



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TELEINFORMÁTICA

Vítor Alencar de Mesquita

Segmentação Automática do Ventrículo Esquerdo em Imagens de  
Ecocardiografia Usando Contornos Ativos (*snakes*)

Orientador: Paulo César Cortez

FORTALEZA

2009

## *Dedicatória*

Dedico este trabalho a meus pais, a minhas irmãs, e a meu primo Diego Feitosa da Silva Leal, a quem tenho como a um irmão.

## *Agradecimentos*

A Deus, pois tudo que tenho me foi por Ele dado.

A minha mãe Ofélia Alencar de Mesquita e a meu pai Luiz Jarbas de Mesquita pelo incentivo e apoio incondicional.

Ao Latin (Laboratório de teleinformática), ambiente de trabalho que me propiciou a concentração e as ferramentas necessárias para a concretização deste trabalho.

Aos companheiros que conheci no Latin, José de Arimatéia Júnior, Professor Auzuir Ripardo de Alexandria, Professor Francisco Geraldo, Elder Teixeira, John Félix, Pedro Pedrosa e Tarique Cavalcante, pelo conhecimento e pelos momentos compartilhados.

Ao Professor Doutor Paulo César Cortez, pela orientação e ajuda, fundamentais para a realização deste trabalho.

A todos os membros da família e amigos que não foram acima citados, apesar de não menos importantes.

## *Resumo*

Sabe-se que uma boa maneira de evitar a perda de vidas humanas devido a doenças cardiovasculares é através do diagnóstico precoce das mesmas. Uma das formas de realizar este diagnóstico é através da informação sobre o ventrículo esquerdo no exame de ecocardiograma de esforço. Neste exame, ondas de ultrassom são emitidas para o tórax por um ecocardiógrafo que, analisando a reconstrução dessas ondas, produz uma imagem bidimensional. Tais imagens, no entanto, nem sempre possuem a nitidez ideal, dificultando a identificação do ventrículo esquerdo pelo médico e aumentando a subjetividade do diagnóstico. Nesse sentido, são utilizadas técnicas de segmentação de imagens a fim de diminuir este grau de subjetividade. O método dos contornos ativos, ou *snakes*, vem se mostrando promissor para esta aplicação, pois, em testes, tem apresentado resultados melhores do que outras técnicas de segmentação, como a limiarização e o crescimento de regiões. Este método consiste em um contorno que se deforma até alcançar as bordas do objeto que se deseja segmentar a partir de um contorno inicial, traçado nas proximidades deste objeto. Neste trabalho, são implementados, testados e avaliados, em imagens de ecocardiograma, três tipos de *snake* presentes na literatura, o *snake greedy*, o *snake* com energia balão e *snake* com GVF. Além disso, é proposta uma variação destes *snakes*. Pode-se concluir que o *snake* com GVF produz os melhores resultados e que a variação proposta obtém melhorias em relação à literatura.

**Palavras chave:** contornos ativos, *snakes*, ecocardiograma, *pixels*.

## *Abstract*

*It is known that a good manner to prevent humans lives losses due to cardiovascular diseases is through the precocious diagnosis of it. One of the ways to realize this diagnosis is through information about the left ventricle observation in the effort echocardiogram examination. In this examination, ultrasound waves are emitted for the thorax by an echocardiograph that, analyzing the reconstruction of these waves, produces a bidimensional image. Such images, however, nor always have the ideal clearness, making it difficult the left ventricles identification by the doctor and increasing the diagnosis subjectivity. In that sense, images segmentation techniques are used in order to decrease this level of subjectivity. The actives contours method, or snakes, is being considered promising for this application, since, in tests, it presents better results than others segmentation techniques, such as the thresholding, and the region growing. This method consists of a contour that deforms itself from an initial contour, traced in the neighborhoods an object witch it desired to segment until reaching the edges of this object. In this work three types of snakes present in the literature are implemented, tested and evaluated, snake greedy, snake balloon and snake with GVF. Besides, it is proposed a variation of these snakes. It is concluded that the snake with GVF produces the bests results and the variation proposed obtains improvements in relation to the literature.*

*Key Words: active contours, snakes, echocardiogram, pixels.*

## *Lista de Figuras*

1.1	imagem de ecocardiograma típica . . . . .	2
2.1	histograma de uma imagem de ecocardiograma . . . . .	6
2.2	máscaras Sobel (a)para gradiente horizontal , (b)para gradiente vertical. . .	7
2.3	máscaras Prewitt (a)gradiente horizontal , (b)para gradiente vertical. . . .	8
3.1	segmentação por contornos deformáveis (a) contorno inicial, (b) contorno final. . . . .	12
3.2	energia interna (a)total , (b)do nó. . . . .	14
3.3	ilustração da energia externa(a) imagem original, (b) energia externa. . . .	16
3.4	ilustração da ação do GVF(a) contorno , (b) GVF. . . . .	18
3.5	distribuição de energia GVF . . . . .	18
3.6	GVF obtido com diferentes valores de $\mu$ (a) $\mu = 0,01$ , (b) $\mu = 0,22$ , (c) $\mu = 0,25$ . . . . .	20
3.7	superposição do campo GVF com a energia externa . . . . .	20
3.8	mapa de energia . . . . .	21
4.1	fluxograma do algoritmo . . . . .	23
5.1	resultado de segmentação do <i>snake greedy</i> inicializado longe das bordas . .	27
5.2	segmentação considerada adequada utilizando o <i>snake greedy</i> . . . . .	27
5.3	vazamento do contorno na segmentação utilizando a energia balão . . . . .	28
5.4	segmentação utilizando a energia balão . . . . .	28
5.5	resultado da segmentação utilizando a superposição do GVF com o gradiente	30
5.6	resultado da segmentação variando os parâmetros . . . . .	30

---

5.7	evolução do contorno (a) contorno inicial,(b) contorno com 5 iterações,(c) contorno com 10 iterações,(d) contorno com 20 iterações, (e)contorno com 30 iterações. . . . .	31
5.8	energia funcional por quantidade de iterações . . . . .	32
5.9	energia funcional por quantidade de nós . . . . .	33

