de energia contida em uma escala de pixels que varia de 1 a 256, foi convertida para apenas dois níveis de energia, sendo 1 o valor que representa a região a ser eliminada e 256 a área de interesse. Este resultado facilitou a identificação da linha de contorno através de métodos computacionais.

Para a determinação das linhas de contorno, o GVF foi identificado como sendo a melhor solução, já que o gradiente gerado pelo algoritmo atrai a *snake* para o contorno interno da região côncava, fazendo com que a região de interesse seja completamente identificada, gerando assim uma matriz de pontos de cada seção transversal do objeto em estudo.

O algoritmo utilizado para realizar a triangulação, atingiu a expectativa inicial deste trabalho. Esse método gerou a malha de superfície da mandíbula através da triangulação de pontos correspondentes entre a matriz de pontos de uma das seções transversais com a matriz de pontos da seção transversal adjacente.

Com as matrizes de superfície, foi possível gerar um modelo da mandíbula no ANSYS, onde concluiu-se a eficiência das etapas e algoritmos adotados neste trabalho. O modelo que resultou dos métodos utilizados validam o estudo e indicam o processo como uma ferramenta para segmentação e reconstrução de modelos de estruturas ósseas com regiões

côncavas.

Como proposta de trabalhos futuros, uma melhoria dos resultados poderia ser obtida através de um aprimoramento do algoritmo de triangulação, com o objetivo de dinamizar o processamento para situações mais complexas que exijam grande capacidade de processamento. Também o desenvolvimento de uma interface que automatize os processos de pré-processamento, segmentação e triangulação.

BIBLIOGRAFIA

- ALVAREZ, L., Guichard, F., Lions, P., ; Morel, J. Axioms and fundamental equations of image processing. *Archive for Rational Mechanics and Analysis*, 123(3):199–257. 1993
- BALLERINI, L., Genetic Snakes for Medical Images Segmentation, Proc 1st European Workshop on Evolutionary Computation in Image Analysis and Signal Processing, Goteborg, Sweden, 1999.
- BORGEFORS, G. Distance transformations in arbitrary dimensions. *Comp. Graph. Imag. Proc.*, 27:321–345. 1984.
- CAPELLO SOUSA, Edson Antônio. Identificação de Imagens Aplicada a Modelagem de Estruturas Ósseas em Bio-Engenharia. Bauru – SP, UNESP, 2004.
- CASELLES, V., CATTE, F., COLL, T. e DIBOS, F., A Geometric Model for Active Contours in Image Processing, Technical Report 9210, CEREMADE, 1993.
- CASELLES, V., Kimmel, R., ; Sapiro, G. Geodesic active contours. *Int. J. Computer Vision*, 22:61–79. 1997.
- COHEN, L. On active contour models and balloons. *CVGIP: Image Understanding*, 1991.
- COHEN, L. ; Cohen, I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-d and 3-d images. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intel.*, 1993.
- DANIELSSON, P. Euclidean distance mapping. *Comp. Graph. Imag. Proc.*, 14:227–248. 1980.
- DELINGETTE, H. Simplex meshes: a general representation for 3d shape reconstruction. Tech. Rep. TR2214, INRIA. 1994.
- DUMITRAS, A. e VENETSANOPOULOS, A. N., A Comparative Study of Snake Models with Application to Object Shape Description in Bi-Level and Gray-Level Images, IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, 2001.
- DURIKOVIC, R., Kaneda, K., ; Yamashita, H. Dynamic contour: a texture approach and contour operations. *The Visual Computer*, (11):277–289. 1995

