

# **SISTEMA DE AUXÍLIO AO DIAGNÓSTICO DE DOENÇAS INTRACRANIANAS E CÂNCER DE MAMA**

**Trabalho de Conclusão de Curso  
Engenharia da Computação**

**Sidney Marlon Lopes de Lima**

**Orientador: Prof. Sérgio Campello Oliveira**



UNIVERSIDADE  
DE PERNAMBUCO

**SIDNEY MARLON LOPES DE LIMA**

**SISTEMA DE AUXÍLIO AO  
DIAGNÓSTICO DE DOENÇAS  
INTRACRANIANAS E CÂNCER DE  
MAMA**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia da Computação pela Escola Politécnica de Pernambuco – Universidade de Pernambuco.

**Recife, junho de 2009.**

# Agradecimentos

Agradeço a Sérgio Campello pela oportunidade de ser seu orientando e Carlos Alexandre por todas as suas dicas e ensinamentos. Agradeço também aos meus companheiros de classe que sempre apoiaram as minhas idéias e projetos. Gostaria de agradecer em particular a 4 amigos que me ajudaram muito no desenvolvimento do projeto, são elas Davidson Fellipe, Jolu'son Queiroz, Higor Neto e Cristóvão Rufino. Algumas pessoas não ligadas a POLI-UPE me ajudaram bastante também, foram elas Lucicleide Alves, Dr. Vanessa e Bruno Madeira. Por fim agradeço a minha família por tudo.

# Resumo

O câncer de mama é a principal causa de morte entre as mulheres no Brasil. A correta avaliação do tamanho tumoral assume importante papel no planejamento do tratamento do câncer de mama. Os dispositivos de imagens comumente empregados para a detecção de tumores de mama provêm ferramentas bastante imprecisas para a medição do tumor. Logo esses métodos tornam-se dependentes da experiência do profissional examinador. O trabalho proposto visa não só detectar o tumor, mas também padronizar a medição da sua extensão, através do delineamento da sua borda, utilizando uma seqüência de técnicas de segmentação de imagens. Em cima dos resultados gerados, há o cálculo do tamanho tumoral. Fazendo com que o profissional examinador possa averiguar, com exatidão computacional, o tamanho do tumor. Outro tipo de enfermidade que, assim como o câncer de mama, causa grande impacto sobre a população brasileira são as doenças cerebrovasculares. Elas ocupam entre a primeira e terceira causa de morte no Brasil, dependendo do ano e estado do país. Os resultados de imageamento do crânio são de difícil interpretação. Muitos casos vistos na prática clínica não se encaixam, com precisão, nas descrições clássicas. A pesquisa proposta, através da identificação do tamanho e do formato da deformidade, tem como meta tornar o diagnóstico de doenças intracranianas mais preciso e menos suscetível a erros, utilizando a mesma metodologia proposta aos casos de câncer de mama.

# Abstract

The breast cancer is the leading cause of death among women in Brazil. The correct evaluation of tumor size is important in planning of the breast cancer treatment. The imaging devices commonly employed for the detection of breast tumors provide very imprecise tools for the measurement of tumor. Then, these methods become dependent of the examiner professional experience. Therefore, the proposed project aims not only detecting the breast tumor, but also standardizes the interpretation of their measurements, through the delineation of its border, using a sequence of techniques for image segmentation. On the results generated, there is tumor size calculation. Making the professional examiner ascertaining, with computational accuracy, the tumor size. Another type of disorder that, like breast cancer, causes a great impact on the Brazilian population are the intracranial diseases. They occupy between the first and third leading cause of death in Brazil, depending on the year and province of the country. The analysis of the brain imaging is the main method in the investigation of these anomalies, however, the results are difficult to interpret. Many cases seen in the clinical practice do not fit with precision in classic descriptions. The proposed research, by identifying the deformity size and shape, aims to make the diseases intracranial diagnosis more accurate and less susceptible to errors, using the same proposed methodology to cases of breast cancer.

# Sumário

<b>Resumo</b>	<b>i</b>
<b>Abstract</b>	<b>v</b>
<b>Sumário</b>	<b>vi</b>
<b>Índice de Figuras</b>	<b>viii</b>
<b>Índice de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>Tabela de Símbolos e Siglas</b>	<b>xii</b>
<b>Capítulo 1 Introdução</b>	<b>13</b>
<b>Capítulo 2 Imagens Médicas</b>	<b>19</b>
2.1 Segmentação .....	20
2.1.1 Limiarização .....	20
2.1.2 Componentes Conectados e Escolha de Objetos .....	23
2.1.3 Detecção de Bordas .....	25
2.2 Segmentação em Imagens Médicas .....	26
<b>Capítulo 3 Contornos Ativos</b>	<b>27</b>
3.1 Força do Contorno.....	27
3.2 Força da Curvatura.....	29
3.3 Força da Imagem .....	30
3.4 Modo de Funcionamento do Algoritmo .....	30
3.5 Modelo Proposto .....	32
3.5.1 Força <i>Balloon</i> .....	32
3.5.2 Inserção e Remoção Dinâmica de Pontos.....	33

<b>Capítulo 4 Metodologia Proposta</b>	<b>34</b>
4.1 Leitura da Imagem.....	34
4.2 Questionário sobre a Imagem .....	34
4.3 Contorno Inicial.....	36
4.4 Pré-Processamento .....	36
4.5 Algoritmo Contornos Ativos .....	39
4.6 Relatório de Auxílio ao Diagnóstico de Câncer de Mama e Doenças Intracranianas.....	39
<b>Capítulo 5 Doenças Intracranianas</b>	<b>42</b>
3.4 Ressonância Magnética .....	42
5.2 Tomografia Computadorizada .....	43
5.3 Resultados para Doenças Intracranianas.....	44
<b>Capítulo 6 Tumores de Mama</b>	<b>52</b>
6.1 Ultra-sonografia .....	52
6.2 Mamografia.....	54
6.3 Resultados para Tumores de Mama.....	55
<b>Capítulo 7 Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>61</b>
<b>Bibliografia</b>	<b>63</b>
<b>Apêndice A Manual do Sistema Proposto</b>	<b>70</b>
9.1 Contorno Inicial.....	70
9.2 Processamento do Algoritmo.....	71
9.3 Término do Processamento.....	71

# Índice de Figuras

<b>Figura 1.</b>	Taxa de incidência do câncer de mama maligno por 100.000 mulheres estimada para o ano 2008 no Brasil.....	13
<b>Figura 2.</b>	Paciente pós-cirurgia de mastectomia.....	14
<b>Figura 3.</b>	Métodos de reconstrução da mama. ....	15
<b>Figura 4.</b>	Limite baseado no histograma da imagem. ....	21
<b>Figura 5.</b>	Relação entre o valor limite $T$ e a aparência da imagem gerada $g$ .....	22
<b>Figura 6.</b>	Exemplo do algoritmo de componentes conectados seguido da escolha do objeto de maior região.....	23
<b>Figura 7.</b>	Segmentação do tumor dos demais elementos da imagem, através do algoritmo de componentes conectados seguido da escolha do objeto de maior região. 24	24
<b>Figura 8.</b>	Operadores Prewitt horizontal e vertical.....	25
<b>Figura 9.</b>	Deteção da borda do tumor através do filtro Prewit.....	25
<b>Figura 10.</b>	Representação gráfica da parametrização do contorno. ....	28
<b>Figura 11.</b>	Gradiente do fluxo de vetores.....	31
<b>Figura 12.</b>	Modelo de funcionamento do algoritmo de contornos ativos.....	32
<b>Figura 13.</b>	Questionário do sistema, através de interface gráfica interativa. ....	35
<b>Figura 14.</b>	Opção oferecida ao usuário caso não saiba a resolução da imagem, em dpi. 35	35
<b>Figura 15.</b>	Contorno inicial construído dinamicamente pelo usuário, através do <i>mouse</i> . 36	36
<b>Figura 16.</b>	Fluxo do pré-processamento proposto pelo sistema. ....	37



<b>Figura 17.</b>	Pré-processamento do sistema. ....	38
<b>Figura 18.</b>	Relatório de auxílio ao diagnóstico. ....	41
<b>Figura 19.</b>	Visão esquemática de um paciente no interior das bobinas de um aparelho de ressonância magnética. ....	43
<b>Figura 20.</b>	Exame de tomografia. ....	43
<b>Figura 21.</b>	Atuação do sistema proposto em um tumor conhecido como glioblastoma. ....	46
<b>Figura 22.</b>	Atuação do sistema proposto em um tumor óptico. ....	47
<b>Figura 23.</b>	Atuação, com sucesso, do sistema sobre um tumor craniano denominado glioma. ....	48
<b>Figura 24.</b>	Atuação do sistema em um caso de tumor. ....	48
<b>Figura 25.</b>	Atuação do sistema sobre um tumor denominado Ependymoma. ....	49
<b>Figura 26.</b>	Caso de AVC onde o sistema proposto obteve resultado excelente. ...	49
<b>Figura 27.</b>	Exame de ultra-sonografia. ....	53
<b>Figura 28.</b>	Simulação da mensuração do tumor por um aparelho de ultra-sonografia. ....	54
<b>Figura 29.</b>	Exame de mamografia. ....	54
<b>Figura 30.</b>	Exemplificação de 3 tumores malignos juntamente com seus comprimentos e diâmetros máximos. ....	56
<b>Figura 31.</b>	Dois contornos iniciais diferentes para uma mesma imagem de câncer gerando resultados bastante próximos. ....	57
<b>Figura 32.</b>	Atuação eficiente do sistema proposto sobre um nódulo mamário, em imagem produzida por ultra-som. ....	58

<b>Figura 33.</b> Atuação do sistema sobre um cisto mamário, em imagem de ultrasonografia.....	58
<b>Figura 34.</b> Atuação do sistema em um câncer, através do resultado de imageamento obtido através de um aparelho de mamografia.....	59
<b>Figura 35.</b> Imagem de mamografia, onde o sistema proposto atua segmentado o nódulo. 59	
<b>Figura 36.</b> Atuação do sistema em um câncer extraído de uma imagem de mamografia. ....	60

# Índice de Tabelas

<b>Tabela 1.</b>	Relatório de auxílio ao diagnóstico para casos de doenças intracranianas.....	50
<b>Tabela 2.</b>	Relatório de auxílio ao diagnóstico para variações de câncer de mama.	60

# Tabela de Símbolos e Siglas

OMS – Organização Mundial de Saúde

INCA – Instituto Nacional do Câncer

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

TRAM – Tranverse Abdominal Myocutencous Flap (Reto Transversal Abdominal)

AVC – Acidente Vascular Cerebral

RM – Ressonância Magnética

RF – Radiofrequência

TC – Tomografia Computadorizada

Econ – Força do Contorno

Eimg – Força da Imagem

Ecurv – Força da Curvatura

GFV – Gradiente do Fluxo de Vetores

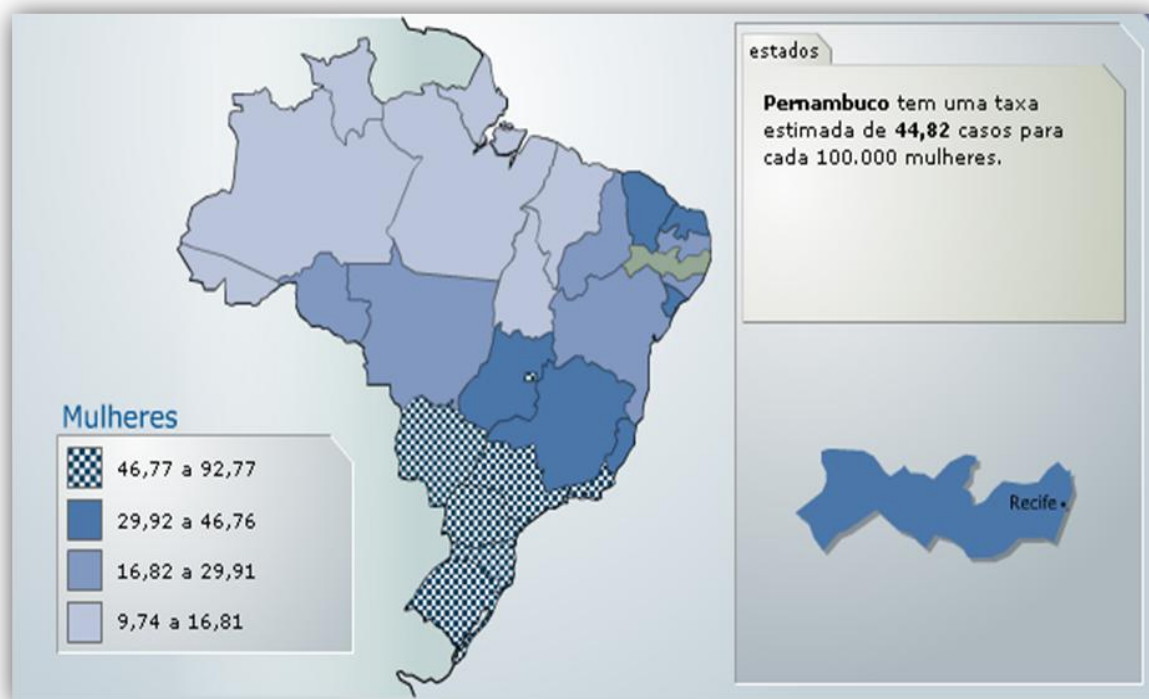
Ebal – Força *Ballon*

MS – Ministério da Saúde

# Capítulo 1

## Introdução

A OMS (Organização Mundial de Saúde) estima que, por ano, surgem 1.050.000 novos casos de câncer de mama no mundo [1]. Essa neoplasia, alteração celular, é bastante temida, devido, sobretudo, as suas altas taxas de incidência e suas seqüelas, as quais afetam a percepção da sexualidade da mulher e a sua própria imagem como pessoa. No Brasil, o câncer de mama é a principal causa de morte entre as mulheres, segundo o INCA (Instituto Nacional de Câncer) [2]. A Figura 1 ilustra a distribuição da taxa de incidência do câncer de mama maligno no Brasil. Observe que os estados os quais possuem as maiores renda *per capita* apresentam os índices mais elevados de incidência do câncer de mama. Um dos motivos é que a obesidade, mais freqüente entre as classes ricas [3], influencia diretamente o câncer de mama.



**Figura 1.** Taxa de incidência do câncer de mama maligno por 100.000 mulheres estimada para o ano 2008 no Brasil.

Segundo pesquisa lançada pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) em 2003, para cada desnutrido no país há 2,76 obesos [3]. A obesidade afeta 13,1% das mulheres adultas do país. Segundo a OMS há uma perspectiva que 31,3% das mulheres brasileiras serão obesas em 2015 [4]. Logo, a tendência é que o câncer de mama tenha taxa de incidência elevada durante os próximos anos. Esse fenômeno também ocorre internacionalmente, principalmente em países economicamente desenvolvidos, como os Estados Unidos, Canadá e Reino Unido [1]. Esse aumento, no entanto, vem sendo acompanhado de uma redução das taxas de mortalidade provocadas por essa neoplasia. Esse fenômeno se deve a detecção precoce através de procedimentos de imageamento da mama, assim como uma melhor abordagem terapêutica. Infelizmente no Brasil, o aumento da incidência vem sendo acompanhado de um aumento também nas taxas de mortalidade, o que pode ser atribuído, principalmente, ao diagnóstico tardio do tumor [1].

Estima-se que o período entre o início do tumor e o seu crescimento até que se torne palpável, atingindo cerca de 1 cm, seja de aproximadamente 10 anos. Nessa fase o imageamento da mama é de fundamental importância para o acompanhamento do tumor. A correta avaliação do tamanho tumoral assume importante papel no planejamento do tratamento do câncer de mama, evitando-se cirurgias mutilantes [5], como a mastectomia, cujo resultado pode ser visto na Figura 2. Como fator prognóstico, o tamanho do tumor determinará a indicação da realização da biópsia do linfonodo sentinela [6], cirurgia baseada na observação de uma área específica da mama.



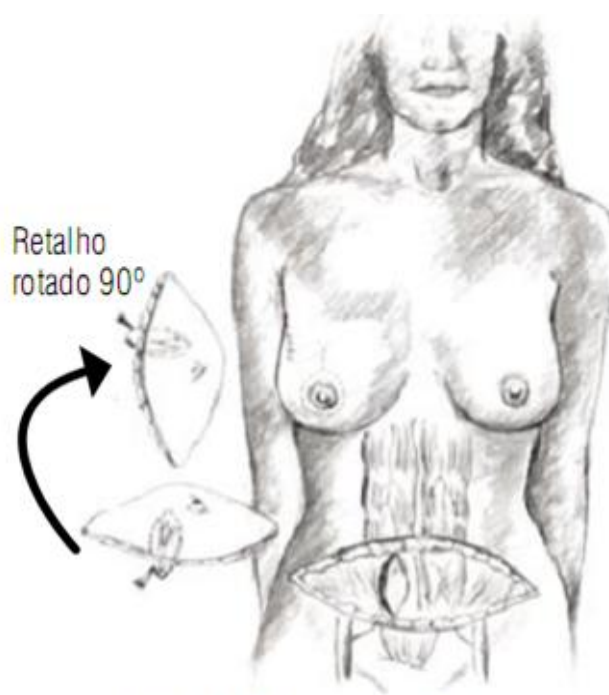
**Figura 2.** Paciente pós-cirurgia de mastectomia.

Cirurgias como a mastectomia vêm sendo preteridas porque a perda do seio causa, em geral, um sério dano a auto-estima da mulher, podendo levá-la a um

estado de depressão crônica. Já há, no entanto, métodos para recuperação do formato da mama, como a cirurgia de reconstrução através do TRAM (*Transverse Abdominal Myocutaneous Flap* – Reto Transversal Abdominal) detalhada nas Figuras 3.(a), a 3(c) [7], além da prótese mamária vista na Figura 3 (d).



a) Região marcada para a incisão antes da cirurgia



b) Tecido abdominal utilizado para formar a mama e o retalho de pele que reconstruirá o mamilo



c) Após a recuperação cirúrgica, um novo mamilo e aréola são tatuados semelhantes à outra mama



d) Prótese Mamária

**Figura 3.** Métodos de reconstrução da mama.

Mesmo com a reconstrução da mama, grande parte das pacientes apresentam estado depressivo. Uma das razões é que a sensibilidade de uma mama reconstruída não é a mesma que a de um tecido mamário original. Muitas mulheres, por exemplo, sentem formigamento na nova mama. O consenso, logo, entre a comunidade cirúrgica, é que a melhor opção para a qualidade de vida da paciente portadora do câncer é a terapia conservadora, em relação à mastectomia [8], desde que não haja contra-indicações ao procedimento [9]. Diversos estudos comprovam que mulheres submetidas à terapia conservadora de mama vivem, em média, tanto quanto as que realizam a cirurgia de mastectomia [8], [10]-[15].

O tamanho do tumor é um fator preponderante para a escolha da terapia conservadora da mama [9]. Os dispositivos de imagens comumente empregados para a detecção do câncer de mama provêm ferramentas bastante imprecisas para a medição do nódulo. Esses métodos dependem substancialmente da experiência do profissional examinador. O trabalho proposto, logo, visa padronizar a medição da extensão do tumor, através do delineamento da sua borda, utilizando uma seqüência de técnicas de segmentação de imagens. Em cima dos resultados gerados pela metodologia proposta, há o cálculo do tamanho tumoral. Desse modo o profissional examinador pode averiguar, com exatidão e em tempo computacional, o diâmetro do tumor e planejar com maior eficiência o tratamento do câncer.

Outro tipo de enfermidade que causa grande impacto sobre a população brasileira são as doenças cerebrovasculares. Elas ocupam entre a primeira e terceira causa de morte no Brasil, dependendo do ano e estado do país [16]. Além disso, 8,2% das internações e 19% dos custos hospitalares do Sistema de Saúde do Brasil se devem a doenças cerebrovasculares [17]. A organização Mundial de Saúde estima que o Acidente Vascular Cerebral (AVC), popularmente conhecido como derrame, ocupe a segunda posição de incidência entre as doenças cerebrovasculares [18]. Só nos Estados Unidos estima-se que haja uma ocorrência anual de 700 mil casos [19]. Cerca de 40% dos pacientes acometidos por essa anomalia tornam-se inaptos a retornar ao trabalho, necessitando de algum tipo de amparo para desenvolver as suas atividades diárias, como realizar as necessidades fisiológicas, ler e escrever [20]. Esses tipos de limitações levam, com freqüência, o paciente a um estado de profunda depressão, principalmente aqueles com distúrbios



de comunicação [21]. Em geral, encontra-se dificuldade de inserção social pela perda da autonomia decorrente das incapacidades que o AVC acarreta [22].