## *Lista de Tabelas*

5.1	Parâmetros utilizados na obtenção das imagens . . . . .	29
-----	---	----

# *Sumário*

<b>Agradecimentos</b>	<b>ii</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>vi</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>vii</b>
<hr/>	
<b>1 INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
1.1 Objetivos . . . . .	3
1.1.1 Objetivo geral . . . . .	3
1.1.2 Objetivos específicos . . . . .	3
1.2 Organização do trabalho . . . . .	3
<b>2 CONCEITOS BÁSICOS DE PROCESSAMENTOS DIGITAL DE IMAGENS</b>	<b>5</b>
2.1 Imagem digital . . . . .	5
2.2 Histograma . . . . .	6
2.3 Gradiente . . . . .	7
2.4 Segmentação de imagens . . . . .	8
2.4.1 Limiarização . . . . .	8
2.4.2 Segmentação orientada a região . . . . .	9
2.4.3 Detecção de bordas . . . . .	10
<b>3 CONTORNOS ATIVOS</b>	<b>12</b>
3.1 Energias . . . . .	13

---

3.1.1	Energia interna . . . . .	13
3.1.1.1	Energia de continuidade . . . . .	14
3.1.1.2	Energia de curvatura . . . . .	14
3.1.2	Energia externa . . . . .	15
3.1.3	Energia total . . . . .	16
3.2	A Energia balão . . . . .	17
3.3	O GVF ( <i>Gradient Vector Flow</i> ) . . . . .	17
<b>4</b>	<b>MÉTODO DE IMPLEMENTAÇÃO</b>	<b>22</b>
4.1	Pré-processamento . . . . .	22
4.2	Declaração de parâmetros . . . . .	22
4.3	Inicialização do contorno . . . . .	24
4.4	Cálculo da energia externa . . . . .	24
4.5	Cálculo da energia interna . . . . .	24
4.6	Iteração dos nós . . . . .	24
4.7	Geração de novos nós . . . . .	25
<b>5</b>	<b>ANÁLISE DOS RESULTADOS</b>	<b>26</b>
5.1	<i>Snake greedy</i> . . . . .	26
5.2	<i>Snake</i> com energia balão . . . . .	27
5.3	<i>Snake</i> com GVF . . . . .	29
5.4	Evolução do contorno . . . . .	31
5.5	Minimização de Energia . . . . .	31
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>34</b>
<b>7</b>	<b>TRABALHOS FUTUROS.</b>	<b>35</b>
	<b>Referências</b>	<b>36</b>

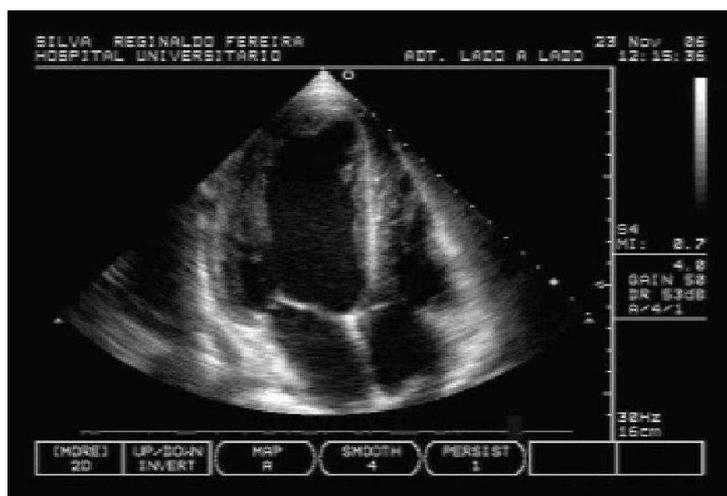
# 1 INTRODUÇÃO

Há muito tempo as doenças cardiovasculares são, no Brasil e no mundo, uma das principais causas da perda de vidas humanas. Por muitas das vezes, essas perdas podem ser evitadas através de um diagnóstico precoce de anomalias no funcionamento do sistema cardiovascular. A Medicina vem alcançando avanços nesse sentido, devido à melhoria dos equipamentos clínicos e hospitalares e ao progresso na qualidade dos exames, consequência natural do próprio progresso tecnológico em áreas como Informática e Engenharia Biomédica.

Muitos exames, em várias das áreas da Medicina, amparam-se no uso de imagens para deferir a um diagnóstico. Dentre alguns exames que podem ser citados estão o eletroencefalograma, o eletrocardiograma, o ecocardiograma, a angiografia e a endoscopia. No presente trabalho, apenas o exame de ecocardiografia é abordado.

O ventrículo esquerdo é a maior e mais potente válvula do coração, responsável por bombear através da aorta o sangue arterial advindo do átrio esquerdo, oxigenando todos os tecidos do corpo. É através de sua observação que várias doenças cardíacas são diagnosticadas, sendo, no entanto, necessária sua clara identificação para que se percebam as modificações que possam existir do ventrículo examinado em relação a um saudável (OTTO, 2002).

O ecocardiograma é um exame que utiliza ondas de ultrassom para formar uma imagem bidimensional aproximada dos tecidos internos do coração. O ecocardiógrafo, aparelho utilizado para fazer a ecocardiografia, funciona através da reflexão das ondas acústicas que chegam ao coração. Propriedades do tecido, tais como densidade e rugosidade, e a velocidade do fluxo sanguíneo modificam o padrão das ondas refletidas para o ecocardiógrafo. Estas modificações são processadas e representadas graficamente como uma imagem bidimensional. É a partir desta imagem que o médico especialista se baseia para emitir seu laudo (OTTO, 2002). A imagem típica de um exame de ecocardiograma é mostrada na Figura abaixo.



(a)

**Figura 1.1:** imagem de ecocardiograma típica

Uma vantagem da ecocardiografia em relação a outros exames cardíacos de maior precisão, como, por exemplo, a coronariografia e a medicina nuclear, é seu baixo custo (MARKMAN, 1997).

Em muitas ocasiões, no entanto, para que problemas como a isquemia sejam detectados, é necessário que o coração esteja sendo submetido a esforço. É a partir desta necessidade que se enquadra o ecocardiograma de esforço (ECE). Este exame exige que o paciente seja submetido anteriormente a esforço aeróbico em esteiras ou bicicletas ergométricas. Todavia, nem sempre é possível que o paciente realize este exame, haja vista sua idade, estado de saúde ou motivo diverso que o impossibilite de ser submetido ao exame.