- FLOATER, M., Westgaard, G., Smooth Surface Reconstruction from Cross-Sections Using Implicit Methods, SINTEF Report, n. STF42 A96023, Oslo. 1996.
- SRIVASTAVA, S.K., Ahuja, N., “Octree generation from object silhouettes in perspective views”, Computer Vision, Graphics and Image Processing, v. 49, p. 68-84. 1990.
- GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E.. Processamento de Imagens Digitais. Tradução: Roberto M.C. Jr., Luciano da F. Costa. São Paulo – SP: Editora Edgard Blücher LTDA., 2000.
- GREVERA, G.J., Udupa, J.K., Odhner, D., “An order of magnitude faster isosurface rendering in software on a PC than using dedicated, general purpose rendering hardware”, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, v. 6, n. 4, p. 335-345. 2000.
- IVINS, J. e PORRILL, J., Statistical Snakes: Active Region Models, Fifth British Machine Vision Conference, 2, 377-386,1994.
- KASS, M.; Witkin, A.; Terzopoulos, D.. Snakes: Active contour models. Int. J.Computer Vision, 1988.
- KEPPEL, E. Approximating Complex Surfaces by Triangulation of Contour Lines. IBM Jornal of Research and Development, vol. 19, pág. 2-11 1975.
- KIMIA, B., Tannenbaum, A., ; Zucker, S. Shapes, shocks, and deformations i: the components of two-dimensional shape and the reaction-diffusion space. Int. J.Computer Vision, 15:189–224. 1995.
- LEVOY, M., “Efficient ray tracing of volume data”, ACM Transactions on Graphics, v. 9, n. 3, p. 245-261. 1990.
- LEYMARIE, F. ; Levine, M. Tracking deformable objects in the plane using an active contour model. IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., 15(6):617–634. 1993.
- MALLADI, R., SETHIAN, J. e VEMURI, B., Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 17(2), 158-175, 1995.
- MCINERNEY, T. ; Terzopoulos, D. A dynamic finite element surface model for segmentation and tracking in multidimensional medical images with application to cardiac 4-d image analysis. Computerized Medical Imaging and Graphics, 19(1):69–83. 1995.
- MCINERNEY, T. ; Terzopoulos, D. Deformable models in medical image analysis:a survey. Medical Image Analysis, 1(2):91–108. 1996.
- PEDRINI, H.,Reconstrução 3D a partir de seções transversais de objetos. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) Universidade Estadual de Campinas, Campinas – SP, 1994.
- SAHOO, P., Soltani, S., ;Wang, A. An survey of thresholding techniques. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 41:233–260. 1988.
- SAPIRO, G. ; Tannenbaum, A. Affine invariant scale-space. Int. J. Computer Vision, 11:25–44. 1993.

- SCHALKOFF, R. Digital Image Processing and Computer Vision. John Wiley and Sons, New York, NY. 1989.
- SETHIAN, J. An Analysis of Flame Propagation. Ph.D. thesis. University of California, Berkeley, CA. 1982.
- SOUZA, Alexandre M. Identificação de Tumores Cerebrais por Meio do Modelo de Contornos Ativos e Algoritmos Genéticos. Dissertação (Mestrado em Informática) Universidade Federal do Paraná, Curitiba – PR, 2003. PAG 25
- TERZOPOULOS, D. ; Fleischer, K. Deformable models. The Visual Computer, 4(6):306–331. 1987.
- TERZOPOULOS, D., Witkin, A., ; Kass, M. Constraints on deformable models: recovering 3d shape and non rigid motion. Artificial Intelligence, 36(1):91–123. 1988.
- TERZOPOULOS, D., On Matching Deformables Models to Images, Technical Report 60, Schlumberger Palo Alto Research Reprinted in Topical Meeting on Machine Vision, Technical Digest Series, 12, 160-167, 1987.
- UDUPA, J.K., Odhner, D., “Shell rendering”, IEEE Computer Graphics and applications, v. 13, n. 1, p. 58-67. 1993.
- UPSON, C. The Visualization of Volumetric Data. Computer Graphics .1989.
- XU, C. ; Prince, J. Gradient vector flow: A new external force for snakes. IEEE Proc. Conf. on Comput Vis. Patt. Recog. (CVPR), pages 66–71. 1997.
- XU, C. ; Prince, J. Generalized gradient vector flow external forces for active contours. Signal Processing - An International Journal, 71(2):131–139. 1998a
- XU, C. ; Prince, J. Snakes, shapes, and gradient vector flow. IEEE Trans. Imag. Proc., 7(3):359–369. 1998b.