Devido ao fato das cirurgias cranianas serem extremamente delicadas e perigosas, já há algumas pesquisas [23][24] no sentido de evitá-las. A perspectiva, no entanto, é que por um longo tempo elas continuem sendo utilizadas em grande parte dos casos, já que as pesquisas em áreas médicas necessitam de um longo período de testes clínicos. Além disso, o diagnóstico correto, em muitos casos, é difícil já que os sintomas são bastante variáveis. Existe, porém, um conjunto de sintomas identificáveis em grande parte dos casos, são eles:

- perda da coordenação motora;
- vômitos em jato;
- pressão aumentada dentro do crânio;
- perda da audição;
- perda da força em um lado do corpo;
- perda dos reflexos;
- aumento do tempo de resposta à dor;
- diminuição da força muscular.

Esses sintomas podem ser detectados através de exames físicos e neurológicos, no entanto, além de serem variáveis, eles podem levar a um diagnóstico errado do quadro clínico do paciente, já que essas ocorrências podem ser inerentes a várias patologias. Apesar de difícil, o diagnóstico deve ser acurado, uma interpretação errada do quadro clínico do paciente pode diminuir as suas chances de recuperação, que em muitos casos, já são escassas. Outra possível consequência é o aumento dos gastos com o prolongamento de sua hospitalização, os quais se tornam mais onerosos a cada dia [25].

Outro fator agravante é que os tumores cerebrais não contam, em regra geral, com nenhum tipo de exame sanguíneo que auxilie a detectá-los, apesar de já haverem estudos no sentido contrário [26]. Logo o diagnóstico do tumor cerebral se limita a análise do quadro clínico do paciente, a sua história clínica familiar e principalmente a análise do procedimento de imageamento do crânio.

O trabalho proposto visa detectar o tamanho e o formato da deformidade alvo no crânio. O formato serve para auxiliar o diagnóstico da possível doença intracraniana apresentada pelo paciente, por exemplo, tumores geralmente possuem formato arredondado e bordas bem definidas. Já o tamanho também é de extrema importância para o diagnóstico, principalmente em casos de tumores cerebrais. Através do tamanho pode ser feitas inferências sobre o tempo de surgimento do tumor. Ele também serve de parâmetro para averiguar se o paciente suportará uma provável cirurgia de extração. O formato e o tamanho da deformidade são alcançados através da mesma metodologia proposta aos casos de câncer de mama.

# Capítulo 2

## Imagens Médicas

O imageamento é a mais proeminente técnica, não só no estudo do crânio e da mama, mas também nas pesquisas biológicas e médicas [27]. Algumas das razões são:

- Crescimento da quantidade de informações sobre os pacientes as quais podem ser melhor comprimidas e expressadas através do uso de imagens.
- Ingresso de pessoas jovens na pesquisa e clínica médica. Essas pessoas, em regra geral, têm facilidade com tecnologias computadorizadas e consideram a imagem como um importante caminho para aquisição e exposição de informações.
- Crescimento da importância da imagem para transmissão de informação entre diferentes culturas.
- Avanços constantes em tecnologias computadorizadas e informações em rede que suportam representações em forma de imagens. Entre esses avanços estão a transmissão de imagens para sites remotos em tempo real e a criação de ambientes virtuais.

Avanços no tratamento de imagens médicas, geralmente, são especializações desenvolvidas em outras áreas como, por exemplo, a ultra-sonografia [27]. Ela foi desenvolvida inicialmente para detecção de submarinos (Sonar), detectores de cintilação e reatores de produção de isótopos. Algumas pesquisas laboratoriais também têm produzido algumas tecnologias de imagem que migraram, com sucesso para a área médica. Alguns exemplos são a reconstrução matemática de imagens de tomografia computadorizada e a ressonância magnética nuclear. É notório o papel proeminente no diagnóstico e no tratamento de doenças que as imagens médicas vêm desempenhando.

Com isso tecnologias computadorizadas de imageamento, como a RM (Ressonância Magnética), têm se estabelecido não só como um método eficaz no diagnóstico do câncer cerebral, mas também como uma promessa na abordagem para desvendar alguns dos mistérios relacionados ao funcionamento do cérebro humano [27]. Os principais enigmas biológicos são as funções do cérebro humano juntamente com as causas e mecanismos de várias desordens mentais como demência, depressão e esquizofrenia.

As tecnologias em imagens médicas vêm se mostrando uma ferramenta importante para a projeção cirúrgica e sua simulação, navegação intra-operatória, planejamento da radioterapia e monitoramento do progresso das doenças. A indicação da forma detalhada e a organização das estruturas anatômicas permitem a um cirurgião planejar uma abordagem ótima. Já na radioterapia, imagens médicas permitem a administração de doses necróticas de radiação para um tumor com mínimos danos colaterais aos tecidos saudáveis.

Apesar dos modernos dispositivos de imagens proverem excepcionais resoluções da anatomia interna, a quantificação e análise da estrutura humana interna com exatidão e eficiência é limitada. Para a obtenção de dados precisos é necessário, em muitos casos, algum tipo de pré-processamento no sentido de apoiar a investigação do correto diagnóstico do paciente. Nesse sentido, técnicas de segmentação de imagens vêm sendo aplicadas no tratamento de imagens médicas.

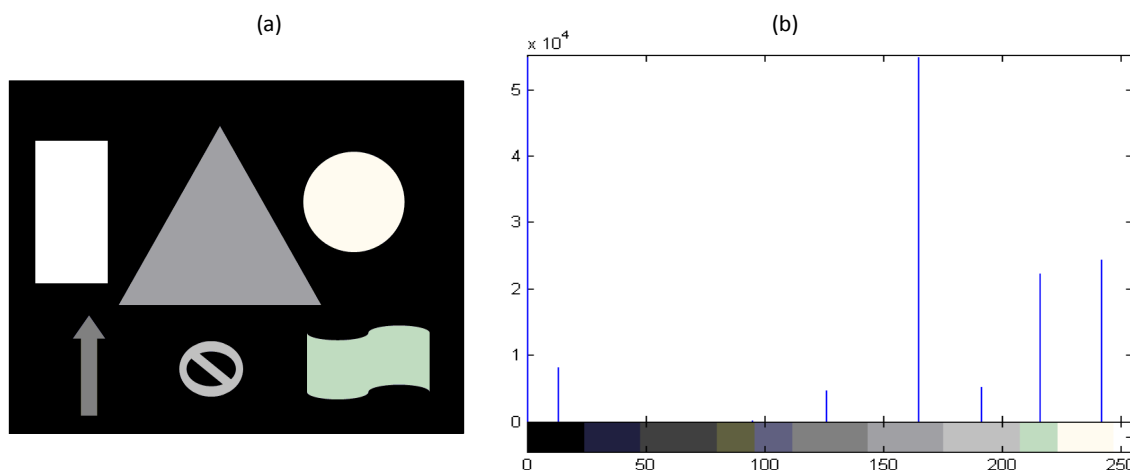
## **2.1 Segmentação**

A função da segmentação é separar os objetos de uma imagem. A segmentação de imagens, em alguns casos, necessita de algoritmos robustos. A limiarização, a detecção de bordas e algoritmos conectados, juntamente com a escolha de objetos, são os algoritmos comumente utilizados.

### **2.1.1 Limiarização**

A Figura 4 (a) mostra uma imagem bidimensional em tons de cinza. Ela é composta por objetos mais claros em relação ao fundo escuro. A Figura 4 (b) mostra

o seu histograma. Nele o eixo horizontal corresponde às cores, em tons de cinza, de 0 a 255, de acordo com a barra gráfica posicionada logo abaixo da distribuição. As barras verticais azuis servem para demonstrar a quantidade de pixels na imagem que possuem uma determinada cor. Uma das variações da cor preta, por exemplo, é representada pelo valor 0 e 59832 no eixo horizontal e vertical, respectivamente. Há, portanto, 59832 pixels dessa variação da cor preta (0) na Figura 4 (a). A distribuição se dá de modo que o somatório dos valores das barras verticais seja igual à quantidade de pixels da Figura 4 (a). O histograma, portanto, é uma forma gráfica de representar a distribuição de cores de uma dada imagem.



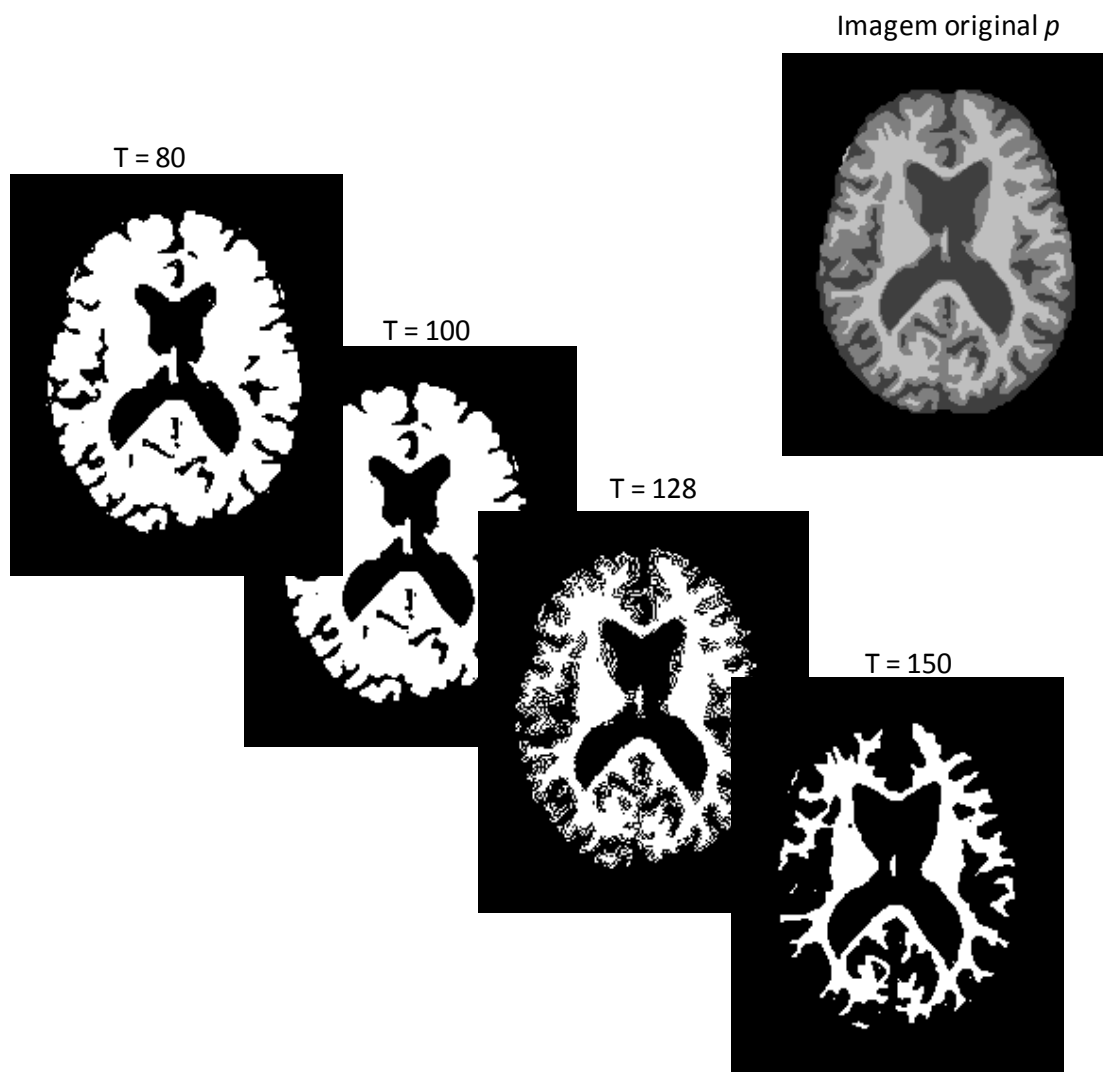
**Figura 4.** Limite baseado no histograma da imagem.

Uma maneira óbvia de separar os objetos do fundo é encontrar um limite  $T$ , no histograma, tal que os separe. Admita um pixel na imagem  $(x, y)$ , podemos ter uma função  $p(x, y)$  que representa a sua cor. Caso  $p(x, y) > T$ , esse pixel pode ser chamado de ponto do objeto. Caso  $p(x, y)$  for menor que  $T$  ele é chamado de ponto do fundo. Uma imagem limiarizada é definida em (1), onde 255 diz respeito à cor branca e 0 a cor preta.

$$g(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{if } p(x, y) > T \\ 0 & \text{if } p(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

Na nova imagem  $g(x, y)$  pode assumir apenas dois valores. A equação (1) define que  $g(x, y)$  assume 255 caso  $p(x, y)$  seja um pixel correspondente ao objeto. O pixel  $g(x, y)$  poderia assumir qualquer outro valor conveniente. Já  $g(x, y)$  assume 0

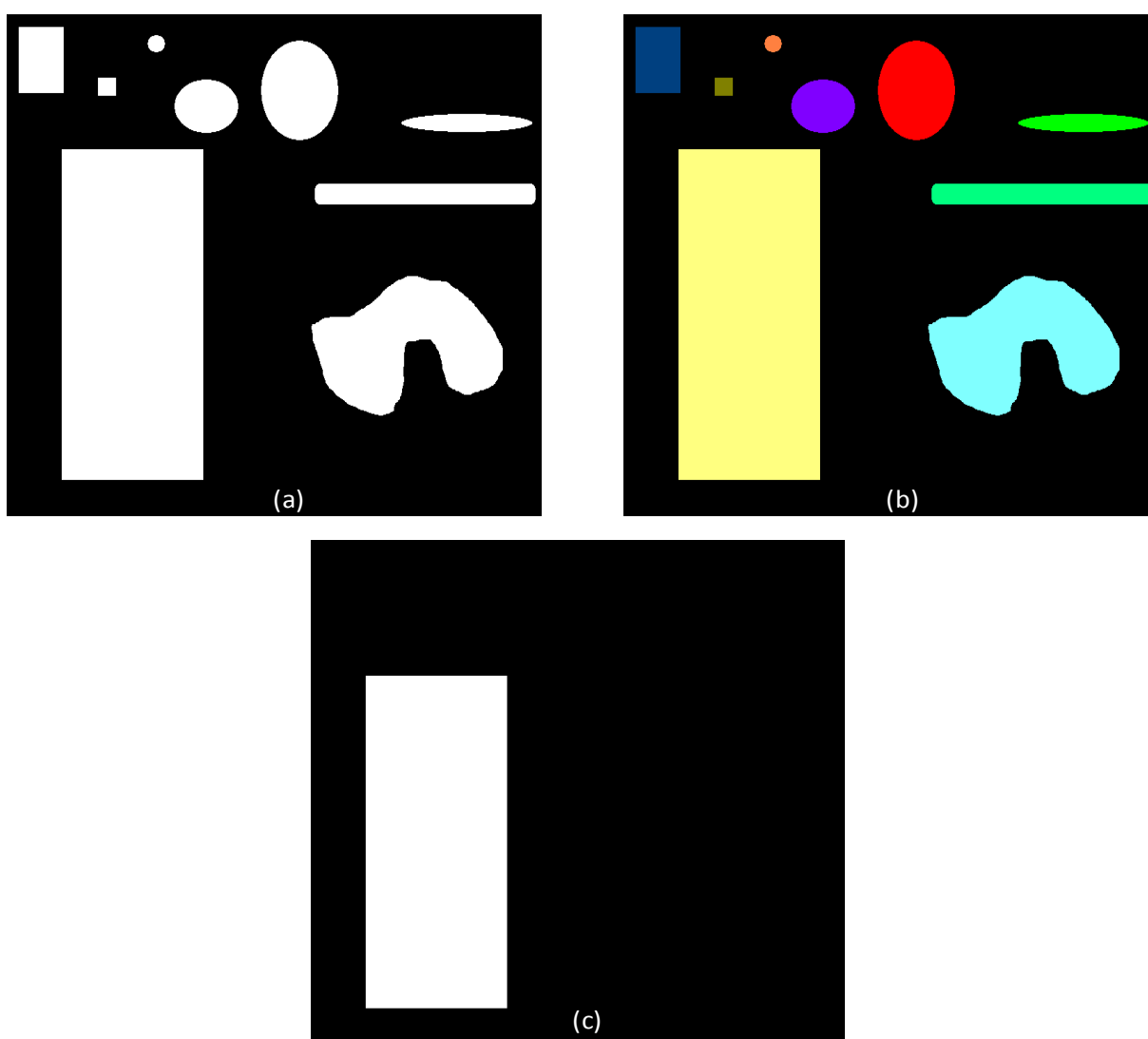
quando for um ponto do fundo, podendo assumir outro valor desde que não seja aquele inerente ao objeto. Quando o valor limite  $T$  depende apenas de  $p(x, y)$ , ele é chamado de global. Caso  $T$  dependa de outros fatores, como a sua localização, ele é chamado dinâmico ou adaptativo [28]. Quanto mais  $T$  se aproximar de 0 a imagem limiarizada ganhará um aspecto esbranquiçado. No momento em que  $T$  se aproxima de 255 a nova imagem ganha uma aparência escura. A Figura 5 demonstra essa relação entre o valor limite  $T$  e aparência da imagem limiarizada. À direita e acima está a imagem original em tons de cinza. Nesse exemplo, a limiarização com o limite  $T$  igual a 128 é o valor ótimo em comparação as demais, pois a imagem gerada, além de não apresentar perda de informação, ainda consegue diferenciar as diferentes texturas apresentadas pela imagem original  $p$ .



**Figura 5.** Relação entre o valor limite  $T$  e a aparência da imagem gerada  $g$ .

### 2.1.2 Componentes Conectados e Escolha de Objetos

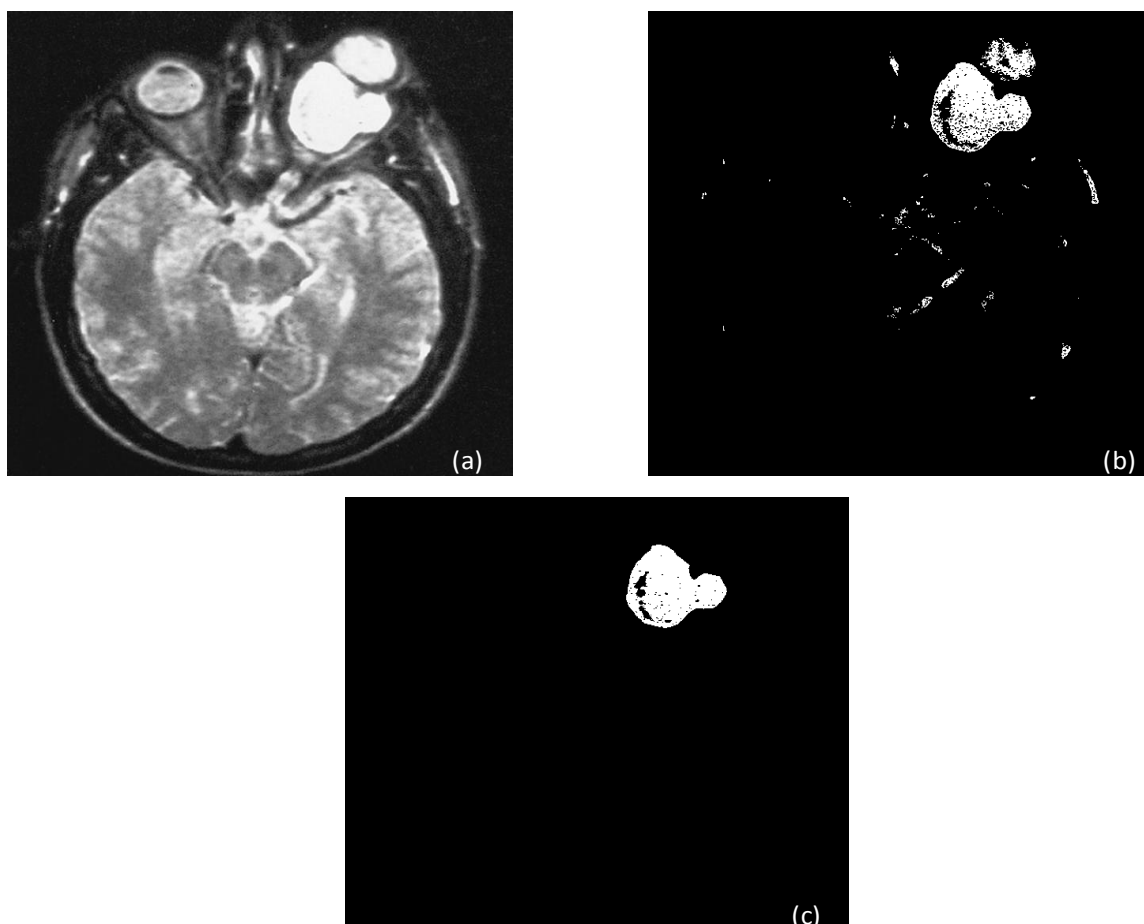
O objetivo do algoritmo de componentes conectados é agrupar os pixels adjacentes de mesma cor [29], geralmente aplicado sobre imagens limiarizadas. A Figura 6 (a) demonstra uma imagem binarizada com 9 objetos de cor branca completamente separados. O algoritmo, nesse exemplo, agrega os pixels conectados, ou seja, adjacentes de cor branca. Esse processo é feito para cada objeto. Em seguida cada um desses objetos recebe uma legenda diferente, representadas através de cores no exemplo da Figura 6 (b).