Nesses casos, deve-se fazer a aplicação intravenosa de dobutamina, substância que causa no coração efeito similar ao de um esforço aeróbico. Este tipo de ecocardiograma chama-se ecocardiograma por estresse com dobutamina, (EED) na linguagem médica (MARKMAN, 1997). O EED só deve substituir o ECE quando necessário, pois, além de ser uma técnica invasiva, o EED não provoca nos tecidos a demanda por sangue que um esforço real provocaria, portanto, naturalmente, não produz no coração correspondente pressão.

Apesar do exposto, nos exames de ecocardiografia realizados rotineiramente, as imagens nem sempre possuem o contraste adequado, e a identificação do ventrículo esquerdo é realizada pelo próprio médico. Tais fatos caracterizam a subjetividade deste exame e, com isto, podem ocorrer erros na identificação das paredes do ventrículo. É buscando diminuir este grau de subjetividade que utiliza-se a segmentação digital automática de

imagens para separar o ventrículo esquerdo das demais regiões presentes na imagem do exame. Um dos fatos que sustenta o argumento de que é válido se utilizar a segmentação automática neste caso é o de que o sistema de visão humano consegue distinguir simultaneamente apenas 32 níveis de tom de cinza, enquanto um sistema com imagens digitalizadas consegue distinguir 256 destes, utilizando apenas 8 *bits* (BOYD; CHACKO, 2003).

## 1.1 Objetivos

### 1.1.1 Objetivo geral

Este trabalho tem por objetivo estudar, implementar e avaliar algoritmos que utilizem a técnica de contornos ativos para realizar a segmentação automática do ventrículo esquerdo em imagens de ecocardiograma.

### 1.1.2 Objetivos específicos

Pode-se apontar como objetivos específicos:

- elaborar a revisão bibliográfica do estado da arte das técnicas de contornos ativos existentes;
- implementar os algoritmos de contornos ativos *snake greedy*, *snake* com força balão e *snake* com GVF;
- testar e avaliar o uso destes algoritmos para a segmentação automática do ventrículo esquerdo em imagens de ecocardiografia;
- propor e implementar uma nova variação do método de contornos ativos que traga melhorias em relação aos outros.

## 1.2 Organização do trabalho

O presente trabalho se encontra organizado de maneira tal que na Seção 2 são introduzidos os conceitos de imagem digital e de Processamento Digital de Imagens, fundamentais para o entendimento das seções posteriores, e discutidos os principais métodos de segmentação de imagens. A Seção 3 se aprofunda no método dos contornos ativos e na

---

abordagem matemática que o fundamenta, e, na Seção 4, são explicados os passos a serem seguidos para a implementação dos algoritmos que utilizam este método. Os resultados são expostos e comentados na Seção 5, e, as conclusões aferidas a partir destes, feitas na Seção 6. Por fim, é dado um prognóstico para trabalhos futuros na Seção 7.

## 2 CONCEITOS BÁSICOS DE PROCESSAMENTOS DIGITAL DE IMAGENS

Nesta Seção, são abordados alguns conceitos em Processamento Digital de Imagens que introduzem o estudo da segmentação de imagens. O primeiro passo para este estudo está na definição de imagem digital.

### 2.1 Imagem digital

Uma imagem pode ser matematicamente representada por uma função bidimensional  $f(x, y)$  em que  $f$  é o nível do tom de cinza do ponto de par ordenado  $(x, y)$  no plano  $xy$  (GONZALEZ; R.E. WOODS, 2007). Já que a imagem é digital, os valores das coordenadas  $x$  e  $y$  dos pixels são discretizados entre valores nos intervalos do tamanho da imagem. Mais que isso, as intensidades de tom de cinza são quantizadas com valores que dependem da resolução utilizada. Por exemplo, utilizando-se 8 *bits* de resolução para representar um *pixel*, há 256 possíveis combinações de *bits*, por conseguinte, 256 diferentes níveis de tom de cinza.

Dessa forma, a imagem digital é simplesmente uma matriz com uma quantidade finita de elementos em que cada elemento pode assumir uma quantidade, também, finita de valores. Tendo em vista este fato, pode-se aplicar sobre estas matrizes transformações matemáticas que venham ao encontro das aplicações desejadas para a imagem. É a estas transformações que diz respeito o estudo do Processamento Digital de Imagens, área integrante do campo do Processamento Digital de Sinais. Lançando-se mão das ferramentas adquiridas através do estudo desta área, é possível operar mudanças nas imagens como reduzir o ruído, suavizar, iluminar, escurecer, erodir, dilatar, dar a impressão de movimento, mudar as cores, segmentar, entre várias outras possibilidades. Dentre muitas áreas de aplicação destas técnicas podemos citar o processamento de imagens de satélite,

o processamento de imagens médicas e a detecção de faces ou de objetos.

## 2.2 Histograma

O histograma  $h(n)$  de uma imagem  $f(x, y)$  é o gráfico que representa a frequência amostral de cada nível de tom de cinza dos *pixels* desta imagem, como mostra a equação abaixo (FELIX, 2007):

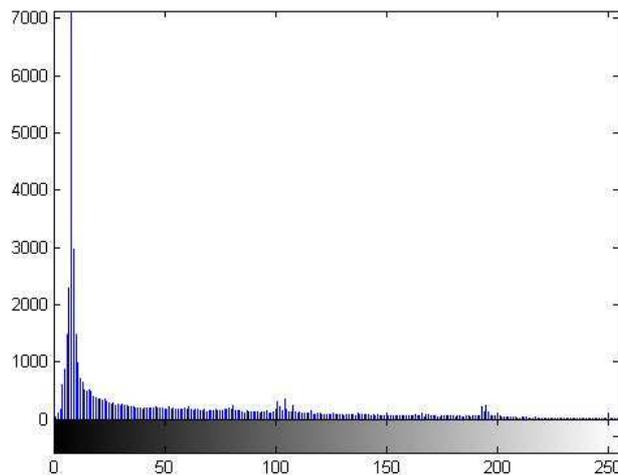
$$h(n_c) = n_0, \quad (2.1)$$

em que  $n_0$  é o número de *pixels* associados ao nível de tom de cinza  $n_c$ . Estes níveis de cinza podem assumir diferentes faixas de valores dependendo da quantidade de bits utilizados para representar a imagem. Por exemplo, para alguns tipos de imagem representadas por 8 bits, os *pixels* podem assumir valores de 0 a 255. Por esse motivo, é conveniente que o histograma seja normalizado pela quantidade total de pixels, conforme a fórmula a seguir (FELIX, 2007):

$$h_n = \frac{n_0}{n_t}, \quad (2.2)$$

em que  $n_t$  é a quantidade total de *pixels* presentes na imagem.

A Figura abaixo ilustra a utilização do histograma aplicado à imagem de ecocardiograma mostrada na Figura 1.1.



(a)

**Figura 2.1:** histograma de uma imagem de ecocardiograma

Percebe-se que o histograma em questão apresenta uma distribuição unimodal, já que só possui um pico de intensidade em seu gráfico. Uma outra distribuição conhecida é a

bimodal, onde há dois picos de intensidade, normalmente um devido ao objeto e outro devido ao fundo.

## 2.3 Gradiente

O gradiente de uma imagem bidimensional  $I(x, y)$  pode ser matematicamente expresso como:

$$\nabla I(x, y) = \left[ \frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right]. \quad (2.3)$$

Sabendo-se que este gradiente é um cálculo de diferenças infinitesimais, e que, no caso de ser aplicado sobre imagens digitais, o mesmo se reduz a um cálculo de diferenças finitas, pode-se utilizar esta ferramenta matemática para medir a diferença entre a intensidade de tom de cinza dos *pixels* adjacentes. Então conclui-se, por hora, que o gradiente dá ênfase às bordas da imagem.

No caso deste trabalho, as componentes do gradiente são calculadas aplicando as versões discretas das derivadas parciais:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \simeq I(x + 1, y) - I(x, y), \quad (2.4)$$

e

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \simeq I(x, y + 1) - I(x, y). \quad (2.5)$$

Outro método comumente utilizado para obter às componentes do gradiente é a convolução da imagem com máscaras de *Sobel*, mostradas nas figuras 2.2(a) e 2.2(b), ou de *Prewitt*, mostradas nas figuras 2.3(a) e 2.3(b):

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a)

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(b)

**Figura 2.2:** máscaras Sobel (a) para gradiente horizontal, (b) para gradiente vertical.



critério de escolha destes níveis é a comparação da intensidade do tom de cinza limiar com a do *pixel* sobre o qual é efetuado a limiarização.

No entanto, é necessário conhecimento *a priori* da imagem para que se escolha um valor de limiar que esteja em conformidade com o objeto que se deseja segmentar da mesma. Uma prática utilizada para obter este conhecimento é a construção de um histograma da imagem. Para imagens com histograma bimodal, por exemplo, é comum que se escolha uma limiar que esteja entre os dois picos do histograma. No caso de um histograma multimodal, utiliza-se a técnica de limiar multinível, ou multilimiar (ALEXANDRIA, 2005).

Um método adaptativo para se obter automaticamente um limiar consiste nos seguintes passos (GONZALEZ; R.E.WOODS, 2007):

- estimar um valor de limiar inicial;
- calcular a média dos valores de intensidade dos *pixels* que ficarem acima deste, e fazer o mesmo cálculo para os *pixels* de intensidade menor do que este valor de limiar;
- calcular a média dos dois valores obtidos e usá-lo como limiar;
- repetir os passos anteriores até que haja a convergência para um valor de limiar.

A segmentação por limiarização, apesar de bastante prática, pode levar a resultados errôneos, já que parte da premissa que *pixels* com intensidades de tom de cinza similares pertencem a um mesmo objeto, o que, nem sempre, é verdadeiro.

## 2.4.2 Segmentação orientada a região

Outra abordagem para se efetuar a segmentação de regiões de interesse nas imagens que, também, utiliza a similaridade entre algumas propriedades dos *pixels* para este propósito é o crescimento por região. Neste tipo de segmentação, a imagem é dividida entre várias regiões segundo critérios de similaridade pré-estabelecidos em consonância com as propriedades da imagem e com a própria natureza da aplicação. Para o caso da análise em terra de imagens de satélite, por exemplo, um critério muito importante é a similaridade da cor (GONZALEZ; R.E.WOODS, 2007).

Em suma, a técnica de segmentação e identificação que se fundamenta no crescimento de regiões consiste, inicialmente, na escolha de um conjunto de pontos de controle

chamados de sementes. Segundo dados critérios de similaridade, os pixels presentes nas adjacências das sementes são julgados, sendo, ou não, anexados a esta. O crescimento das regiões é resultado do processo de aglomeração reiterada destes pixels e cessa quando a região em questão encontra descontinuidades, ou seja, *pixels* de propriedades não similares aos inerentes ao objeto em questão.

Diferentemente do crescimento por regiões, que se inicia a partir das sementes, o método *split – merge* inicia a segmentação a partir de toda a imagem, subdividindo-a em regiões cada vez menores até segmentar a mesma em regiões disjuntas (ALEXANDRIA, 2005). Entretanto, os dois métodos se baseiam em critérios de similaridade e buscam regiões que obedeçam a estes critérios.

Obedecem-se os seguintes passos para realizar a segmentação *split – merge* (ALEXANDRIA, 2005):

- dividir a imagem em 4 quadrantes disjuntos;
- verificar o atendimento, ou não, do critério de similaridade em cada quadrante;
- em caso de negativa, subdividir o quadrante em mais quatro regiões disjuntas e aplicar novamente as operações acima descritas. Caso o critério seja atendido, unir os quadrantes similares;
- encerrar o algoritmo quando não for mais possível realizar divisões ou uniões.

Todavia, para a aplicação em imagens de ecocardiograma, a segmentação de uma região apresenta um inconveniente. Já que as imagens de ecocardiograma geralmente não apresentam bom contraste, este método pode, por não encontrar descontinuidades entre outras partes da imagem e o ventrículo esquerdo, segmentá-las como parte do mesmo, o que, obviamente, não é adequado.

### 2.4.3 Detecção de bordas

As metodologias de segmentação até então abordadas se utilizam da similaridade das propriedades dos *pixels* como critério de escolha para que estes sejam, ou não, considerados parte de uma região de interesse. Este não é o caso se a técnica em enfoque é a detecção de bordas, como é esclarecido posteriormente.