**Figura 6.** Exemplo do algoritmo de componentes conectados seguido da escolha do objeto de maior região.

Por fim o objeto com maior região, ou seja, com o maior número de pixels adjacentes de cor branca deve ser escolhido conforme demonstrado no exemplo da

Figura 6 (c). O algoritmo realiza o somatório dos pixels de mesma legenda. A legenda que obtiver a maior quantidade, seus pixels permanecerão com a cor branca, e todos os demais receberão a cor preta. Em relação a imagens médicas, o método proposto é bastante eficaz, porque ele separa a deformidade alvo (tumores, hemorragias, gânglios...) das demais informações da imagem. A Figura 7 (a) demonstra uma imagem em tons de cinza, apresentando um caso bastante comum de tumor, conhecido como glioma. Ocorre, então, a limiarização da imagem com valor limite  $T$  igual a 240, visto na Figura 7 (b). O algoritmo atribui uma legenda a cada objeto e aquele com maior região, nesse caso o tumor ótico, permanece com a cor branca, enquanto os demais recebem a cor preta. Segmentando, assim, o tumor dos demais objetos da imagem.



**Figura 7.** Segmentação do tumor dos demais elementos da imagem, através do algoritmo de componentes conectados seguido da escolha do objeto de maior região.



### 2.1.3 Detecção de Bordas

Detecção de bordas é uma abordagem bastante comum para segmentação de objetos. Um filtro bastante utilizado são os operadores Prewitt [28], vistos na Figura 8. Esse modelo propõe a convolução dos filtros  $K_x$  e  $K_y$  sobre a imagem. O novo valor de cada pixel  $g(x, y)$  será calculado através do somatório dos módulos desse filtros, de acordo com (2). A Figura 9 mostra a aplicação do filtro Prewitt sobre a Figura 7 (a).

$$p(x, y) = |K_x| + |K_y| \quad (2)$$

$$K_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad K_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

**Figura 8.** Operadores Prewitt horizontal e vertical.



**Figura 9.** Detecção da borda do tumor através do filtro Prewit.

## 2.2 Segmentação em Imagens Médicas

O diagnóstico através de imagens é complexo, uma das causas é a variabilidade dos casos. Muitos casos vistos na prática clínica não se encaixam, com precisão, nas imagens e descrições clássicas [30]. É bastante comum haverem dúvidas a respeito do correto quadro patológico de determinado paciente. Outra questão que torna o diagnóstico difícil é a dimensão dos dados. Um simples exame tomográfico para um único paciente pode gerar milhares de imagens. Logo, a manipulação e análise de uma quantidade grande de dados como essa pode tornar o processo moroso e estressante. Com isso técnicas tradicionais de processamento de imagens vêm sendo aplicadas ao campo médico, no sentido de agilizar e tornar o diagnóstico, através de imagens, menos suscetível a erros, através da identificação das deformidades alvo em tempo computacional. Várias dessas técnicas, no entanto, consideram apenas informações locais, podendo levar a suposições incorretas durante o processo e gerarem um resultado inviável [31]. Algumas dessas técnicas requerem uma grande quantidade de intervenção, tornando o processo bem mais lento do que o desejável.

Contornos ativos é uma técnica de processamento de imagens baseada na segmentação de objetos de uma cena. Assim como as técnicas, explicadas nas seções 2.1.1 a 2.1.3, seu objetivo é basicamente separar a deformidade alvo dos demais elementos da imagem. Ela se guia baseada na borda da imagem, sendo geralmente utilizada para detectar a forma de um objeto. Contornos ativos têm se mostrado eficiente no campo de processamento de imagens médicas. É cada vez maior o uso dessa técnica para a detecção de tumores [32]-[34]. O trabalho exposto propõe a identificação de deformidades anatômicas, através de um contorno ativo discretizado no espaço, dinamicamente, aplicado aos resultados das técnicas de segmentação expostas nas seções 2.1.1 a 2.1.3 em conjunto com o cálculo do campo de força da imagem, detalhado na seção 03.4.

# Capítulo 3

## Contornos Ativos

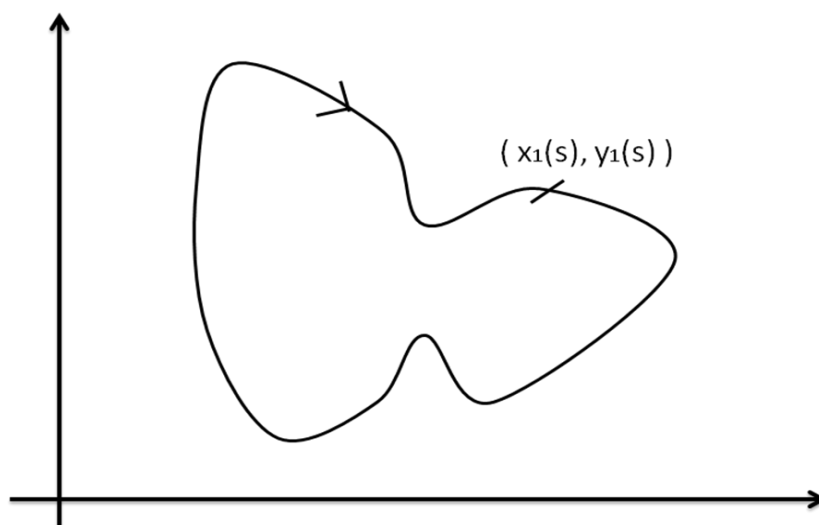
Contornos ativos, em sua formulação tradicional, é um algoritmo que possui um contorno parametrizado o qual se move baseado na influência de forças internas e externas. As forças internas são oriundas do próprio contorno. Elas empurram os pontos discretizados pelo contorno uns contra os outros, tentando manter o contorno coeso, ou seja, elas forçam o fechamento do contorno além de evitar oscilações durante a sua extensão. Já as forças externas são extraídas dos dados da imagem e têm a função de atrair o contorno em direção à borda do objeto alvo. Considere o contorno parametrizado por (3), onde  $x(s)$  e  $y(s)$  são as coordenadas ao longo de um contorno  $s$ . O algoritmo tenta minimizar a energia global do contorno que pode ser descrita de acordo com (4).  $E_{con}$  está associada à força do contorno,  $E_{img}$  está associada à força da imagem e por fim  $E_{cur}$  é oriunda da força da curvatura.  $E_{con}$  e  $E_{curv}$  são ligadas às forças internas enquanto  $E_{img}$  é ligada à força externa. Cada força tem um propósito diferente. As próximas sub-seções explicam detalhadamente a importância de cada uma no modelo básico funcional apresentado.

$$v(s) = (x(s), y(s)) \quad (3)$$

$$E = \int_0^1 E_{con} \cdot v(s) ds + E_{img} \cdot v(s) ds + E_{curv} \cdot v(s) ds \quad (4)$$

### 3.1 Força do Contorno

A Figura 10 representa uma curva parametrizada contínua, ou seja, são infinitos pontos formando uma representação contínua. Uma imagem digital, no entanto, consiste em uma representação discreta do número de pontos contidos em um determinado universo. A força do contorno atua sobre a primeira derivada de forma discreta.



**Figura 10.** Representação gráfica da parametrização do contorno.

A derivada de um contorno calculada em  $x_0$  é a declividade da reta tangente ao gráfico de  $y=f(x)$  no ponto  $(x_0, f(x_0))$  como demonstra (5.a). Ela também pode ser representada de acordo com (5.b) [35].

$$m(x_0) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + \Delta x_0) - f(x_0)}{\Delta x} \quad (5.a)$$

$$D_{xy} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{\Delta y}{\Delta x} = \frac{dy}{dx} \quad (5.b)$$

O modelo matemático associado à força do contorno minimiza a primeira derivada, de acordo com (6). A força do contorno força a continuidade do contorno. Ela atua tentando minimizar a distância entre os pontos do contorno. Ela é controlada pelo termo  $a(s)$ . Ajustes neste termo controlam a importância dessa força em relação ao modelo funcional.

$$E_{con} = a(s) \left\| \frac{dv}{ds} \right\|^2 \quad (6)$$

No caso discreto, o modelo matemático associado à força do contorno pode ser implementado de acordo com (7.a), onde  $p_i$  corresponde aos pontos do contorno e  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ . Considerando o teorema euclidiano [36], a distância entre os pontos é dada por (7.b).

$$Econ = \|p_i - p_{i-1}\|^2 \quad (7.a)$$

$$Econ = (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \quad (7.b)$$

A maneira adotada neste trabalho para a representação da força do contorno está de acordo com (8), onde  $d$  é a distância média entre os pontos. Esse modelo considera informações globais sobre o contorno e não apenas a informação local, evitando que ruídos sejam levados em consideração durante o processo, mantendo os pontos em uma distância semelhante, espalhando-os ao longo do contorno.

$$Econ = \bar{d} + (p_i - p_{i-1})^2 \quad (8)$$

## 3.2 Força da Curvatura

A força da curvatura tem como função imprimir maior suavidade ao contorno, evitando oscilações. Imagens côncavas ou convexas geralmente são penalizadas quando o termo  $b(s)$ , visto em (9), sofre aumento.

$$Ecurv = b(s) \left\| \frac{d^2 v}{d^2 s} \right\|^2 \quad (9)$$

O modelo matemático associado à força da curvatura minimiza a segunda derivada, ou seja, controla a taxa de variação da primeira derivada, como demonstra (10), relacionando os pontos  $p_{i+1}$ ,  $p_i$  e  $p_{i-1}$ .

$$Ecurv = \|(p_{i+1} + p_i) - (p_i - p_{i-1})\|^2 \quad (10)$$

A equação acima gera a representação (11.a) que foi adotada neste trabalho, onde  $p_i$  diz respeito aos pontos do contorno. A sua implementação está exposta em (11.b).

$$Ecurv = \|p_{i-1} - 2p_i + p_{i+1}\|^2 \quad (11.a)$$

$$Ecurv = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (11.b)$$

### 3.3 Força da Imagem

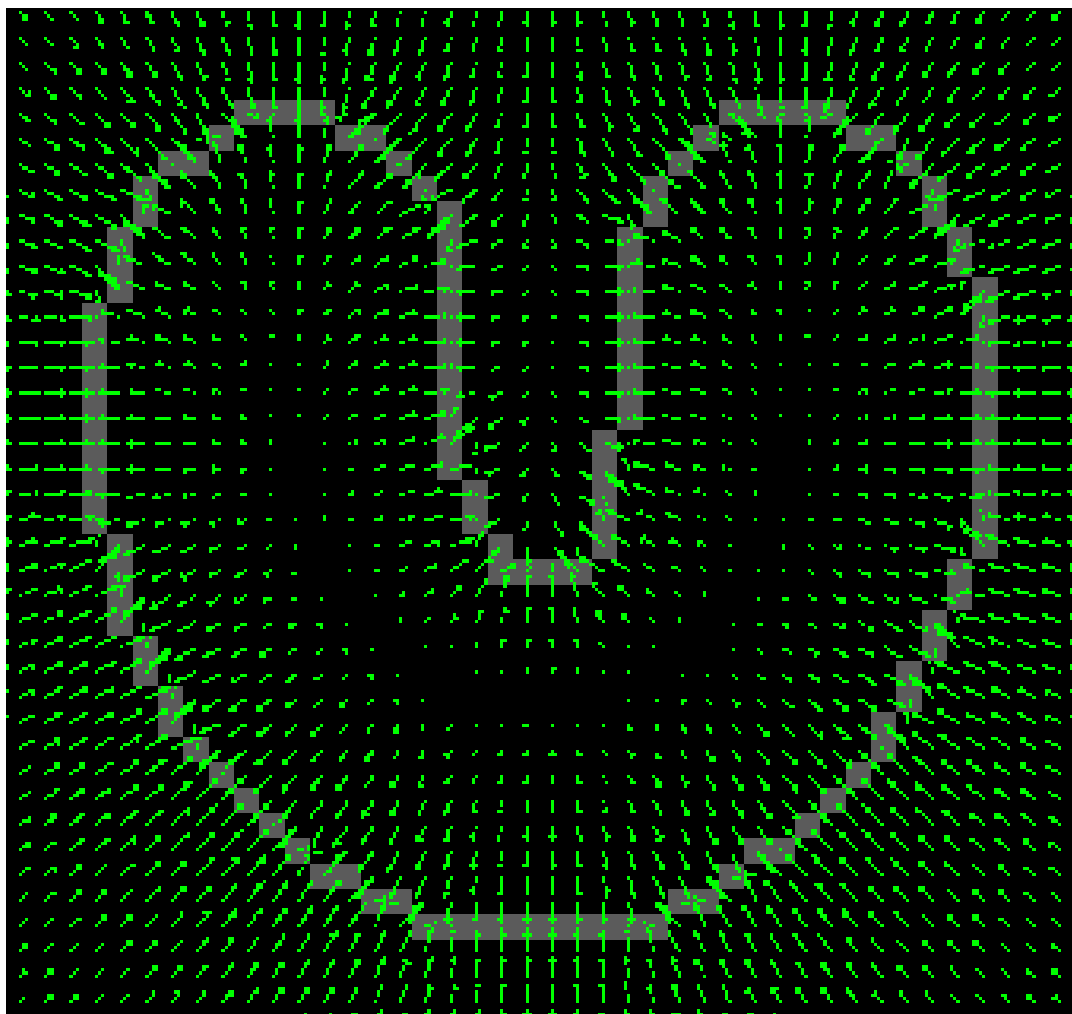
Para tornar o contorno utilizável torna-se necessário que ele seja atraído pela borda do objeto alvo na imagem. O seu modelo matemático associado à força da imagem está exposto em (12). À medida que o contorno se aproxima da imagem, a tendência é que força da imagem diminua, pois  $\nabla I(x, y)$  diz respeito ao gradiente de intensidade da imagem. O termo  $c(s)$  diz respeito à importância associada à essa força em relação ao modelo funcional.

$$E_{img} = -c(s) * \|\nabla I(x, y)\|^2 \quad (12)$$

### 3.4 Modo de Funcionamento do Algoritmo

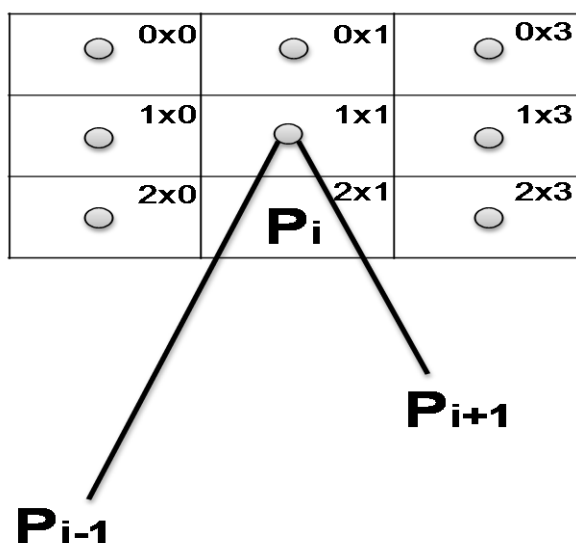
O modelo básico de contornos ativos, proposto por Terzopoulos *et al* [37], gera excelentes resultados quando o contorno tem posição inicial suficientemente próxima à estrutura desejada, porém quando o contorno é iniciado distante do objeto alvo, geralmente o algoritmo não obtém êxito. Essa é um ponto delicado, onde novas implementações e tentativas podem não resolver a questão e gerar novos problemas [38].

O campo de força da imagem é calculado, gerando o GFV (Gradiente do Fluxo de Vetores). Ele é calculado através da transformada direta de fourrier, aplicado ao resultado do algoritmo de detecção de borda, explicado na seção 2.1.3. O GFV é utilizado para conduzir o contorno em direção à borda da estrutura. Nesse momento, o contorno funciona como uma espécie de objeto físico, oferecendo resistência ao ser atraído pelo campo gerado. O campo de forças faz com que o contorno possa ser atraído pelo objeto mesmo sendo iniciado distante da borda da estrutura. A Figura 11 demonstra um GFV em uma imagem a qual possui uma estrutura côncava. O fluxo de vetores condiciona o contorno a se aproximar da borda da imagem.



**Figura 11.** Gradiente do fluxo de vetores.

O contorno possui  $N$  pontos. Eles determinam o formato do contorno. O algoritmo realiza escolhas locais ótimas para cada ponto do contorno, com o intuito de reduzir a energia global. Cada ponto  $P_i$ , onde  $i = 1, 2, 3, \dots, N$ , é movido para a célula de menor energia funcional, dentro da sua matriz de vizinhança. A Figura 12 exemplifica o modo de funcionamento do contorno ativo. O ponto  $P_i$  é um ponto qualquer do contorno,  $P_{i-1}$  e  $P_{i+1}$  são seus pontos anterior e posterior respectivamente.  $P_i$  se localiza no centro da sua matriz de vizinhança de ordem  $3 \times 3$ . Neste exemplo, a célula que minimiza com maior intensidade a energia funcional, em relação à força do contorno, está na posição  $2 \times 1$ , considerando a célula inicial na localização  $0 \times 0$ . Logo, na iteração seguinte  $P_i$ , a depender da força do contorno, será movido da posição  $1 \times 1$  para a posição  $2 \times 1$ , na tentativa de torná-lo mais coeso. A matriz de vizinhança de  $P_i$  também acompanhará esse deslocamento.



**Figura 12.** Modelo de funcionamento do algoritmo de contornos ativos.

## 3.5 Modelo Proposto

Grande parte dos contornos ativos propostos necessitam de uma quantidade mínima de pontos, além disso, o contorno inicial deve estar relativamente próximo à borda do objeto para ocorrer a atração através do GFV que apesar de minimizar esse problema não consegue solucioná-lo por completo. O trabalho exposto propõe uma discretização espacial dinâmica, não sendo necessária, então, uma quantidade mínima de pontos para o início do algoritmo. Um contorno inicial dinâmico, mesmo que afastado da borda, consegue ser atraído pelo GFV. Para isso o modelo proposto gera uma quarta força, a força *balloon* e propõe a inserção e remoção dinâmica de pontos.

### 3.5.1 Força *Balloon*

A força *Balloon* proposta por Cohen [39] apresenta uma dinâmica a qual permite que o contorno “murche” em relação ao seu centro. Isso possibilita que o contorno inicial possa estar relativamente distante do objeto alvo. Se a força *balloon*, for muita intensa em relação ao modelo de energia funcional, pode ser que o contorno não consiga se aderir à borda do objeto alvo e termine sendo atraído demasiadamente ao seu centro dinâmico. Para evitar esse tipo de situação, é



necessário um ajuste não só no peso associado à força *balloon*, denominado  $d(s)$ , com também em  $a(s)$ ,  $b(s)$  e  $c(s)$  descritos em 03.1, 03.2 e 3.3 respectivamente.