Intuitivamente, uma borda é um conjunto de *pixels* conectados sobre uma interface entre duas regiões disjuntas. Uma definição razoável de borda requer a habilidade de men-

surar transições de tons de cinza significativas (GONZALEZ; R.E.WOODS, 2007). Então, na detecção de bordas, a relevância no critério de escolha destas regiões está na descontinuidade entre as propriedades dos *pixels* adjacentes, não em sua similaridade, como frisado anteriormente. Desta forma, são tomados como pertencentes a uma mesma região *pixels* que se encontrem dentro de uma mesma borda.

No caso deste trabalho, esta intensidade é, exatamente, a propriedade dos *pixels* a partir da qual se detecta as descontinuidades, sendo o gradiente é o método utilizado para este fim.

Tendo em vista que, para imagens de ecocardiograma, o método da limiarização pode tomar *pixels* como inerentes a um mesmo objeto sem que estes, de fato, o sejam, apenas por possuírem níveis próximos de tom de cinza, e que o crescimento de regiões pode segmentar incorretamente regiões próximas ao ventrículo esquerdo como parte do próprio, para esta aplicação, julga-se adequada a segmentação por detecção de bordas.

Dentro deste tipo de abordagem, situa-se o método dos contornos ativos, ou *snakes*, que visa deformar um contorno em torno de uma região de interesse até que este coincida com as bordas que circunscrevem esta região.

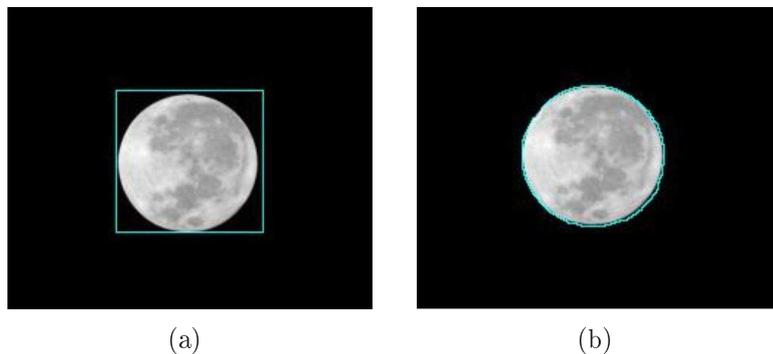
Pode-se listar como algoritmos de variação do método dos contornos ativos:

- o *snake greedy*, que procura minimizar uma energia associada ao contorno para alcançar as bordas do objeto (KASS et al., 1987);
- o *snake* com energia balão, tratando-se de um caso particular do *greedy*;
- e o *snake* com GVF (XU; PRINCE, 1998), que adiciona complexidade ao algoritmo, mas atinge melhores resultados de segmentação.

Nas Seções posteriores são abordados estes três tipos de contornos ativos.

### 3 CONTORNOS ATIVOS

Os algoritmos de segmentação se baseiam em duas propriedades básicas dos valores de intensidade dos *pixels*: similaridade e descontinuidade. A primeira abordagem consiste em agrupar *pixels* com valores de intensidade parecidos separando a imagem em regiões similares sob determinados critérios (GONZALEZ; R.E.WOODS, 2007) . Na segunda abordagem, a determinação destas regiões é baseada em mudanças abruptas na intensidade dos pixels visando à detecção de bordas, o que é o caso dos contornos ativos. A figura 3.1(a) mostra um contorno inicial que se deforma até alcançar as bordas de região de interesse, ilustrado na figura 3.1(b).



**Figura 3.1:** segmentação por contornos deformáveis (a) contorno inicial, (b) contorno final.

O modelo de contornos ativos, também conhecido como *snakes*, foi inicialmente idealizado por Kass, Witkin e Terzopoulos (KASS et al., 1987) como uma curva fechada matematicamente definida por pontos de controle chamados de nós. A ligação destes nós forma um contorno deformável que, sob influência de algumas forças, deve ajustar-se às bordas da região da imagem que se deseja segmentar. Tal objetivo pode ser alcançado através da busca constante dos nós por uma região adjacente de menor energia. Assim, os contornos em questão são ditos ativos devido ao fato de os dados se atualizarem a cada vez que os nós se movem, minimizando dinamicamente a função de energia total. De início, a localização dos nós deve ser estipulada manualmente, traçando-se um polígono dentro ou ao redor da região de interesse, processo ao qual é dado o nome de inicialização, e que exige algum conhecimento *a priori* da imagem.

## 3.1 Energias

O *snake* tradicional é formalmente definido como a curva paramétrica fechada

$$c(i) = [x(i), y(i)], \quad (3.1)$$

em que  $c(i)$  é o contorno formado pelo conjunto de pontos de coordenadas cartesianas  $x(i)$  e  $y(i)$ , e  $i$  é o parâmetro segundo o qual estas coordenadas variam, daí a terminologia *snake* paramétrico descrita na literatura. Este contorno sofre sucessivas iterações de maneira tal que seus pontos se aproximam das bordas da imagem conforme sua função de energia é minimizada. A função de energia do *snake* pode ser escrita como

$$E = \int E_{\text{int}} + \int E_{\text{ext}}, \quad (3.2)$$

em que  $E_{\text{int}}$  é a energia interna e  $E_{\text{ext}}$  é a energia externa. Todo *snake* que possui essa formulação é dito tradicional (KASS et al., 1987). O modelo de *snake* tradicional aqui abordado é o chamado *snake greedy*.

### 3.1.1 Energia interna

A energia interna do *snake* é definida matematicamente como (F.D.MELO, 2005):

$$E_{\text{int}} = \alpha(i) \left| \frac{d(c(i))}{d(i)} \right| + \beta(i) \left| \frac{d^2(c(i))}{d(i)^2} \right|. \quad (3.3)$$

Para o caso deste trabalho os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  não são função de  $i$ , permanecendo constantes durante toda a execução. Através da fórmula, é possível observar que a energia interna depende unicamente do formato do contorno, não importando para seu cálculo a imagem em questão. A função dessa energia é impelir o contorno a se movimentar mantendo sua continuidade e sua suavidade. Tal propósito é alcançado dando maior energia a pontos que venham a tornar o contorno irregular. Ainda a respeito da energia interna, é relevante observar que esta só possui valores não nulos nos pontos que estão localizados nas vizinhanças dos nós. É necessário o cálculo desta energia a cada iteração do programa. Tomando respectivamente cada uma das parcelas da fórmula, pode-se separar a energia interna em termos de energia de continuidade e energia de curvatura. A figura 3.2(a) ilustra a intensidade da energia interna de um *snake* em processo de deformação, enquanto a figura 3.2(b) ilustra esta intensidade a nível de um nó, individualmente. Os *pixels* mais brilhantes possuem maior e os mais escuros menor nível de energia interna.