### 3.5.2 Inserção e Remoção Dinâmica de Pontos

A cada iteração ocorre inserção ou remoção de pontos no contorno, a depender da distância entre os pontos adjacentes. Esse tratamento é necessário como forma de evitar que dois pontos vizinhos do contorno se aproximem demasiadamente e o contrário também, dois pontos adjacentes se afastem diminuindo a coesão do contorno. Ruídos, no entanto, podem fazer com que o contorno leve em consideração informações locais e se torne impreciso. A solução proposta para esse tipo de situação está descrita na seção 2.1.2, onde apenas o objeto alvo permanece na imagem e todos os ruídos recebem o valor do *background*. O modelo funcional proposto está de acordo com (13), onde  $E_{bal}$  está associada à força *balloon*.  $E_{con}$ ,  $E_{img}$  e  $E_{curv}$  estão descritas nas seções 03.1, 03.2 e 3.3 respectivamente.

$$E = \int_0^1 E_{con}.v(s)ds + E_{img}.v(s)ds + E_{curv}.v(s)ds + E_{bal}.v(s)ds \quad (13)$$

# Capítulo 4

## Metodologia Proposta

A metodologia proposta é subdividida em 6 etapas. São elas: Leitura da imagem, questionário sobre a imagem, contorno inicial, pré-processamento, contornos ativos e por fim o relatório de auxílio ao diagnóstico. O sistema proposto, foi desenvolvido em C/C++ já que uma das metas é tornar o diagnóstico, através de imagens, mais rápido. C/C++ apresentam, em média, um desempenho melhor que grande parte das linguagens atuais, como Java [40].

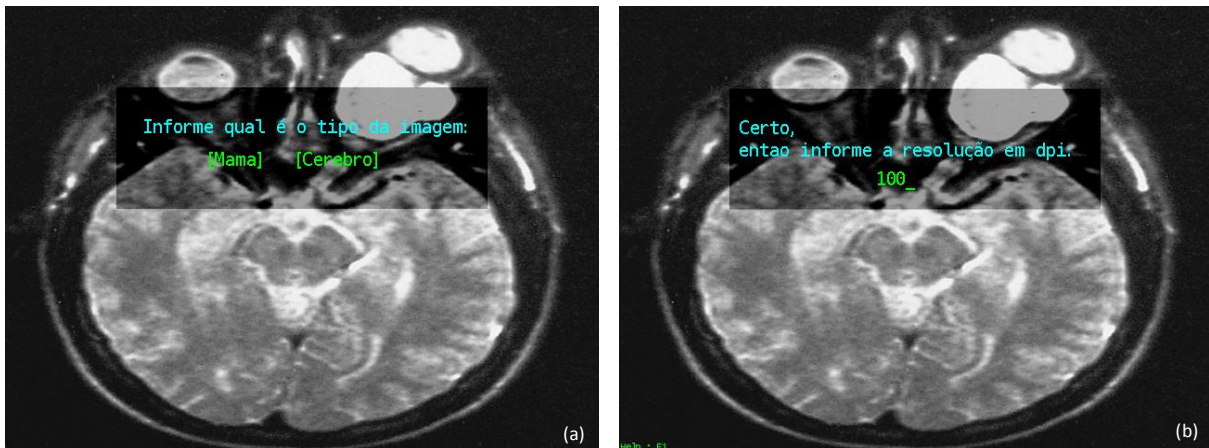
### 4.1 Leitura da Imagem

A imagem alvo é carregada através da biblioteca *open source* CImg [41]. Observe o código abaixo. Nele uma variável para manipulação, do tipo CImg, denominada *image*, é carregada com a imagem do arquivo "Optic\_glioma.bmp". A variável *image*, logo, conterá a mesma disposição, a mesma quantidade de canais e mesma cor dos pixels da imagem lida. Os canais da imagem serão explicados na seção 4.4.

```
CImg<unsigned char> image("Optic_glioma.bmp");
```

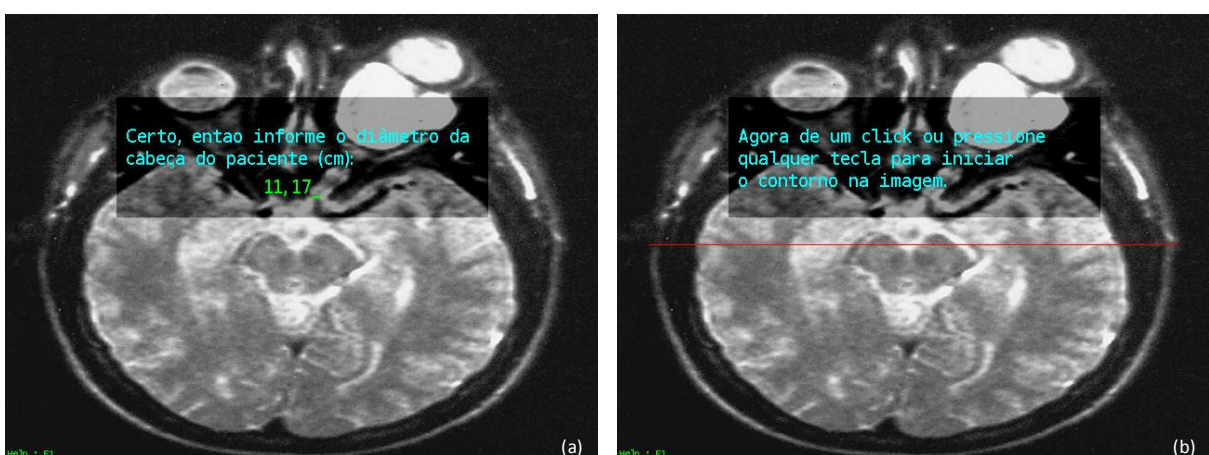
### 4.2 Questionário sobre a Imagem

O algoritmo antes de ser iniciado necessita identificar alguns aspectos. A Figura 13 (a) demonstra a interface inicial do sistema. O usuário, através do *mouse*, irá informar se a imagem oferecida se trata de um caso de mama ou de cérebro. O próximo passo é a requisição quanto à resolução da imagem, em dpi, como ilustra a Figura 13 (b). Esse dado é necessário no sentido de averiguar quantos centímetros correspondem a cada pixel da imagem em questão. Essa relação é importante para o cálculo, em cm, da deformidade a ser identificada, na escala de pixels, na imagem.



**Figura 13.** Questionário do sistema, através de interface gráfica interativa.

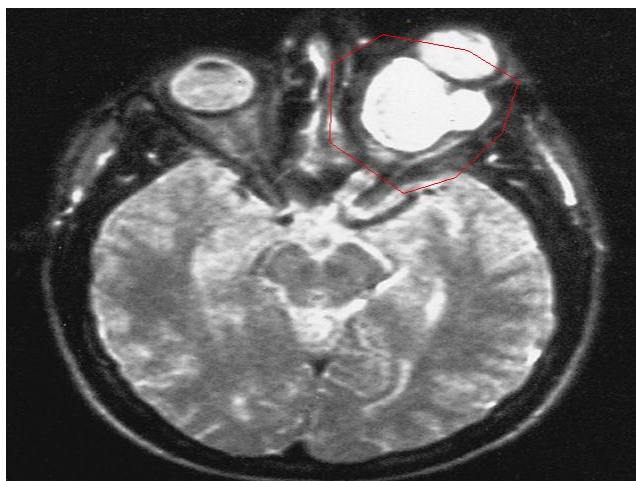
No caso de imagens de cérebro, o usuário, caso não saiba a resolução, deve inserir o diâmetro da cabeça do paciente, em cm, como ilustra a Figura 14 (a) e em seguida marcar a extensão dela na imagem, observe a Figura 14 (b). O diâmetro é inserido através de uma linha de cor vermelha. Apesar de ser um método menos preciso em relação ao cálculo baseado na resolução em dpi, ele permite que imagens as quais não haja certeza sobre sua resolução possam ser utilizadas pelo sistema proposto. A imprecisão desse método se dá no fato de que os pontos limítrofes do diâmetro do crânio do paciente são inseridos manualmente pelo usuário, reduzindo assim a precisão computacional que o sistema oferece em relação ao cálculo do tamanho da deformidade.



**Figura 14.** Opção oferecida ao usuário caso não saiba a resolução da imagem, em dpi.

### 4.3 Contorno Inicial

Após o questionário sobre a imagem, o usuário terá que construir o contorno inicial através de seqüenciais segmentos de retas, inseridos através do *mouse*, formando uma figura poligonal inicial, delimitando assim a região da deformidade. A Figura 15 e a Figura 17 (a) demonstram um contorno inicial dinâmico de deformidades. O contorno inicial também tem a função de determinar qual será a região a ser considerada pelo pré-processamento do sistema. Essa área é delimitada através das coordenadas  $(x,y)$  máximas e mínimas do contorno inicial. Isso quer dizer, regiões possuindo coordenadas menores ou maiores do que  $x$  e  $y$  não serão consideradas pelo algoritmo.

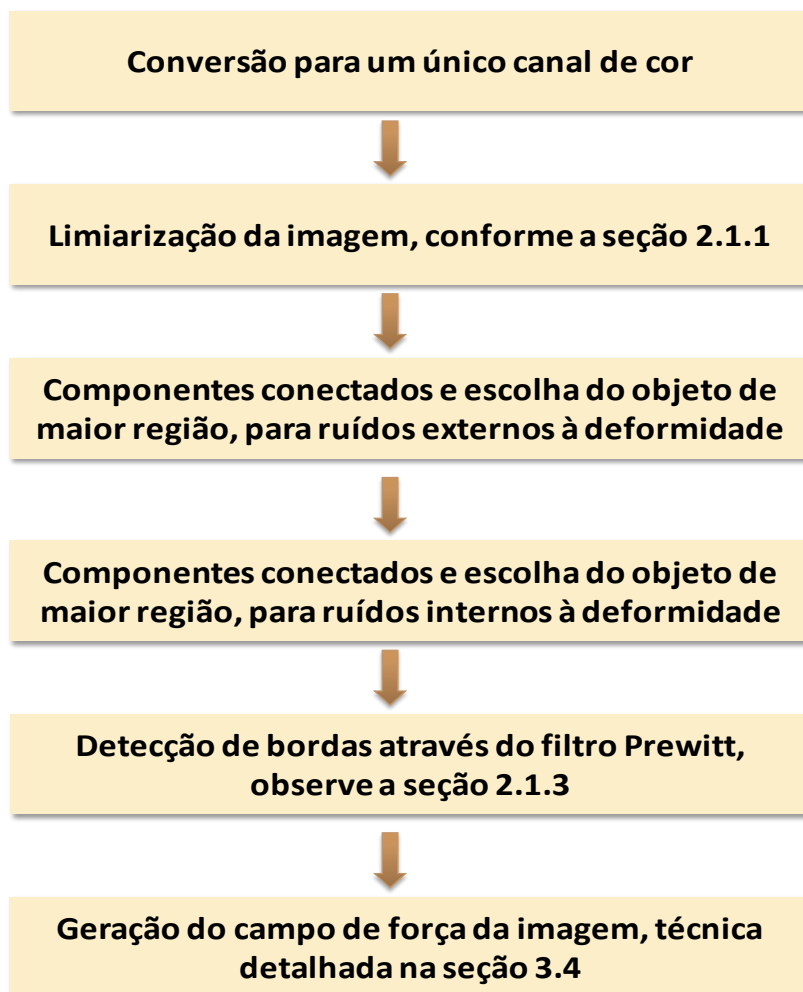


**Figura 15.** Contorno inicial construído dinamicamente pelo usuário, através do *mouse*.

### 4.4 Pré-Processamento

O fluxo de pré-processamento é dividido em 6 etapas. A Figura 16 e a Figura 17 mostram em detalhes como é a seqüência de passos proposta. Inicialmente cada pixel, carregado através da imagem original, é composto por 3 canais (valores). São eles, R, G e B correspondente as cores vermelha, verde e azul respectivamente. O sistema proposto necessita de um único canal, logo, uma nova imagem é gerada através do cálculo da luminância de cada pixel da imagem original, de acordo com (14):

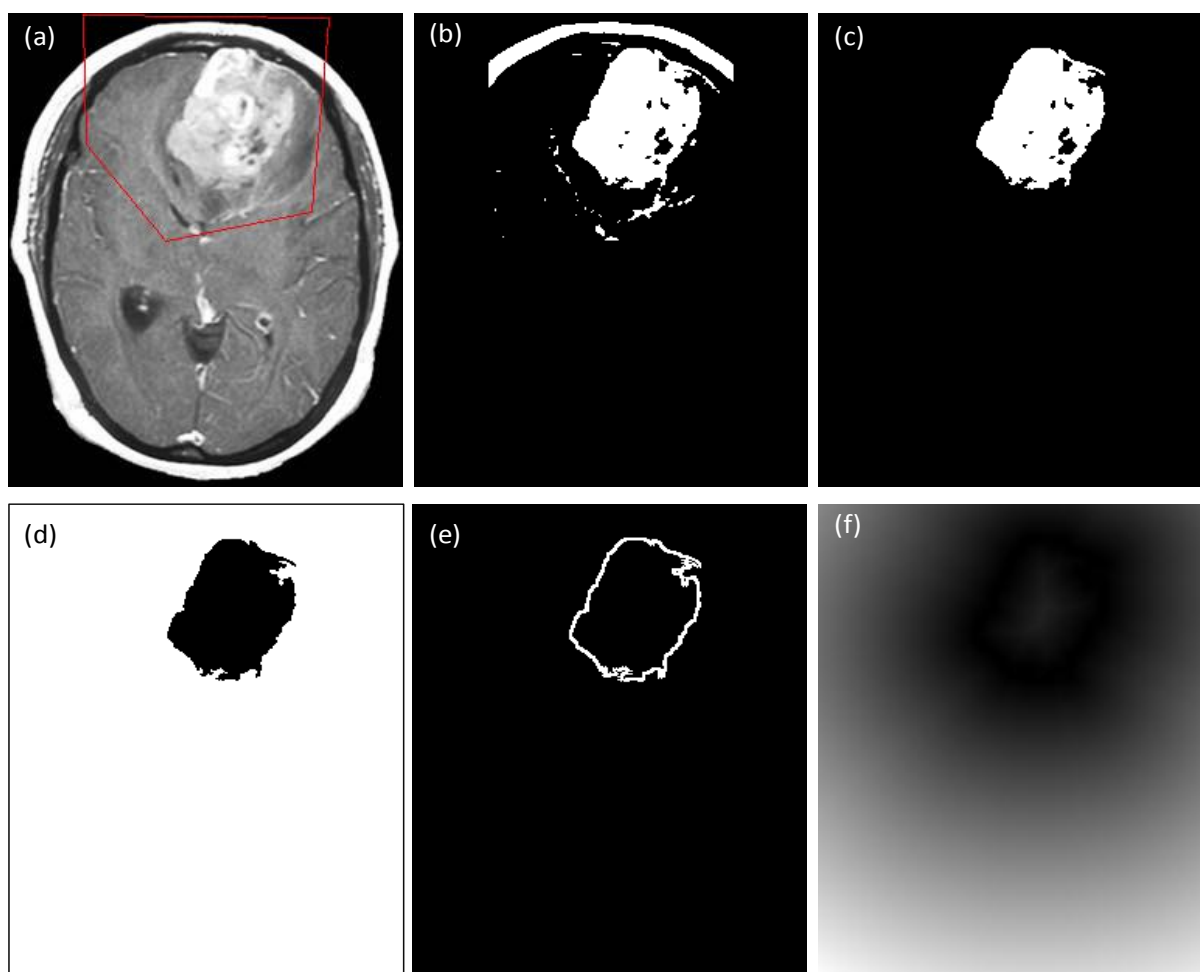
$$I(x, y) = 0,176 * R(x, y) + 0,81 * G(x, y) + 0,011 * B(x, y) \quad (14)$$



**Figura 16.** Fluxo do pré-processamento proposto pelo sistema.

A segunda etapa diz respeito à limiarização da imagem, conforme a seção 2.1.1. O limite  $T$  é escolhido através do histograma cumulativo da região selecionada da imagem  $I$ . Essa região selecionada é obtida através do contorno inicial. Em casos de cérebro e mamografia o limite  $T$  corresponde a 75% do histograma cumulativo, já em casos de ultra-sonografia de mama o valor é de 30%. A Figura 17 (b) demonstra a limiarização da região selecionada da Figura 17 (a). A limiarização em imagens de ultra-sonografia se dá no sentido inverso ao exposto em (1), ou seja, pixels com valores maiores que  $T$  recebem 0 (preto) e os de valores menores ou iguais a  $T$  recebem 255 (branco). O tumor em imagens oriundas de ultra-som apresenta aspecto escuro, logo para garantir a robustez do fluxo proposto é necessário que ele ganhe uma aparência esbranquiçada.

Na terceira fase o algoritmo de componentes conectados é aplicado a imagem resultante da etapa 2. Em seguida o objeto de maior região, ou seja, com maior número de pixels adjacentes de mesma legenda é escolhido. Todos os demais objetos recebem o valor do *background*, conforme a seção 2.1.2. A Figura 17 (c) exibe o resultado da terceira fase do pré-processamento. No quarto estágio a imagem resultante da terceira fase é invertida, ou seja, os pixels de cor branca recebem a cor preta e os de cor preta recebem branco. Em seguida a mesma técnica utilizada na terceira fase, volta a ser aplicada. O objeto de maior região passa a ser então o *background* e todos os demais recebem a cor da deformidade (preto). A Figura 17 (d) demonstra o resultado do quarto estágio. No quinto estágio o filtro Prewitt é aplicado ao resultado da quarta etapa, observe a Figura 17 (e) e observe a seção 2.1.3. Por fim, o campo de força da imagem é gerado. Essa técnica está detalhada na seção 03.4 e seu efeito por ser visto na Figura 17 (f).



**Figura 17.** Pré-processamento do sistema.

## 4.5 Algoritmo Contornos Ativos

O algoritmo de contornos ativos irá atuar sobre a imagem resultante do pré-processamento do sistema (para maiores detalhes sobre a técnica releia o capítulo 3). Os pesos  $a(s)$ ,  $b(s)$ ,  $c(s)$  e  $d(s)$  possuem os valores 0,5; 1,5; 5 e 9 respectivamente. Esses termos foram apresentados em (8), (9), (12) e na seção 3.5.1. Eles foram otimizados através de simulações exaustivas, onde cada um assumia valores de 0 a 10, em intervalos de 0,5. As seções 05.3 e 06.3 demonstram a atuação da técnica de contornos ativos sobre casos de cérebro e mama respectivamente.

## 4.6 Relatório de Auxílio ao Diagnóstico de Câncer de Mama e Doenças Intracranianas

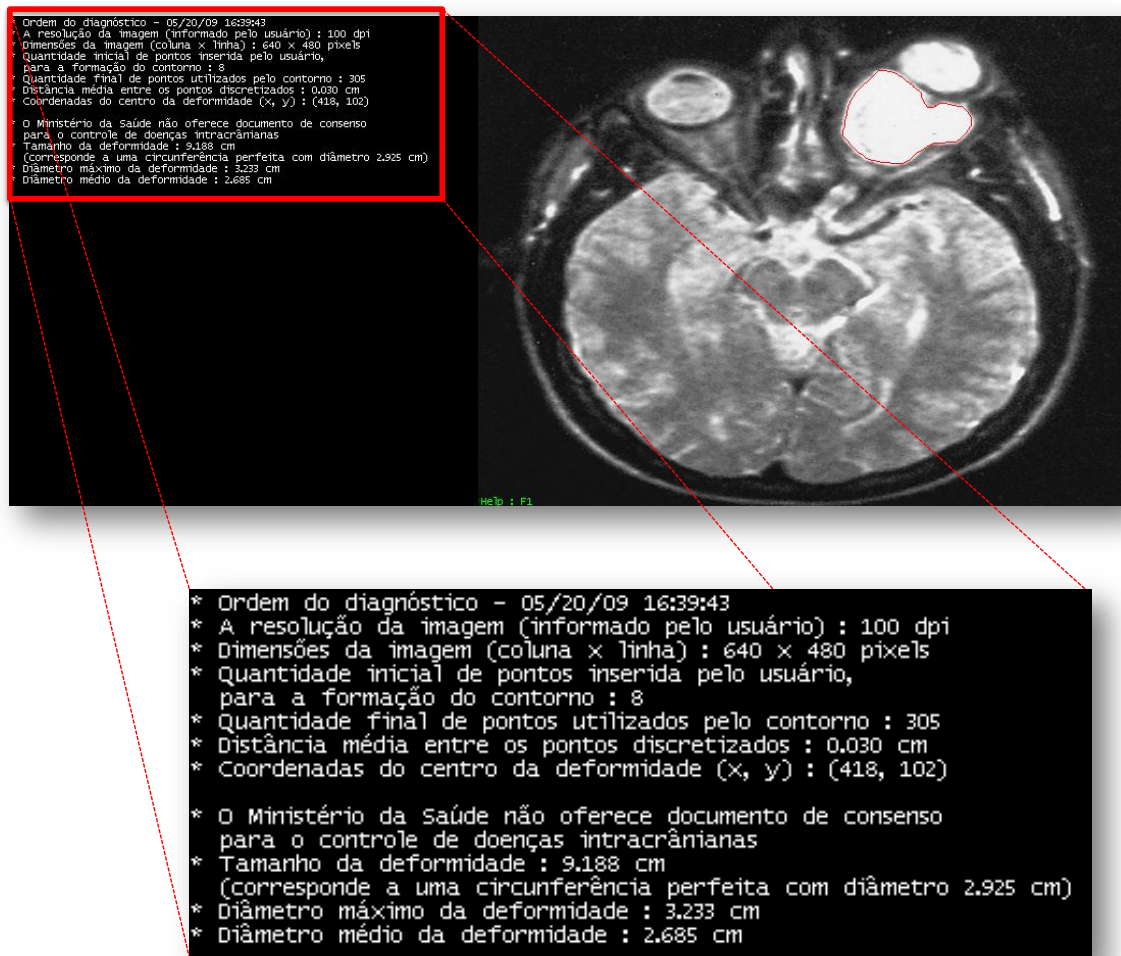
O sistema é incumbido de gerar um relatório de auxílio ao diagnóstico para a deformidade alvo. Eles é composto por 9 itens:

- Dia e hora e ordem do diagnóstico: dia e hora do diagnóstico, extraídos do sistema operacional e a quantidade de vezes que a função diagnóstica foi requisitada pelo usuário.
- A resolução da imagem: a resolução da imagem, em dpi, informada pelo usuário.
- Dimensões da imagem: largura e altura da imagem. O limite máximo estabelecido é de 1024x1024. Caso as dimensões da imagem sejam maiores do que a resolução da tela do computador é necessário um recorte na imagem ou então o ajustamento da resolução do computador.
- Quantidade inicial de pontos inserida pelo usuário: para a formação do contorno inicial é necessária a inserção de alguns pontos demarcando a região da deformidade a ser investigada, releia a seção 4.3.

- Quantidade de pontos discretizados utilizados pelo contorno: quantidade final de pontos utilizados pelo contorno para demarcar as bordas da deformidade alvo.
- Distância média entre os pontos: distância média euclidiana entre os pontos adjacentes do contorno final.
- Coordenadas do centro do tumor (x, y): Coordenadas da imagem referentes ao centro do contorno formado pelo algoritmo.
- Informação: Em imagens de crânio o sistema informa que o Ministério da Saúde não oferece documento de consenso para o controle de doenças intracranianas. Já se a imagem for uma mama o sistema deve informar que o documento de consenso para o controle do câncer de mama do Ministério da Saúde recomenda que o diâmetro do tumor tenha mais que 3 cm para a realização da cirurgia de mastectomia.
- Tamanho do tumor: Somatório da distância euclidiana entre os pontos adjacentes do contorno final. Além disso, o sistema deve oferecer o diâmetro correspondente a uma circunferência perfeita de mesmo comprimento do tamanho do tumor.
- Diâmetro máximo da deformidade: Distância máxima entre dois pontos do contorno.
- Diâmetro médio da deformidade: Média das distâncias máximas entre os pontos do contorno.

Os 3 últimos itens da função diagnóstica serão melhores explicados na seção 05.3, juntamente com a análise da importância de cada um. A Figura 18 mostra o aspecto visual do sistema ao emitir a função diagnóstica. O zoom apresenta, em detalhe, todos os itens que foram explicados.





**Figura 18.** Relatório de auxílio ao diagnóstico.

# Capítulo 5

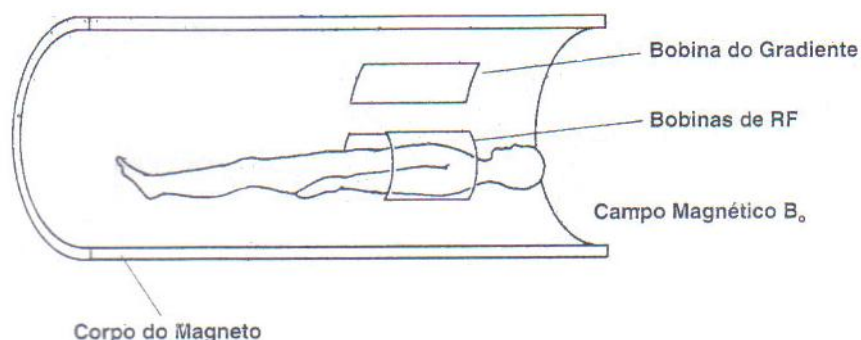
## Doenças Intracranianas

Segundo a OMS, fatores como a obesidade, o sedentarismo e o tabagismo influenciam boa parte das doenças intracranianas [4]. O método menos suscetível a erros no diagnóstico dessas anomalias são os procedimentos de imageamento do crânio. Os mais usuais são a ressonância magnética e a tomografia computadorizada.

### 3.4 Ressonância Magnética

O corpo humano é composto por 70% de água ( $H_2O$ ), onde os núcleos de hidrogênio são constituídos apenas de um próton, partícula carregada positivamente, possuindo um movimento rotacional denominado *spin*. Os núcleos de hidrogênio, no corpo humano, giram de modo aleatório, sem uma orientação definida [42]. Quando submetidos a um campo magnético, no entanto, os núcleos de hidrogênio se alinham de acordo com o campo. Obtendo, desta forma, sentido e orientação rotacional aos átomos de hidrogênio. Após o estímulo, os *spins* retornam à posição inicial, liberando energia sob a forma de ondas de radiofrequência, as quais são captadas pelas antenas receptoras e combinadas podem gerar uma imagem [30].

A Figura 19 apresenta um sistema de RM. O sistema é composto por um cilindro magnético com um diâmetro interno suficientemente grande para aceitar o corpo humano, o qual forma um campo magnético externo ao longo do eixo do corpo. Já as bobinas do gradiente formam um outro campo magnético menor que o formado pelo cilindro. Estes dois campos em conjunto formam um campo externo final  $B_0$ . Por fim, as bobinas de RF (Radiofrequência) fornecem potência para movimentar os *spins*.



**Figura 19.** Visão esquemática de um paciente no interior das bobinas de um aparelho de ressonância magnética.

## 5.2 Tomografia Computadorizada

A tomografia computadorizada permite a análise de estruturas internas do corpo humano, através da sensibilidade dos detectores de Raios-X [42]. O tomógrafo, em regra geral, oferece a possibilidade de reconstrução das imagens da lesão, reagrupando-os. A Figura 20 demonstra um exame de tomografia computadorizada.



**Figura 20.** Exame de tomografia.

O profissional examinador precisa, freqüentemente, escolher qual o melhor procedimento de imageamento para a avaliação neurológica de determinado paciente. As tecnologias mais empregadas são ultra-sonografia, radiografia, TC

(Tomografia Computadorizada) e RM. A ultra-sonografia é limitada a neonatos e lactentes, devido à espessa calota craniana no adulto. A radiografia do crânio, apesar de ser utilizada em grande parte dos hospitais de Pernambuco, é uma técnica insensível e inespecífica, portanto não tem mais qualquer papel importante na avaliação diagnóstica dos pacientes com suspeita de doença neurológica [30]. Já a RM é a técnica preferida para a avaliação diagnóstica da maioria dos pacientes com doença neurológica. A RM não oferece perigo da radiação que envolve a TC, além do mais, a RM é superior à TC no estudo da fossa posterior e nas lesões da junção craniovertebral [43]. Em algumas doenças neurológicas como o infarto cerebral agudo, o RM é preferido em relação à TC, pois este disponibiliza resultados mais rapidamente [30]. A seção seguinte utiliza imagens de TC e RM do crânio para a análise dos resultados alcançados pelo sistema proposto.

### 5.3 Resultados para Doenças Intracranianas

O modelo proposto tem como objetivo detectar o tamanho e o formato da deformidade alvo no cérebro. O formato serve para auxiliar o diagnóstico da possível doença intracraniana apresentada pelo paciente, por exemplo, tumores geralmente possuem formato arredondado e bordas bem definidas. Já o tamanho também é de extrema importância para o diagnóstico, principalmente em casos de tumores cerebrais. Através do tamanho pode ser feitas inferências sobre o tempo de surgimento do tumor. Ele também serve de parâmetro para averiguar se o paciente suportará uma provável cirurgia de extração. A detecção da borda da deformidade é alcançada através do somatório da distância euclidiana entre os pontos do contorno discretizados dinamicamente no espaço, como demonstra (15.a), onde  $p$  diz respeito a cada ponto do contorno e  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ . A equação 15.a também pode ser expressa de acordo com (15.b). As variáveis  $x$  e  $y$  são inerentes as coordenadas de cada ponto  $p$ .

$$T_{tumor} = \sum_{i=1}^N \|p_i - p_{i-1}\|^2 \quad (15.a)$$

$$T_{tumor} = \sum_{i=1}^N (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \quad (15.b)$$

Como o Ministério da Saúde não oferece documento de consenso para o controle de doenças intracranianas o profissional examinador pode optar pelo comprimento como sendo o fator para a determinação do tamanho da deformidade encontrada. O sistema proposto, no entanto, oferece outros parâmetros para que o médico possa ter mais subsídios para a formação do diagnóstico, são eles:

- diâmetro correspondente a uma circunferência perfeita de mesmo comprimento do tamanho da deformidade;
- diâmetro máximo da deformidade;
- diâmetro médio da deformidade.

O primeiro parâmetro é alcançado através da simples divisão do tamanho do tumor, demonstrado em (15), pela constante  $\Pi \cong 3,14$ , observe (16). Esse parâmetro é importante principalmente em casos de tumores cerebrais, já que eles geralmente possuem formato circular, logo a analogia com uma circunferência perfeita.

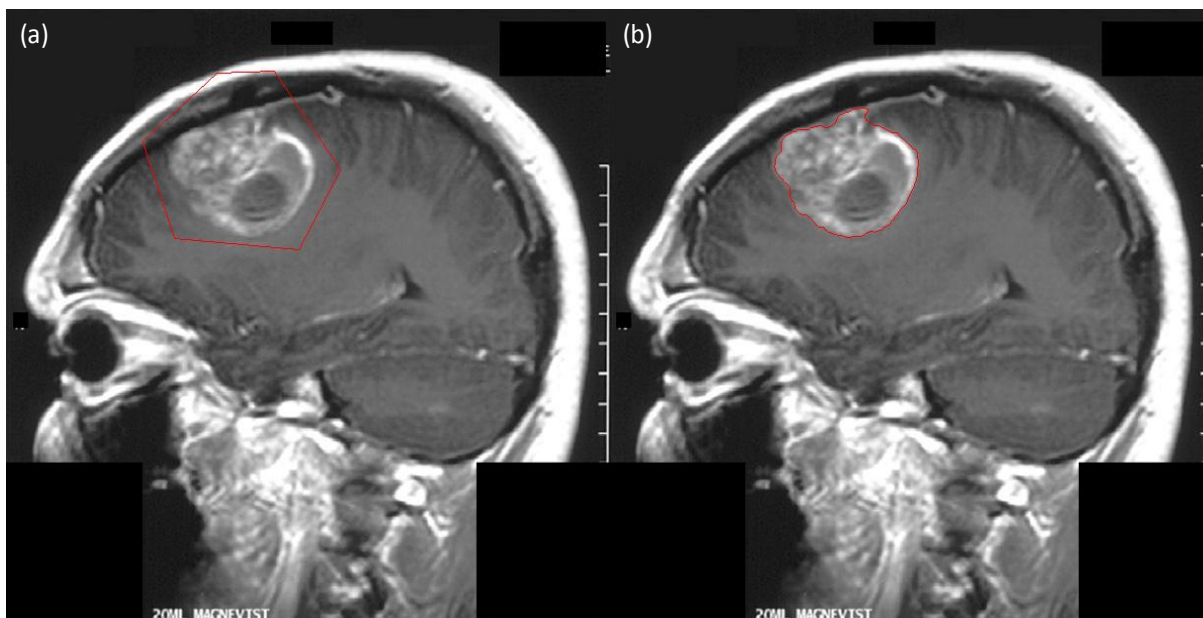
$$diam_{Circunf} = \frac{T_{tumor}}{\Pi} \quad (16)$$

O segundo parâmetro é obtido através da varredura de todos os pontos do contorno, buscando a maior distância entre dois deles. Já o terceiro parâmetro é atingido através do seguinte método. Um ponto inicial  $p_i$  é fixado, a partir dele é calculada a distância euclidiana para todos os demais pontos do contorno  $p_{i+1}, p_{i+2} \dots p_{i-1}$ . A maior distância alcançada é denominada distância máxima local de  $p_i$ . O mesmo procedimento é repetido para todos os outros pontos. O diâmetro médio da deformidade é simplesmente a média aritmética dos diâmetros máximos locais de todos os pontos do contorno.

Os resultados do sistema proposto para casos de doenças intracranianas são demonstrados da Figura 21 à 26. Essas imagens foram adquiridas pela internet [44] no sentido de validar o projeto. A resolução da imagem foi estabelecida em 100 dpi

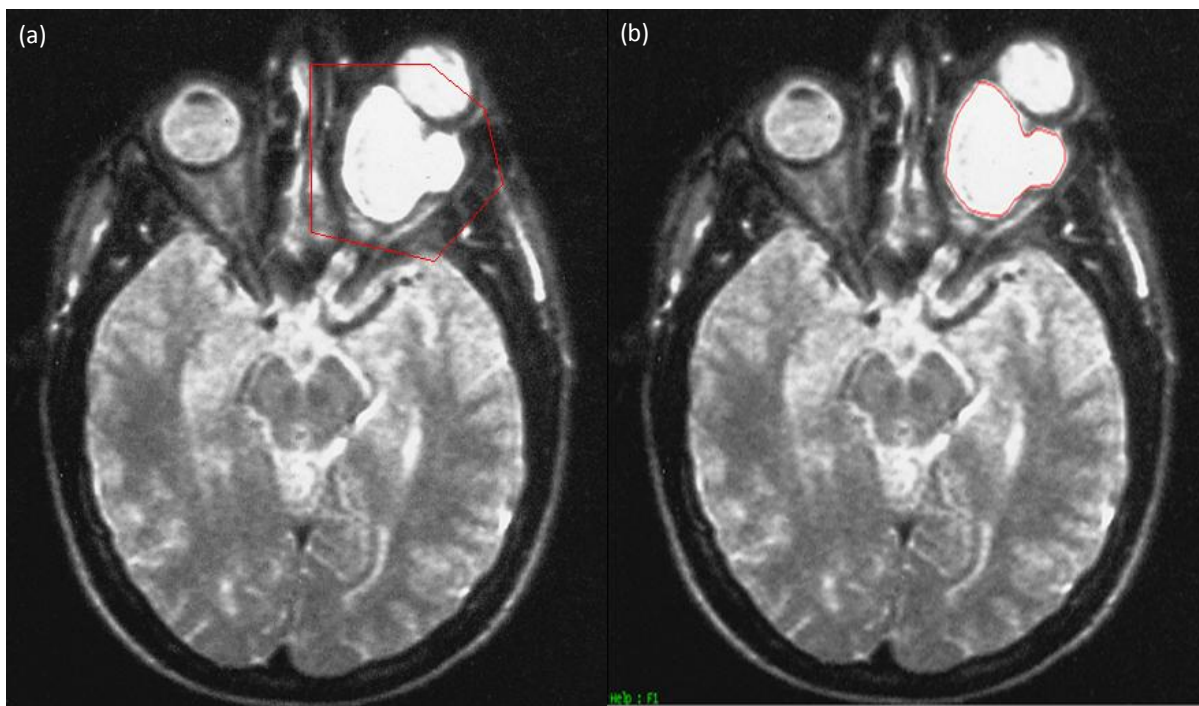
para todos os casos, já que o local não disponibiliza essa informação. Com alguns pontos inseridos dinamicamente pelo usuário foi possível a construção de um contorno eficaz delimitando a borda da deformidade, na maioria dos casos. A Tabela 1 demonstra um relatório de auxílio ao diagnóstico para todas as variações estudadas. A limiarização da imagem, proposta na seção 4.4, não foi eficiente na maioria das vezes, necessitando de alguns ajustes manuais com o intuito de não haver perda nem sobrecarga de informação, com o objetivo de não prejudicar o restante do fluxo do sistema. Mesmo com o ajuste manual em alguns casos houve ainda resultados ineficientes, pelo fato de não haver um único limite  $T$  que seja eficaz para toda a região selecionada. Algumas técnicas as quais limiarizam a imagem baseada em quadrantes foram testadas, como o Otsu [28]. Seus resultados, no entanto, foram bem inferiores ao modelo proposto.

A Figura 21 (a) demonstra um contorno inicial com apenas 6 pontos, delimitando a região de um tumor bastante agressivo denominado glioblastoma. A Figura 21 (b) exhibe o resultado alcançado pelo sistema delimitando de forma eficiente a borda da deformidade, sem a necessidade de ajuste no modelo de limiarização proposto.



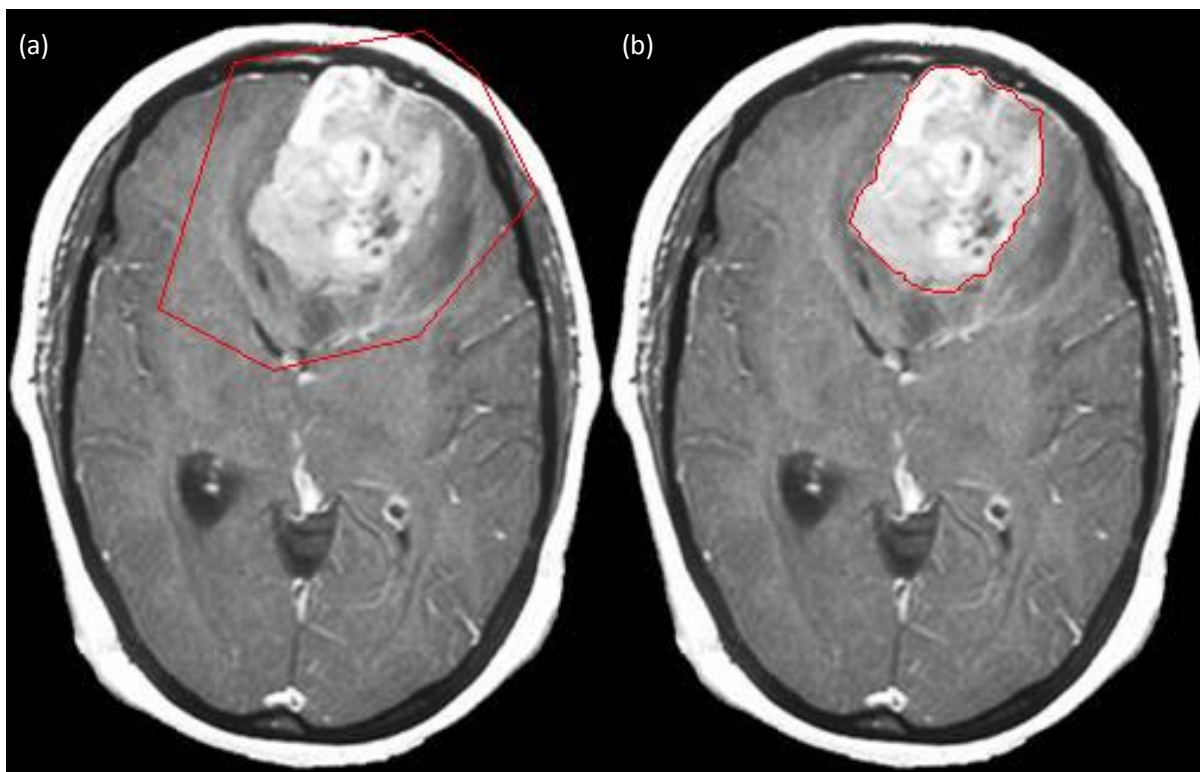
**Figura 21.** Atuação do sistema proposto em um tumor conhecido como glioblastoma.