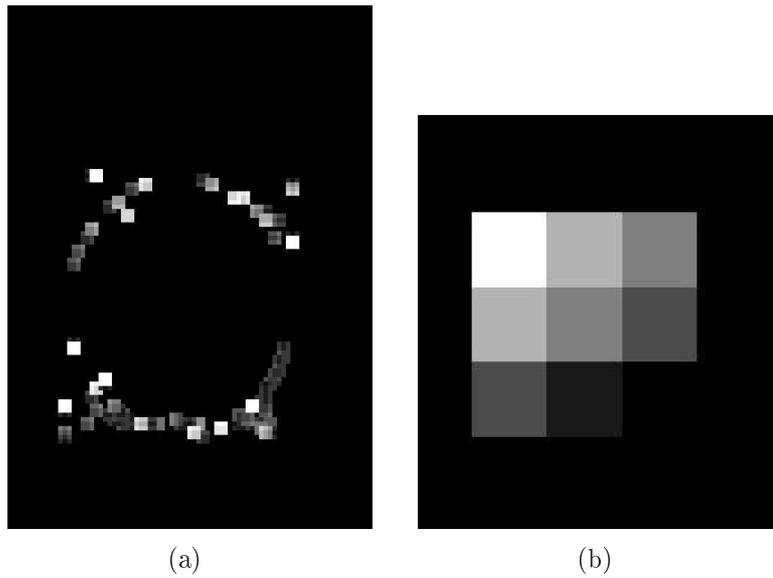


Figura 3.2: energia interna (a)total , (b)do nó.

### 3.1.1.1 Energia de continuidade

A energia de continuidade é o que confere, ao contorno ativo, elasticidade, ou seja, a capacidade de aumentar a tensão na curva conforme aumente a distância entre seus pontos de controle adjacentes. O efeito disso é a resistência da curva em ser esticada, que pode ser ajustada por meio da modificação do coeficiente  $\alpha$ .

Em uma curva contínua, a energia de continuidade seria proporcional ao módulo da derivada primeira  $\frac{dc}{di}$  da curva, mas, em se tratando de um contorno ativo, onde existe uma quantidade finita de pontos, devemos expressar a derivada através de sua aproximação por diferenças finitas (F.D.MELO, 2005):

$$\left| \frac{dc}{di} \right| = |c_i - c_{i-1}| = |x_i - x_{i-1}| + |y_i - y_{i-1}|. \quad (3.4)$$

### 3.1.1.2 Energia de curvatura

A energia de curvatura é responsável por dar ao contorno rigidez quando este é curvado, ou seja, aumentar sua tensão conforme a concavidade aumente.

Novamente deve-se fazer uso do método das diferenças finitas para discretizar o cálculo da derivada segunda. Utilizando a forma da diferença central,

$$\Delta[f](u) = f\left(u + \frac{1}{2}h\right) - f\left(u - \frac{1}{2}h\right), \quad (3.5)$$

em que  $f(u)$  é uma curva derivável e  $h$  é um passo incremental no domínio  $u$ , e aplicando-a na definição de derivada,

$$f'(u) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\Delta[f](u)}{h}, \quad (3.6)$$

consegue-se uma boa aproximação de uma derivada segunda:

$$f''(u) \simeq f(u+1) - 2f(u) + f(u-1). \quad (3.7)$$

Para se chegar a este resultado é utilizado um passo incremental igual à unidade, o menor não-nulo possível dentro de um domínio de números inteiros, já que se está lidando com índices de um vetor. Finalmente, com intuito de melhorar o desempenho de processamento, pode-se aproximar a norma

$$\left| \frac{d^2 c(i)}{di^2} \right| = \left| \frac{d^2 x(i)}{di^2}, \frac{d^2 y(i)}{di^2} \right| \quad (3.8)$$

do vetor de pontos  $c''(i)$ , através da soma de suas componentes (F.D.MELO, 2005):

$$c''(i) \simeq |x(i+1) - 2x(i) + x(i-1)| + |y(i+1) - 2y(i) + y(i-1)| \quad (3.9)$$

Similarmente ao cálculo da energia de continuidade, deve ser feita uma normalização para a matriz da energia de curvatura.

### 3.1.2 Energia externa

A energia externa depende apenas da imagem, não levando em consideração o formato do contorno. Por esse motivo, uma vez calculada, a matriz de energia externa não sofre alterações durante o progresso da execução.

Dada a matriz da imagem  $I(x, y)$ , em que  $x$  e  $y$  são as coordenadas cartesianas dos *pixels* de  $I$ , a energia externa pode ser matematicamente expressa por:

$$E_{ext} = -p|\nabla I(x, y)|, \quad (3.10)$$

em que  $p$  é o parâmetro que regula o peso de contribuição da energia externa na energia total. É importante frisar que, na literatura já existente (KASS et al., 1987), a energia externa possui um sinal negativo acompanhando a magnitude do gradiente, ou seja, perto das bordas, onde o gradiente é alto, esta energia é baixa, agindo como um sorvedouro para os nós. Diferentemente, porém, no *snake* aqui proposto, o sinal negativo à esquerda

da fórmula 3.10 é suprimido, fazendo com que a energia externa seja alta nas bordas e atue delimitando a área de ação da energia interna.

Como já introduzido, é válido salientar que a magnitude do campo gradiente, já que se trata do resultado de um cálculo de diferenças, encontra valores de pico em que existe maior discrepância entre as intensidades dos tons de cinza de um *pixel* e a de seus vizinhos. Esse tipo de característica é comum nas regiões de borda da imagem. Este fato é ilustrado na figura 3.3(b), que mostra a energia da imagem apresentada na figura 3.3(a).



**Figura 3.3:** ilustração da energia externa(a) imagem original, (b) energia externa.

Outra prática comum na obtenção da matriz de energia externa é a convolução da imagem com uma janela gaussiana centrada de variância  $\sigma^2$  antes da aplicação do operador gradiente (BOUHOURS, 2006). A razão para isto é a atenuação dos efeitos do ruído inerente ao próprio processo de aquisição das imagens no ecocardiograma. Este ruído pode se manifestar como picos de intensidade de tons de cinza, e altos valores de energia externa em regiões não limítrofes, podendo levar o *snake* a resultados errôneos.

### 3.1.3 Energia total

A energia total é obtida pela soma matricial elemento a elemento,

$$E_{total}(x, y) = E_{ext}(x, y) + E_{int}(x, y). \quad (3.11)$$

Desta forma, a energia total é a superposição da energia obtida da imagem com a obtida do contorno, e, como a última, é modificada a cada iteração do programa.

O algoritmo de contornos ativos evolui de modo que os pontos de controle buscam regiões de menor energia e se aproximam das bordas do objeto. Ocorre que, quando o *snake* alcança estas bordas, o mesmo encontra uma área que limita até onde o contorno é

capaz minimizar sua energia. Então, não havendo mais como diminuir significativamente a função de energia total, os nós estacionam nas bordas do objeto e a imagem é finalmente segmentada.

## 3.2 A Energia balão

A Energia balão aparece no escopo dos contornos ativos com o intuito de suprir uma deficiência do *snake greedy*, sua dificuldade de se expandir e de se retrair eficientemente frente algumas imagens. Esta energia é, também, um tipo de energia interna, pois depende apenas da localização dos nós para ser calculada. Como o próprio nome sugere, a energia balão provoca no contorno uma expansão ou uma retração, fazendo com que os nós se movam de dentro para fora ou de fora para dentro do contorno, dependendo, para isso, apenas da localização dos nós vizinhos.

A energia balão é calculada de maneira tal que a movimentação dos pontos de controle se dê sempre na direção perpendicular ao contorno através da equação:

$$E_{bal}(i) = \frac{V_i - V_{i-1}}{|V_i - V_{i-1}|} + \frac{V_{i+1} - V_i}{|V_{i+1} - V_i|}, \quad (3.12)$$

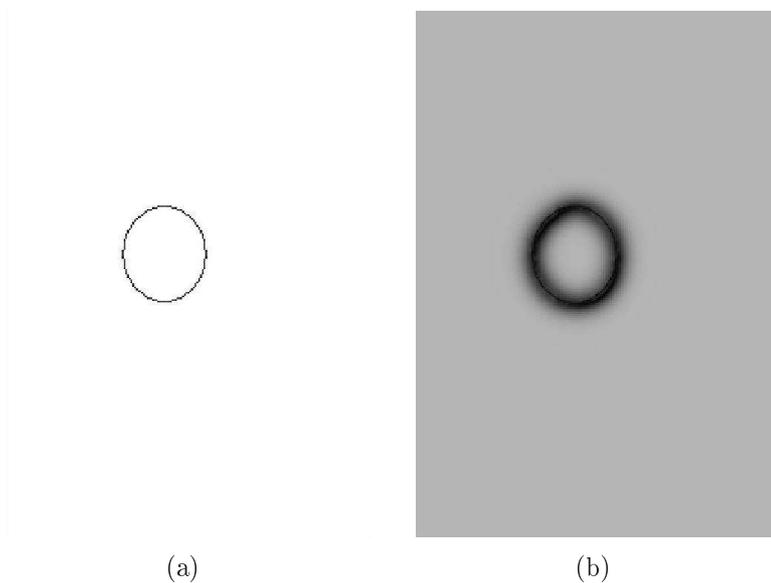
em que  $V_i$  é o vetor posição que aponta para o nó de índice  $i$ . Assim, como se pode observar, tem-se o vetor perpendicular ao contorno como a soma de dois vetores unitários. A exemplo da energia interna tradicional, a matriz de energia balão também deve ser normalizada.

## 3.3 O GVF (*Gradient Vector Flow*)

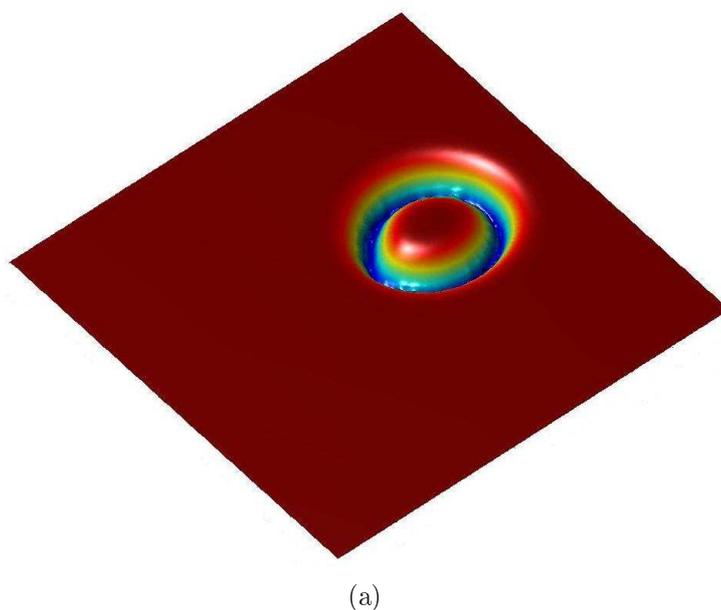
O *snake* tradicional apresentado anteriormente possui algumas limitações inerentes à sua implementação. Uma delas é que o contorno deve ser inicializado próximo às bordas, já que, em regiões distantes da mesma, geralmente a imagem é homogênea e o gradiente é nulo. Assim, o *snake* não tem orientação de para onde deve convergir. Outra deficiência que deve ser citada é a incapacidade do *snake* de convergir sobre as concavidades dos objetos, em que é comum que não haja forças externas, e as forças internas impedem o contorno de se deformar sobre a concavidade.