A Figura 22 (a) e (b) demonstram a atuação do sistema em um tumor conhecido como glioma óptico. O sistema, assim como o caso anterior, funcionou de forma eficaz sem a necessidade de qualquer ajuste.

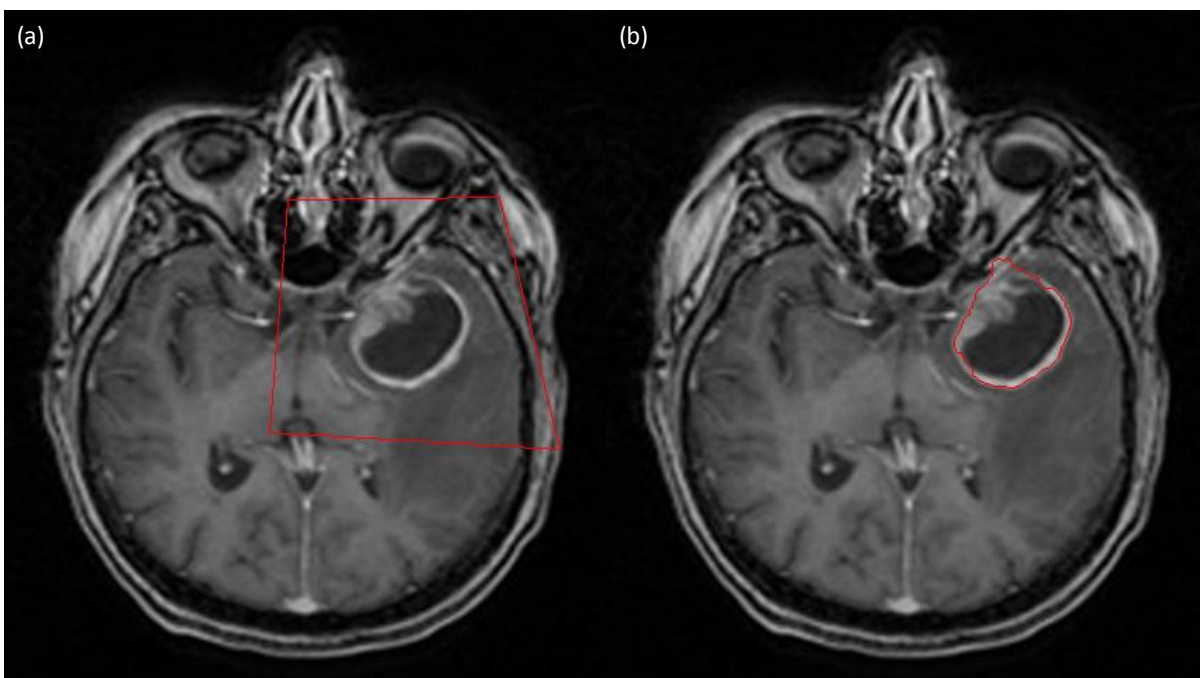


**Figura 22.** Atuação do sistema proposto em um tumor óptico.

Todos os demais casos analisados a seguir para doenças intracranianas necessitaram de ajustes manuais no modelo de limiarização da imagem. A Figura 23 (a) e (b) demonstram o contorno inicial e final, respectivamente, envolvendo outro caso de glioma. O sistema atuou com eficácia sobre o tumor segmentando-o do restante da imagem e dando subsídios para que o profissional examinador possa planejar com maior exatidão a doença em questão, através do relatório presente na Tabela 1. A Figura 24 (a) e (b) demonstram outro caso de tumor. O contorno final não conseguiu segmentar com eficiência a anomalia de uma estrutura óssea, no lado esquerdo do crânio. A Figura 25 (a) e (b) exibem outro tipo de tumor denominado Ependymoma. O sistema não conseguiu segmentar completamente o tumor do restante do crânio. Por fim a Figura 26 (a) e (b) demonstram o sistema atuando sobre um caso de AVC. O resultado foi excelente comprovando a qualidade do projeto proposto.

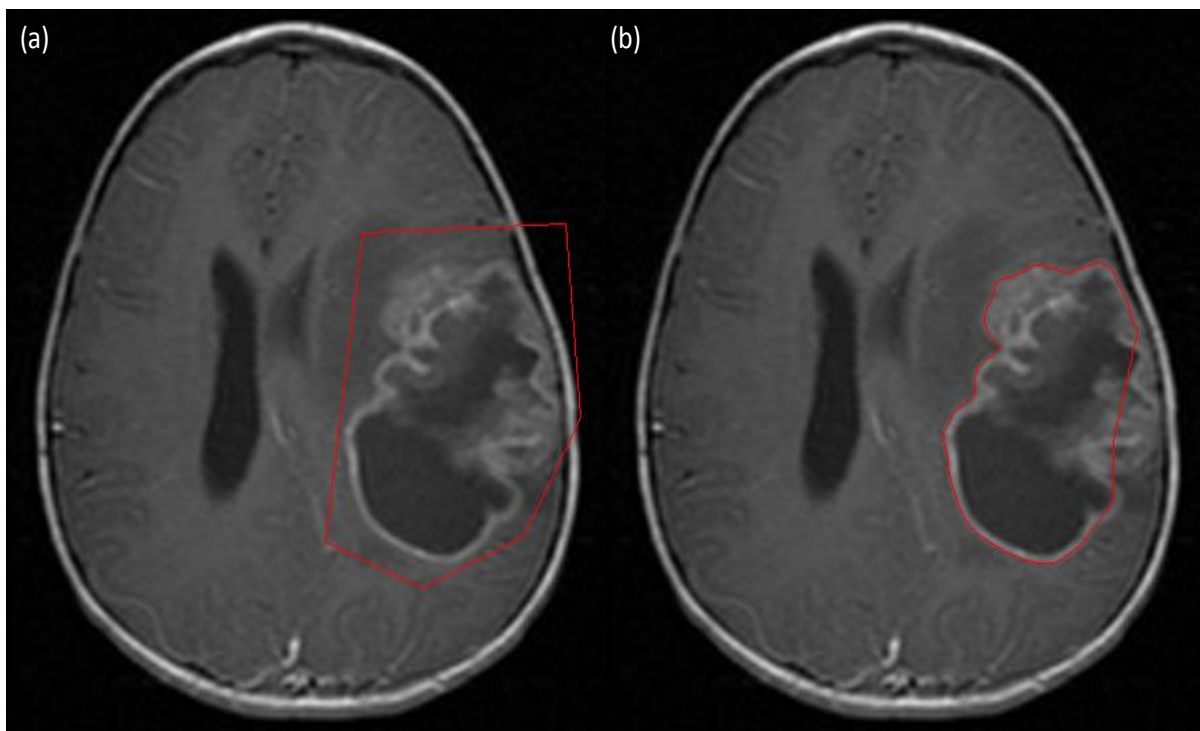


**Figura 23.** Atuação, com sucesso, do sistema sobre um tumor craniano denominado glioma.

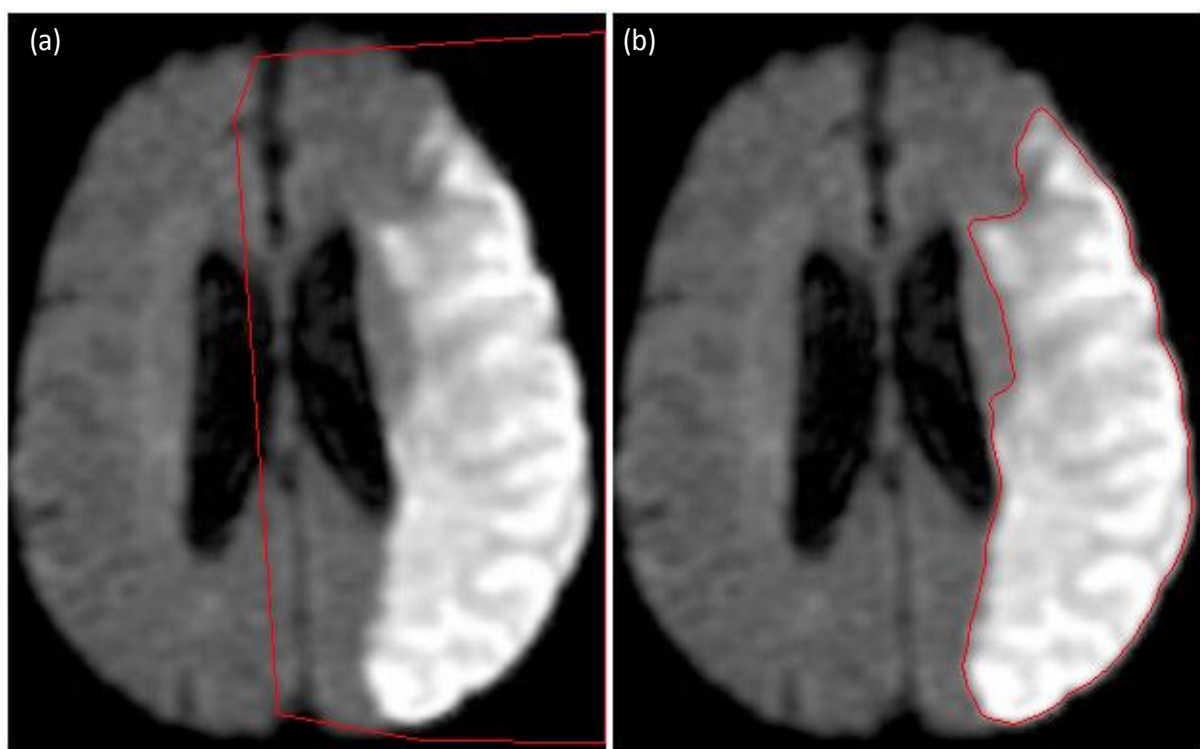


**Figura 24.** Atuação do sistema em um caso de tumor.





**Figura 25.** Atuação do sistema sobre um tumor denominado Ependymoma.



**Figura 26.** Caso de AVC onde o sistema proposto obteve resultado excelente.

A seguir está o relatório de auxílio ao diagnóstico para todos os casos vistos sobre doenças intracranianas. Os atributos estão representados através de legenda na Tabela 1.

Atributos:

1. Caso estudado.
2. Dimensões da imagem (coluna x linha).
3. Quantidade inicial de pontos inserida pelo usuário, para a formação do contorno.
4. Quantidade final de pontos utilizados pelo contorno.
5. Distância média entre os pontos discretizados (cm).
6. Coordenadas do centro da deformidade (x, y).
7. Tamanho da deformidade (cm).
8. Deformidade equivalente a uma circunferência perfeita de diâmetro (cm).
9. Diâmetro máximo da deformidade (cm).
10. Diâmetro médio da deformidade (cm).

**Tabela 1.** Relatório de auxílio ao diagnóstico para casos de doenças intracranianas.

Atributos	Valores					
	Figura 21 (a)(b)	Figura 22 (a)(b)	Figura 23 (a)(b)	Figura 24 (a)(b)	Figura 25 (a)(b)	Figura 26 (a)(b)
1	612 x 599	442 x 512	254 x 325	430 x 480	450 x 470	313 x 369
2	6	6	7	4	7	7
3	277	183	247	241	152	198

5	0,041	0,041	0,030	0,031	0,094	0,094
6	(242, 156)	(290, 105)	(145, 70)	(290, 226)	(330, 256)	(234, 195)
7	11,447	7,567	7,466	7,356	14,322	18,554
8	3,644	2,408	2,370	2,342	4,559	5,906
9	3,713	2,523	2,429	2,366	5,076	7,704
10	3,325	2,243	2,203	2,139	4,324	5,998

# Capítulo 6

## Tumores de Mama

O câncer de mama atinge, sobretudo, os grupos populacionais de riscos elevados, definidos abaixo:

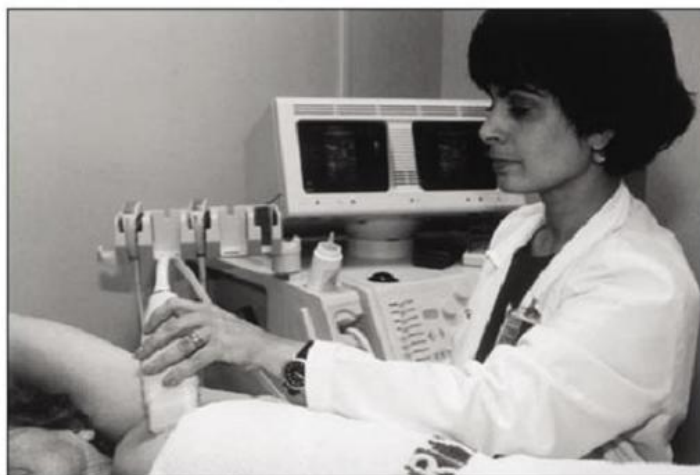
- Mulheres com procedência familiar, onde pelo menos um parente de primeiro grau (mãe, irmã ou filha) teve o câncer de mama detectado;
- Mulheres com histórico familiar de câncer de mama masculino;
- Mulheres as quais tiveram diagnosticado algum tipo de lesão mamária.

Além da inclusão em algum grupo de risco, fatores como a obesidade e o tabagismo aumentam consideravelmente as chances da mulher adquirir o câncer de mama. A detecção do câncer, de forma prévia, é de fundamental importância, para o planejamento do tratamento da neoplasia. Há basicamente três formas para a detecção do câncer: o exame clínico, a ultra-sonografia e a mamografia. Em relação ao exame clínico das mamas, ele é realizado com a mulher sentada e com os braços relaxados. O examinador procura por mudanças na direção dos mamilos, dobras ou retrações na pele. Quando um tumor é encontrado ele é fixado entre os dedos e mensurado, através de uma régua milimétrica flexível [5]. Esse método depende essencialmente da experiência do examinador, além do tumor levar cerca de 10 anos para se tornar palpável, com dito no capítulo 1.

### 6.1 Ultra-sonografia

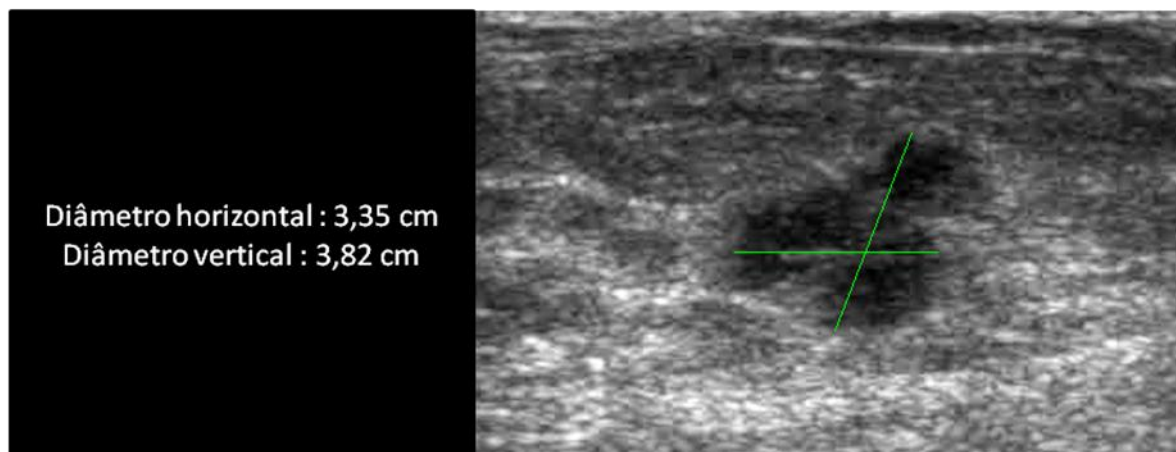
Segundo o INCA a ultra-sonografia deve ser realizada em mulheres com menos de 35 anos. Esse procedimento, em conjunto com a mamografia, pode detectar se o tumor é benigno ou canceroso (sólido). O exame utiliza ondas sonoras de alta frequência sobre a pele. Uma espécie de gel é aplicada à mama, para que um aparelho chamado transdutor deslize sobre a superfície cutânea. Esse

aparelho emite, através de uma fonte de cristal piezoelétrico, as ondas sonoras recebidas do corpo humano. O sistema de ultra-som converte as ondas sonoras refletidas em imagens bidimensionais. A Figura 27 demonstra a profissional médica realizando o exame de ultra-sonografia, deslizando o transdutor sobre a mama da paciente.



**Figura 27.** Exame de ultra-sonografia.

O tumor é mensurado através do diâmetro horizontal e vertical. Esses parâmetros são adquiridos através da distância entre dois pontos, interpretados pelo profissional, como sendo os pontos limítrofes da fronteira da lesão. A partir desse momento, o ultra-som disponibiliza os diâmetros atribuídos ao tumor, de acordo com a escala de resolução do aparelho. A Figura 28 demonstra uma simulação do processo. Há uma grande imprecisão nesse método. O tumor completo é discretizado em apenas 4 pontos e todas as suas demais informações são desconsideradas. Outra imprecisão se dá pelo fato dos pontos limítrofes, formadores dos diâmetros, serem inseridos manualmente, através do *mouse*. Em uma futura revisão provavelmente o profissional examinador não conseguiria alcançar os mesmos diâmetros, mesmo que o tumor permanecesse com o mesmo tamanho. Distorcendo, dessa forma, o correto acompanhamento do câncer.



**Figura 28.** Simulação da mensuração do tumor por um aparelho de ultra-sonografia.

## 6.2 Mamografia

A radiografia da mama é chamada de mamografia. A Figura 29 demonstra um exame típico de mamografia. A mama é comprimida entre duas placas de plástico, para a obtenção de uma melhor imagem. O desconforto provocado pelo equipamento costuma ser suportável por grande parte das mulheres. O principal objetivo é identificar neoplasias malignas incipientes da mama, na qual incide a maior parte dos cânceres [45]. Segundo o INCA, mulheres acima de 40 anos devem realizar esse exame anualmente, enquanto as pertencentes a grupos de risco elevado, devem realizar o procedimento a cada 6 meses. Já para aquelas na faixa etária de 50 a 69 anos é recomendado a mamografia a cada dois anos.



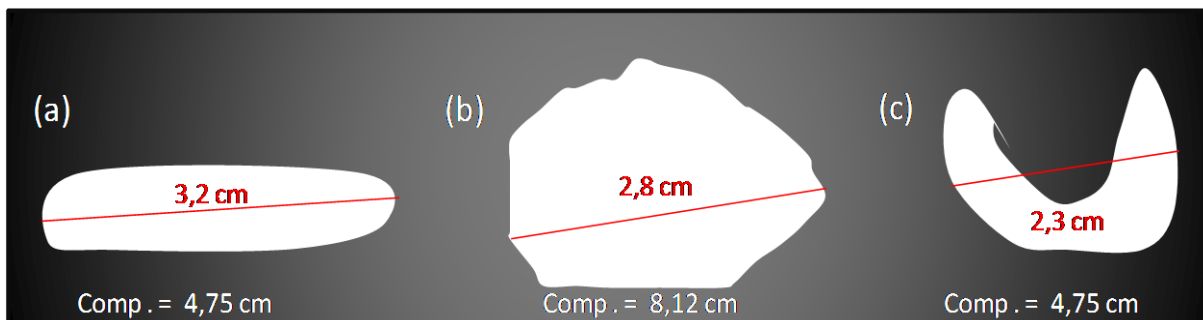
**Figura 29.** Exame de mamografia.

O tamanho da lesão é aferido na mamografia, através de uma régua milimetrada, aplicada ao filme resultante do exame. Por ser um método manual há uma morosidade associada. Além disso, há uma grande possibilidade de haver imprecisões justamente pela natureza manual do método.

## 6.3 Resultados para Tumores de Mama

Apesar de haverem vários estudos sobre qual dos métodos, vistos no capítulo, é o melhor na investigação do tamanho do tumor na mama [46]-[52], não há um consenso sobre qual procedimento é o mais eficaz. Todos eles são dependentes demasiadamente da experiência do profissional examinador. Logo a mensuração do tumor, através desses exames, se torna bastante subjetiva e passiva de diversas e heterogêneas interpretações. O modelo proposto tem como objetivo não só detectar o tumor de mama, como também padronizar a interpretação da sua medição. O documento de consenso para o controle do câncer de mama do MS (Ministério da Saúde) recomenda que o diâmetro do tumor tenha mais que 3 cm para a realização da cirurgia de mastectomia. Isso constitui uma medida sujeita a várias interpretações já que não fica claro como esse diâmetro deva ser mensurado, ou seja, tanto os aparelhos de investigação do tamanho tumoral quanto o parâmetro do documento de consenso são imprecisos.

Observe a Figura 30, considere que (a), (b) e (c) são 3 tumores malignos. Os respectivos comprimentos estão abaixo de cada um. As linhas vermelhas dizem respeito ao diâmetro máximo, explicado na seção 05.3. Caso o profissional examinador o escolha como parâmetro para o diâmetro tumoral algumas distorções podem ocorrer, como exemplo, o tumor (a) ser passivo de mastectomia, enquanto o tumor (b), +- 50% maior, não. Outra grave distorção se dá em tumores convexos ou côncavos já que o diâmetro máximo pode exceder os limites do nódulo, como demonstra a Figura 30 (c). O diâmetro médio, detalhado na seção 05.3, também pode apresentar esse mesmo tipo de distorção.



**Figura 30.** Exemplificação de 3 tumores malignos juntamente com seus comprimentos e diâmetros máximos.

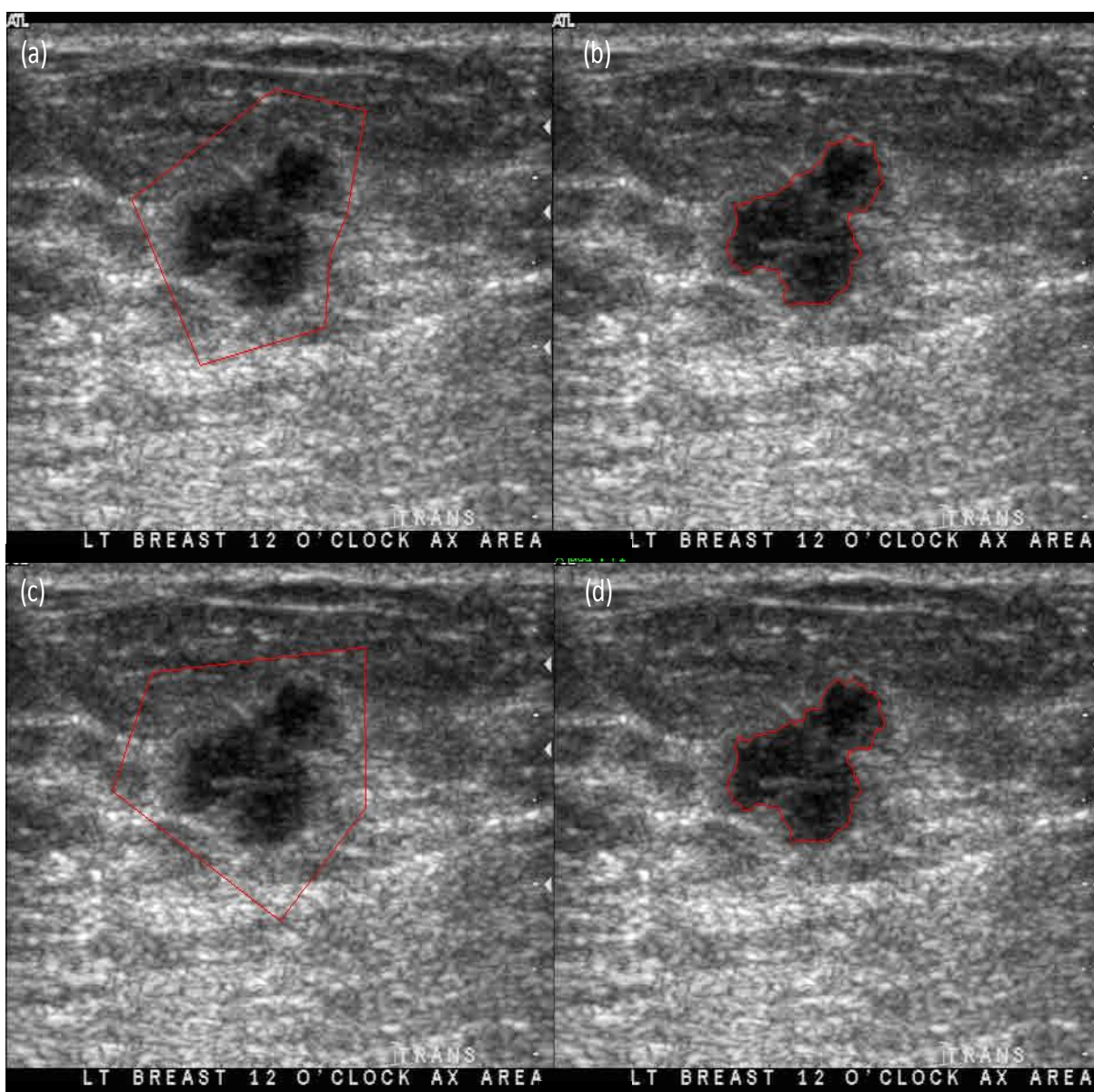
O trabalho proposto defende que o melhor parâmetro, a fim de evitar distorções apresentadas, é o diâmetro correspondente a uma circunferência perfeita de mesmo comprimento do tumor, como demonstra a equação 16. Essa decisão, no entanto, cabe ao profissional examinador já que o documento de consenso do MS não determina como o diâmetro deve ser mensurado. O projeto proposto, então, oferece ao MS o sistema apresentado, para que o diâmetro (16) possa ser adotado como parâmetro de mensuração nas próximas atualizações do documento de consenso para o controle do câncer de mama.

Assim como no estudo de doenças intracranianas as imagens para análise de câncer de mama foram extraídas da internet [53]. A resolução da imagem também foi estabelecida em 100 dpi. A Figura 31 (a) e (c) demonstram contornos iniciais diferentes para a mesma imagem. Observe, no entanto, que os resultados finais, vistos na Figura 31 (b) e (d), respectivamente, são bastante próximos. Note também que os diâmetros finais, expostos na Tabela 2 também são equivalentes, onde os diâmetros correspondentes a circunferência perfeita são iguais. O sistema proposto, logo, minimiza uma grave distorção apontada na seção 06.1 a qual ocorre em aparelhos de ultra-sonografia. Mesmo que o nódulo permaneça com mesmo tamanho e formato o profissional examinador não conseguirá alcançar o mesmo diâmetro no momento da revisão, utilizando as ferramentas atuais.

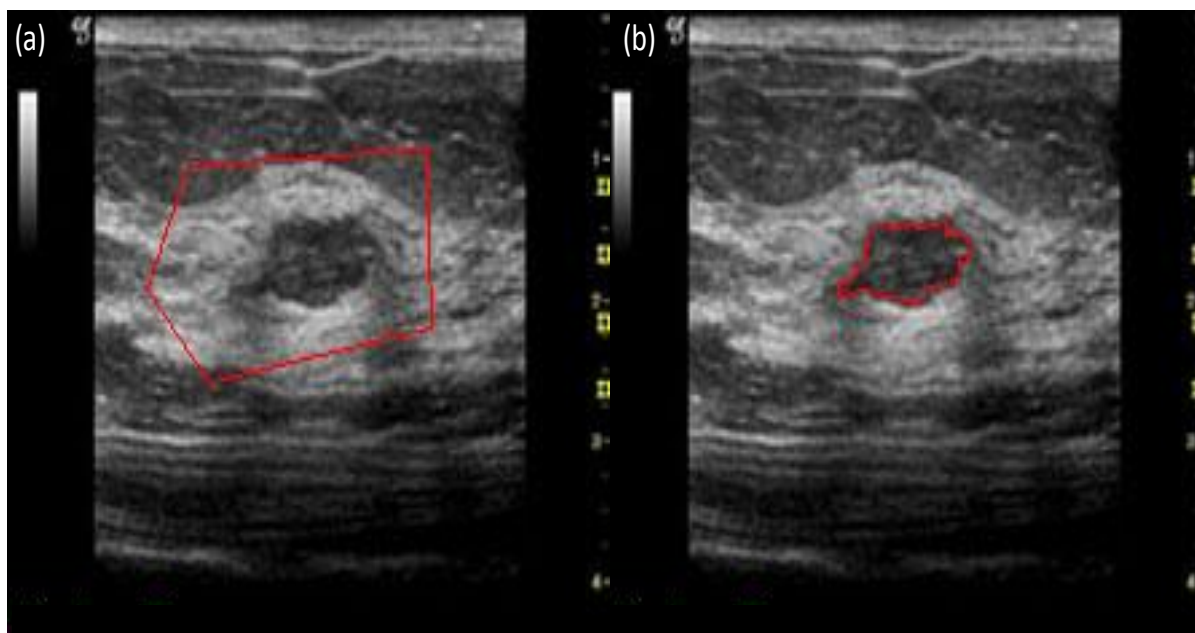
A Figura 32 (a) e (b) demonstram um contorno inicial e final, respectivamente. O sistema conseguiu segmentar com eficiência o nódulo mamário dos demais elementos da imagem. A Figura 33 (a) e (b) demonstram o sistema proposto atuando sobre um cisto mamário. Ajustes manuais na limiarização da



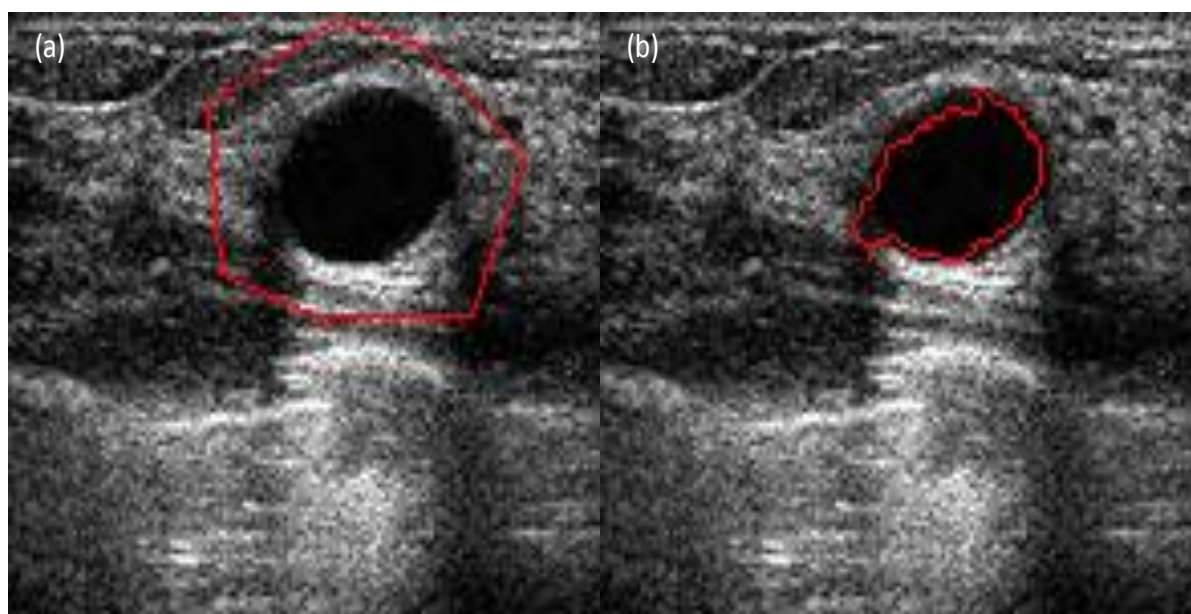
imagem foram aplicados, mesmo assim os resultados não foram satisfatórios. Não houve um único limite  $T$  capaz de limiarizar a imagem corretamente. A Figura 34 (a) e (b) demonstram uma imagem obtida através de um aparelho de mamografia. Ajustes manuais na limiarização também foram necessários. O resultado, no entanto, foi bastante satisfatório. A Figura 35 e Figura 36 (a)(b) demonstram imagens também extraídas de mamógrafos. Os resultados foram bons sem a necessidade de qualquer ajuste.



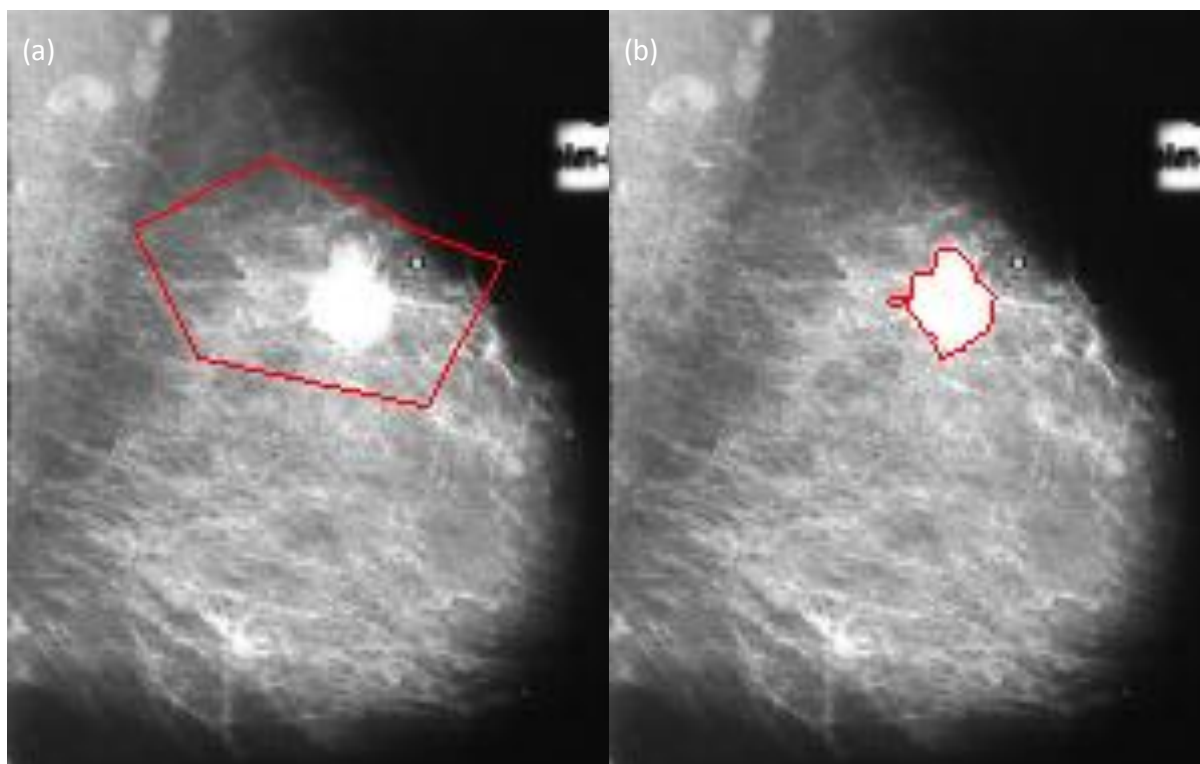
**Figura 31.** Dois contornos iniciais diferentes para uma mesma imagem de câncer gerando resultados bastante próximos.



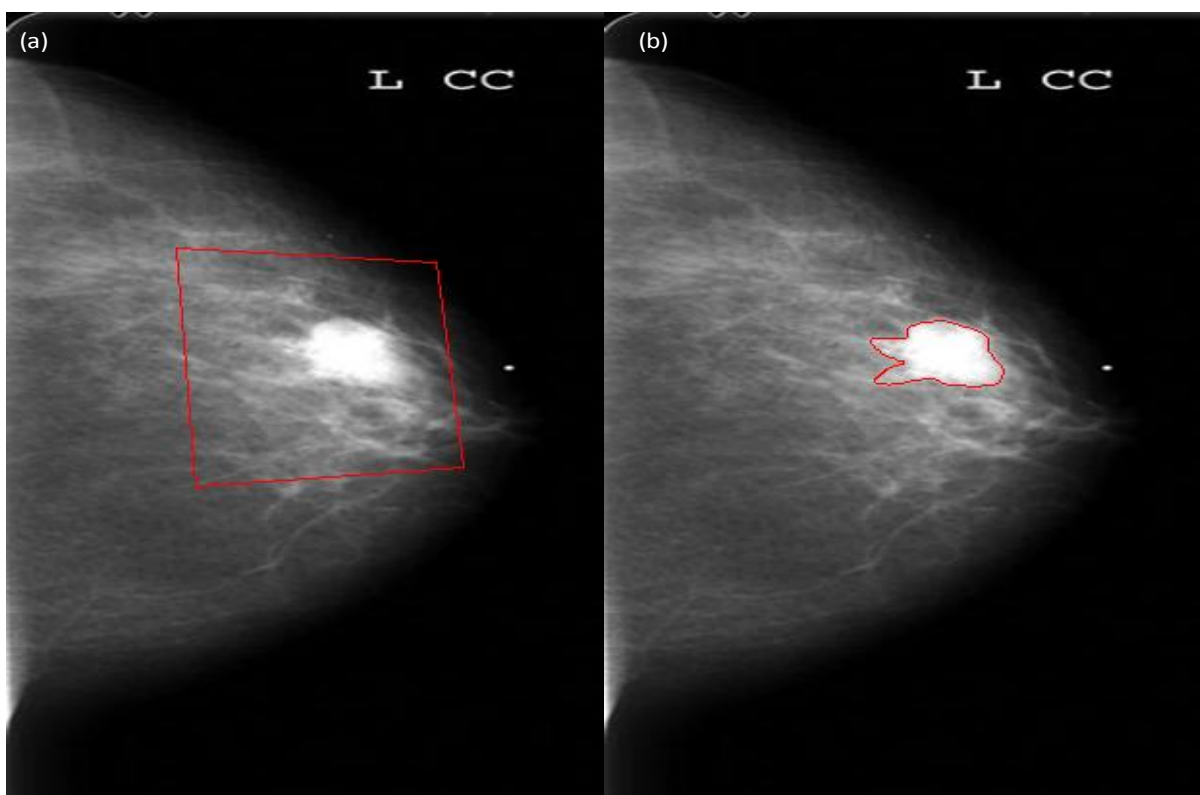
**Figura 32.** Atuação eficiente do sistema proposto sobre um nódulo mamário, em imagem produzida por ultra-som.



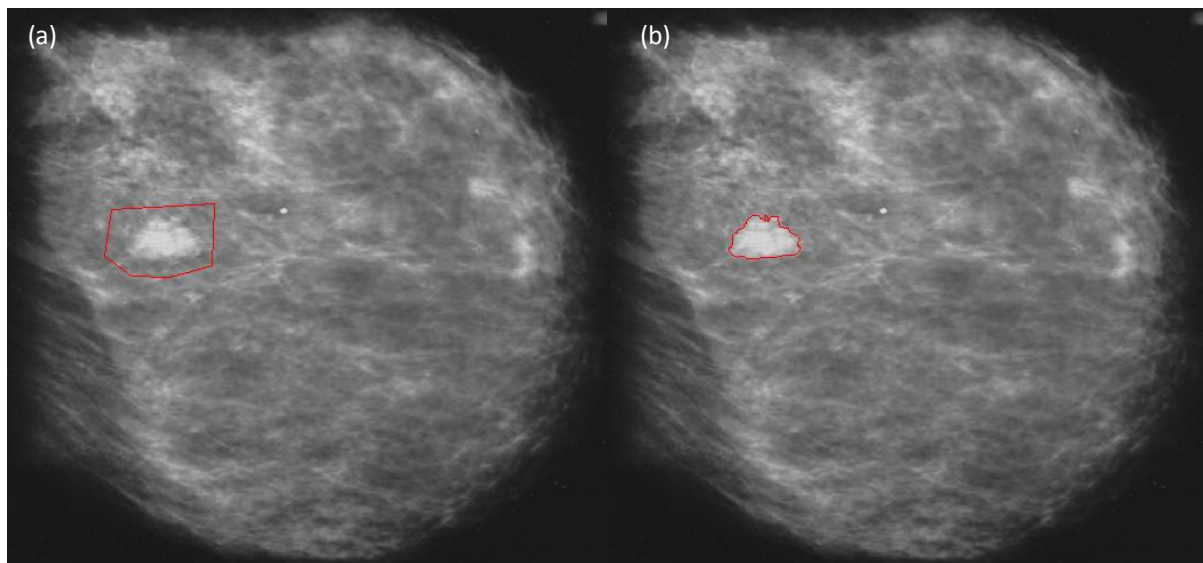
**Figura 33.** Atuação do sistema sobre um cisto mamário, em imagem de ultrasonografia.



**Figura 34.** Atuação do sistema em um câncer, através do resultado de imageamento obtido através de um aparelho de mamografia.



**Figura 35.** Imagem de mamografia, onde o sistema proposto atua segmentado o nódulo.



**Figura 36.** Atuação do sistema em um câncer extraído de uma imagem de mamografia.

A seguir está o relatório para casos de câncer de mama. A legenda dos atributos é a mesma para casos de doenças intracranianas vista na seção 05.3

**Tabela 2.** Relatório de auxílio ao diagnóstico para variações de câncer de mama.

Atributos	Valores						
1	Figura 31 (a)(b)	Figura 31 (c)(d)	Figura 32 (a)(b)	Figura 33 (a)(b)	Figura 34 (a)(b)	Figura 35 (a)(b)	Figura 36 (a)(b)
2	474 x 395	474 x 395	225 x 183	148 x 129	150 x 189	315 x 490	520 x 480
3	7	5	5	7	6	4	6
4	413	409	118	136	75	200	166
5	0,030	0,030	0,030	0,029	0,032	0,029	0,030
6	(221, 151)	(222, 151)	(114, 73)	(86, 36)	(83, 72)	(169, 215)	(135, 197)
7	12,277	12,278	3,489	3,889	2,408	5,732	4,926
8	3,908	3,908	1,111	1,238	0,766	1,824	1,568
9	3,769	3,704	1,312	1,251	0,693	1,832	1,566
10	3,122	3,066	1,040	1,050	0,612	1,509	1,294

# Capítulo 7

## Conclusão e Trabalhos Futuros

O trabalho proposto foi desenvolvido no sentido de aumentar as chances de recuperação dos pacientes acometidos por câncer de mama e doenças intracranianas, contribuindo assim para que essas anomalias deixem de ocupar as primeiras posições nos índices de mortalidade da população brasileira.

Além disso, em relação ao câncer de mama, o trabalho proposto espera que cirurgias mutilantes, quando não forem necessárias, sejam evitadas, a exemplo da mastectomia. O objetivo futuro é o que sistema proposto passe a ser utilizado na rede hospitalar e sirva como parâmetro na identificação e na interpretação do tamanho tumoral do câncer e fazendo com que a eficiência e a precisão do exame de mama seja menos dependente da experiência do profissional examinador. Outra meta almejada é o que o sistema proposto passe a integrar as futuras atualizações do documento de consenso do Ministério da Saúde para o câncer de mama. Para isso, ainda se faz necessário alguns ajustes no projeto, principalmente no tocante à limiarização da imagem.

No caso de doenças intracranianas, através da identificação do tamanho e do formato da deformidade é esperado que o diagnóstico, na prática clínica, torne-se mais preciso e menos suscetível a erros. Além disso, um fator preponderante, em grande parte das doenças intracranianas, é a necessidade da avaliação diagnóstica ser realizada de forma urgente. A intenção, neste momento, é embarcar o modelo de Contornos Ativos com o intuito de acelerar o seu desempenho, através do *hardware*. FPGAs (*Field Programmable Gate Array*) estão sendo cada vez mais utilizados em ambientes computacionais embarcados com o intuito de aumentar o desempenho dos sistemas [54]. FPGAS têm apresentado um grande desenvolvimento nos quesitos de densidade, velocidade e capacidade de armazenamento. Essas características tornaram possível a construção de sistemas complexos formados por uma ou mais processadores (*soft-core*) e hierarquia de memória [55]. Estudos relatam que o FPGA chega a ser 8 a 800 vezes mais rápido

que processadores Pentium de 800 MHz para tarefas baseadas em processamento de imagens [56]. Baseado nesses fatores, futuros esforços serão no intuito de utilizar o FPGA como plataforma para o modelo proposto.

Se a pretendida arquitetura funcionar de forma adequada, essa poderá funcionar como modelo para várias soluções as quais contemplem a área de processamento de imagens em questões médicas, garantindo assim a portabilidade do sistema, uma característica inerente ao FPGA. Com essa vantagem, o sistema poderá ser estendido para outros requisitos além da avaliação de tumores e deformidades, como a tolerância a falhas e o diagnóstico à distância.

# Bibliografia

- [1] COSTA, H., SOLLA, J., TEMPORÃO, J. G. Controle do Câncer de Mama: Documento de Consenso. Ministério da Saúde, Secretária de Atenção à Saúde e Instituto Nacional de Câncer, 2004.
- [2] Dados estatísticos sobre o câncer de mama do INCA(Instituto Nacional do Câncer). Disponível em <http://www.inca.gov.br/estimativa/2008/>. Acesso em 12 de janeiro de 2009.
- [3] Pesquisa do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), sobre orçamentos familiares, lançada em 2002-2003. [http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/noticia\\_impressao.php?id\\_noticia=278](http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/noticia_impressao.php?id_noticia=278). Acesso em 2 do abril de 2009.
- [4] Pesquisa da OMS (Organização Mundial da Saúde) sobre fatores de riscos para doenças crônicas. <http://www.who.int/infobase/report.aspx>. Acesso em 24 de março de 2009.
- [5] SIQUEIRA, F. M. P., REZENDE, C. A. L. e BARRA, A. A. Correlação entre o exame clínico, a mamografia e a ultra-sonografia com exame anatomopatológico na determinação do tamanho tumoral no câncer de mama. Revista Brasileira de Ginecologia e Obstetrícia. Volume 30, número 3, pág. 107-112, Rio de Janeiro, 2008.
- [6] ZURRIDA, S., GALIMBERT, V. e LEUINI, A. A disseção axilar no carcinoma de mama. Mastologia oncológica. Rio de Janeiro, pág. 11-302, 2002.
- [7] Imagens extraídas do site Quimioral. Disponível em <http://www.quimioral.com.br>. Acesso em 19 de janeiro de 2009.
- [8] HATSCBACH, S. B. B., LINHARES, J. C., GUERREIRO, J. A., BREDT, L. C., RIBEIRO, L. C., TIRAPELLE, R. A., FILHO, L. F. D., KUPKA, E. e NASCIMENTO, R. E. Tratamento Cirúrgico do Câncer de Mama: Experiência

- de 27 anos do Hospital Erasto Gaertner. Revista Brasileira de Mastologia. Volume 13, número 1, 2003.
- [9] TIEZZI, D. G. Cirurgia Conservadora no Câncer de Mama. Revista Brasileira de Ginecologia e Obstetrícia. Volume 29, número 8, pág. 428-434, Rio de Janeiro 2007.
- [10] CALLE, R., VILOQ JR, ZAFRANI, B. *et al.* Local Control and Survival of Breast Cancer Treated by Limited Surgery Followed by Irradiation. Int J Radiat Oncol Biol Phys. Número 12, pág. 8-873, 1986.
- [11] FISHER, B., REDMOND, C., POISSON, R. *et al.* Eight-year results of a randomized clinical Trial Comparing Total Mastectomy and Lumpectomy with or without Irradiation in the Treatment of Breast Cancer. N Engl J. Med. Número 320, pág. 8-822, 1989.
- [12] FOWBLE, BL. SOLIN, LJ, SCHULTZ, DJ, GOODMAN, RL. Ten-year Results of Conservative Surgery and Irradiation for Stage I and II Breast Cancer. Int J Radiat Oncol Biol Phys. Número 21, pág. 77-269, 1991.
- [13] LICHTER, A. S., LIPPMAN, M. E., DANFORTH, D. N. *et al.* Mastectomy versus Breast-Conserving Therapy in the Treatment of Stage I and II Carcinoma of the Breast: A Randomized Trial at the National Cancer Institute. Institute J. Clin. Oncol. Número 10, pág. 976-83, 1992.
- [14] VAN DONGEN, J. A., FENTIMEN, I. S. Randomized Clinical Trials to Assess the Value of Breast-Conserving Therapy in Stage I and II Breast Cancer. EORTC 10801 Trial. Monography Natl. Cancer Institute. Número 11, pág. 8-15, 1992.
- [15] VERONESI, U., BANFI, A., SALVADORI, B. *et al.* Breast Conservation is the Treatment of Choice in Small Breast Cancer: Long-Term Result of a Randomized Trial. Eur. J. Cancer. Número 26, pág. 70-668, 1990.



- [16] LESSA, I. Epidemiologia das doenças cerebrovasculares no Brasil. Revista da Sociedade de Cardiologia do Estado de São Paulo, São Paulo. Volume 9, número 4, pág. 509-518, 1999.
- [17] GOMES, M. M. Doenças do cérebro: prioridade de política de saúde pública no Brasil? Revista Brasileira de Neurologia. Volume 28, pág. 11-16, 1992.
- [18] THOM, T.J. e EPSTEIN, F.H. Heart disease, cancer and stroke mortality trends and their interrelations. An international perspective. Volume 90, número 1, pág 574-582, 1994.
- [19] BRODERICK, J. e KOTHARIL, R. The greater Cincinnati/Northern Kentucky stroke study: preliminary first-ever and total incidence rates of stroke among blacks. Volume 2, número 29, pág 415-421, 1998.
- [20] FALCÃO, I. V. et al. Acidente vascular cerebral precoce: implicações para adultos em idade produtiva atendidos pelo Sistema Único de Saúde. Revista Brasileira de Saúde Materno Infantil, Recife, Volume 4, número 1, pág 95-102, 2004.
- [21] ROCHA, F. L., CUNHA, U. G. V. e GIACOMIN, K. C. Depressão pós-acidente vascular cerebral (AVC). Jornal Brasileiro de Psiquiatria, Rio de Janeiro. Volume 42, número 4, pág. 203-208, 1993
- [22] AZEVEDO, R. V. M, MORETÃO, D. I. C. e MORETÃO, V. J. Prevenção de Acidente Vascular Cerebral em Pacientes Portadores de Cardiopatia. Revista Interseção, Belo Horizonte. Volume 1, número 2, pág. 82-90, 2008.
- [23] Informações sobre a prescrição do remédio *Avastin*, do laboratório *Roche*. Disponível em:  
<http://www.gene.com/gene/products/information/oncology/avastin/insert.jsp>.  
Acesso em 29 de dezembro de 2008.
- [24] Informações sobre a vacina *CDX-110*, do laboratório *Pfizer*. Disponível em:  
[http://www.celldextherapeutics.com/wt/page/cdx\\_110](http://www.celldextherapeutics.com/wt/page/cdx_110) Acesso em 30 de dezembro de 2008.

- [25] RADANOVIC, M. Características do Atendimento de Pacientes com Acidente Vascular Cerebral em Hospital Secundário. Volume 58, número 1, pág. 99-106, 2000.
- [26] Skog, J., Würdinger, T., Rijn, S., Meijer, D., Gainche, L., Sena-Esteves, M., Curry, W., Carter, B., Krichevsky, A., Breakefield, X. “Glioblastoma Microvesicles Transport RNA and Proteins that Promote Tumor Growth and Provide Diagnostic Biomarkers”. Nature Cell Biology. Volume 10, Número 12, Dezembro 2008.
- [27] HENDEE, W.R. e RITENOUR, E.R. Medical Imaging Physics. Quarta Edição. Editora Wiley-Liss, 2002.
- [28] GONZALES, R.C., WOODS, R.E. Digital Image Processing. Segunda Edição. Editora Prentice Hall, 2002.
- [29] Algoritmo de componentes conectados. Disponível em [http://en.wikipedia.org/wiki/Connected\\_Component\\_Labeling](http://en.wikipedia.org/wiki/Connected_Component_Labeling). Acesso em 15 de março de 2009.
- [30] JUHL, J.H., CRUMMY, A.B., KUHLMAN, J. E. Interpretação Radiológica. Sétima Edição. Editora Guanabara Koogan, 1977.
- [31] Souza, A., Geus, K. Identificação de Tumores Cerebrais por Meio do Modelo de Contornos Ativos e Algoritmos Genéticos. Dissertação do curso de pós-graduação em Informática do Setor de Ciências Exatas da Universidade Federal do Paraná.
- [32] Mcinerney, T., Terzopoulos, D. “Deformable Models in Medical Images Analysis: A survey”. Medical Image Analysis. Volume 1, número 2, pág. 91-108. 1996.
- [33] Mcinerney, T., Terzopoulos, D. “Medical Image Segmentation Using Topologically Adaptable Surfaces”. CVRMed’97, Grenoble, France, March, 1997.

- [34] Mcinerney, T., Terzopoulos, D. "T-snakes: Topology adaptive snakes". Medical Image Analysis. pág. 73-91. 2000.
- [35] LEITHOLD, L. O CÁLCULO. Segunda Edição. Editora Harper & Row do Brasil, 1977.
- [36] STEINBRUCH, A. e WINTERLE, P. Geometria Analítica. Segunda Edição. Editora Makron Books, 1985.
- [37] KASS, M., WITKIN, A. e TERZOPOULOS, D. Snakes: Active Contour Models. International Journal of Computer Vision, pág. 321-331, 1998.
- [38] Xu, C e Prince, J. L. Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes. IEEE Proc. Conf. on Comp. Vis. Patt. Recog. CVPR'97, 1997.
- [39] COHEN, L. D. On Active Contour Models and Balloons. CVGIP: Image Understanding, Volume 53, número 2, pág. 211 -218, 1991.
- [40] MARTINS, H. B. e BOTELHO, F. C. Java não é mais tão lento. Revista Eletrônica de Iniciação Científica, SBC, número 4, 2008.
- [41] Biblioteca CImg para manipulação de imagens. Disponível em: <http://cimg.sourceforge.net/>. Acesso em 21 de abril de 2009.
- [42] FREITAS, L.O e Nacil, M.S. Radiologia Prática. Fundação Educacional Serra dos Órgãos. Primeira Edição. Editora Revinter, 2003.
- [43] SUTTON D. Radiologia e Diagnóstico por Imagem para Estudantes de Medicina. Sexta Edição. Editora ROCA, 1986.
- [44] Imagens de crânio. Disponível em <http://www.roswellpark.org>. Acesso em 14 de janeiro de 2009.
- [45] TOLEDO P. A. Radiologia Básica. Departamento de Radiologia da Faculdade da USP. Livraria Atheneu ,1978.
- [46] HERRADA, J., IYER,R. B., SNEIGE, N., BUDZDAR, A. U., HORTOBAGYI, G. N. Relative Value of Physical Examination, Mammography and Breast Sonography in Evaluating the Size of Primary Tumor and Regional Lymph Node Metastasis in Women Receiving Neoadjuvant Chemotherapy of Locally

- Advanced Breast Carcinoma. Clin Cancer Res.. Volume 3, número 9, pág.1565-1569, 1997.
- [47] FIORENTINO, C., BERRUTI, A., BOTTINI, A., BODINI, M. BRIZZI, M. P. e BRUNELI, A., *et al.* Accuracy of Mammography and Echography versus Clinical Palpation in the Assessment of Response to Primary Chemotherapy in Breast Cancer Patients with Operable Disease. Breast Cancer Res. Volume 69, número 2, pág. 143-151, 2001.
- [48] FORNAGE, B. D., TOUBAS, O. e MOREL, M. Clinical, Mammographic and Sonographic Determination of Preoperative Breast Cancer Sizer. Cancer. Volume 60, número 4, pág. 765-771, 1987.
- [49] MEDEN, H., NEUES, K. P., RÖBEN-KÄMPKEN, S. e KUHN, W. A. Clinical, Mamographic, Sonographic and Histologic Evaluation of Breast Cancer. Int. J. Gynaecol. Obstet. Volume 48, número 2, pág 193-199, 1995.
- [50] PIERIE, J. P. E. N., PERRE, C. I., LEVERT, L. M. e DE HOOGE, P. Clinical Assessment, Mammography and Ultrasonography as Methods of Measuring the Size of Breast Cancer: A Comparision. Breast. Volume 7, número 5, pág. 247-250, 1998.
- [51] BOSCH, A. M., KESSELS, A. G., BETTS, G. L., RUPA, J. D., KOSTER, D. e VAN ENGELSHOVEN, J. M., *et al.* Preoperative Estimation of the Pathological Breast Tumour Size by Physical Examination, Mammography and Ultrasound: A Prospective Study on 105 Invasive Tumours. Eur. J. Radiol.. Volume 48, número 3, pág. 285-292, 2003.
- [52] SHOMA, A., MOUTAMED, A., AMEEN, M., ABDELWAHAB, A. Ultrasound for Accurate Measurement of Invasive Breast Cancer Tumor Size. Breast J. Volume 12, número 3, pág. 252-256, 2003.
- [53] Imagens de mama. Disponível em <http://www.radiologyimagingassoc.com>. Acesso em 10 de fevereiro de 2009.

- [54] GEORGE, V., ZHANG, H. e RABAEY, J. The Design of a Low Energy FPGA. International Symposium on Low Power Electronics and Design, pág. 188-193, 1999
  
- [55] SILVA-FILHO, A. G. e LIMA, S. M. L. Mecanismo de Otimização de Consumo de Energia e Desempenho com Base na Variação de Parâmetros de Memória Cache e do Processador NIOSII. Nono *Workshop* em Sistemas Computacionais de Alto Desempenho WSCAD-SSC, 2008.
  
- [56] DRAPER, B. A., BEVERIDGE, J. R., BOHM, A. P. W, ROSS, C. e CHAWATHE, M. Accelerated Image Processing on FPGAs. Image Processing, IEEE Transactions on Volume 12, número 12, pág. 1543-1551, 2003.

# Apêndice A

## Manual do Sistema Proposto

O sistema proposto possui uma série de comandos a serem indicados pelo usuário após o questionário inicial. Cada grupo de comando é habilitado a depender do estágio em que o sistema se encontra. Os estágios são contorno inicial, processamento do algoritmo, término do processamento.

### 9.1 Contorno Inicial

Após o questionário, o usuário terá que construir o contorno inicial do algoritmo através do mouse. Há comandos os quais auxiliam essa tarefa, Eles podem ser acessados através de teclas ou combinações dessas. São eles:

- Refazer (Ctrl+z): Desfaz o último segmento de reta traçado pelo usuário.
- Reverter (r): Desfaz todas as ações feitas pelo usuário, posteriores ao questionário.
- Fechar contorno (barra de espaço): Liga o fim do último segmento de reta ao início do primeiro, tornando o contorno inicial completamente interligado.
- Executar (p): Inicia a execução dos algoritmos, detalhados nas seções 4.4 e 4.5.
- Reverter (r): Retorna a imagem imediatamente posterior ao estágio de questionário.

## 9.2 Processamento do Algoritmo

O processamento do algoritmo é iniciado no momento imediatamente posterior a execução do contorno inicial, através da tecla p.

- Executar (p): Para (*pause*) o sistema. Se pressionar a tecla p novamente o sistema é reiniciado.
- Reiniciar - *stop* (s): O sistema retorna para o contorno inicial, definido na seção 9.1.
- Reverter (r): mesma função da seção 9.1.
- Salvar (Ctrl+b): Salva a imagem.

## 9.3 Término do Processamento

Após a conclusão do algoritmo o usuário escolhe entre os seguintes comandos.

- Reiniciar - *stop* (s): O Algoritmo retorna ao contorno inicial definido na seção 9.1.
- Reverter (r): mesa função da seção 9.1.
- Diagnóstico (d): Imprime na tela e em arquivo (*diagnostico.txt*) o diagnóstico da imagem, detalhado na seção 4.6.
- Nova iteração (n): Caso a imagem possua mais de um objeto a ser analisado, por exemplo, mais de um foco de hemorragia, ou tumores. Uma nova iteração do algoritmo, a partir da seção 9.1, é iniciada, salvando a imagem alcançada pela iteração atual.
- Salvar (Ctrl+b): Salva a imagem.