No intuito de contornar estas adversidades, foi proposto por Chengyang Xu e Jerry L. Prince (XU; PRINCE, 1998) uma nova energia externa capaz de difundir o gradiente

concentrado nas bordas através das regiões homogêneas ao seu redor. Desta forma, o GVF (*gradient vector flow*) expande a área dentro da qual o contorno é atraído pelas bordas da imagem. A Figura 3.4(b) mostra como o GVF difunde o contorno presente na Figura 3.4(a) por áreas homogêneas da imagem.



**Figura 3.4:** ilustração da ação do GVF(a) contorno , (b) GVF.



**Figura 3.5:** distribuição de energia GVF

Além disso, o GVF suaviza a distribuição da energia destas bordas, criando uma espécie de relevo de energia (como mostra a Figura 3.5) sobre o qual o nós são conduzidos para os pontos mais baixos.

O GVF é definido como o campo vetorial  $g(u, v) = [u(x, y), v(x, y)]$ , em que  $v$  e  $u$  são suas componentes em cada direção, que minimiza a energia dada por:

$$E = \int \int \mu(v_x^2 + v_y^2 + u_x^2 + u_y^2) + |\nabla f|^2 |g - \nabla f|^2 dx dy, \quad (3.13)$$

em que  $f$  é o mapa de contornos da imagem. As componentes do campo GVF que minimizam a energia acima são obtidas através da resolução das equações diferenciais parciais (XU; PRINCE, 1998):

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) \quad (3.14)$$

e

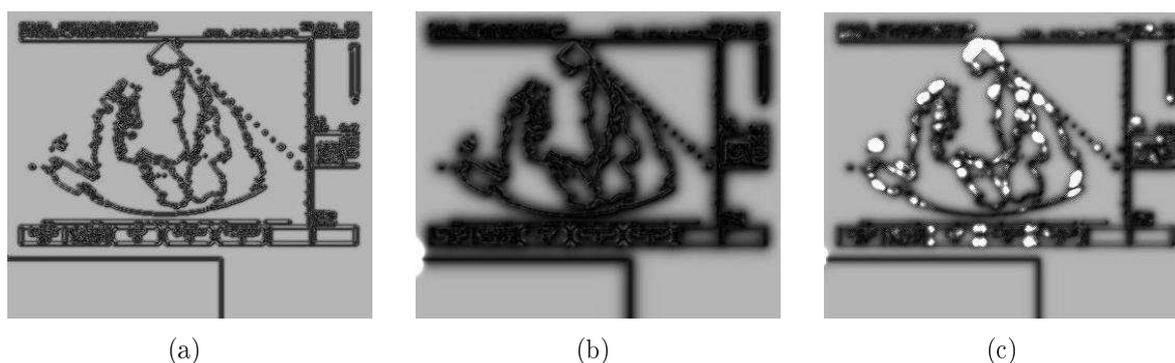
$$\frac{\partial v}{\partial t} = \mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) \quad (3.15)$$

Já que, como dito anteriormente, a energia externa é estática, as derivadas parciais temporais à esquerda das equações 3.14 e 3.15 são nulas. Em regiões onde o gradiente é nulo, cada equação diferencial resultante recai sobre a conhecida equação de Laplace. Então, pode-se traçar um interessante paralelo entre o cálculo do GVF em que se conhecem as bordas, e o cálculo do potencial de um campo eletrostático do qual se conhece a distribuição de cargas (BOUHOURS, 2006).

O campo vetorial resultante é calculado recursivamente de modo tal que é, inicialmente, idêntico ao campo gradiente da imagem, divergindo das bordas conforme as iterações se sucedem.

Dois importantes parâmetros são usados neste cálculo: o coeficiente  $\mu$ , que regula a intensidade de espalhamento do gradiente, e a quantidade *it* de iterações desejadas para expressar o GVF. Muito cuidado deve ser tomado na escolha destes parâmetros, tendo em vista que, por exemplo, a escolha de um valor muito baixo para  $\mu$  produz um GVF praticamente igual à energia externa original. Para um mesmo número de iterações, se um valor muito alto para  $\mu$  é escolhido, o gradiente se espalha muito rapidamente e satura o GVF. Tais observações são exemplificados pelas figuras 3.6(a), 3.6(b) e 3.6(c), que mostram resultados de GVF obtidos com diferentes valores de  $\mu$ .

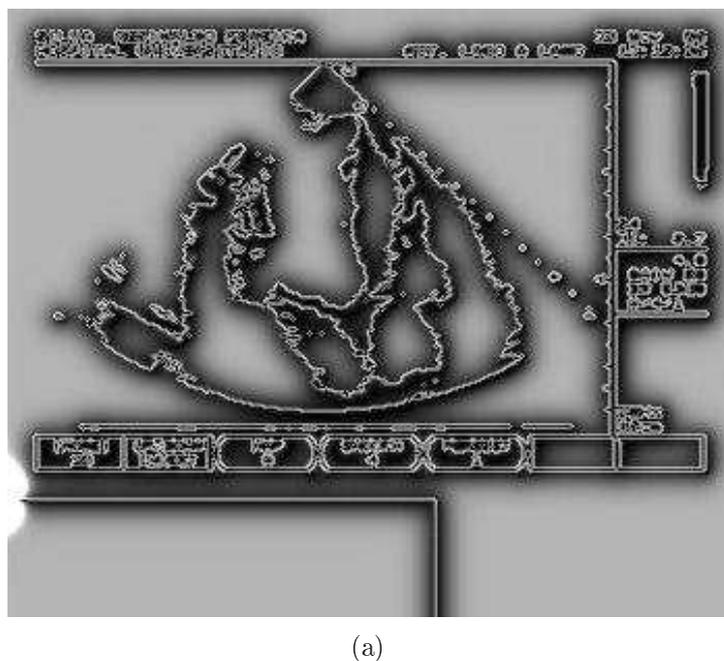
No caso do número de iterações, a regra geral é que quanto mais iterações melhor o espalhamento, porém maior o tempo de processamento. Deve-se, então, encontrar um compromisso entre o tempo de execução e a qualidade do campo obtido pelas iterações com um dado valor de  $\mu$ .



**Figura 3.6:** GVF obtido com diferentes valores de  $\mu$  (a)  $\mu = 0,01$ , (b)  $\mu = 0,22$ , (c)  $\mu = 0,25$

Uma vantagem clara do uso do GVF é uma maior independência dos resultados de segmentação em relação à inicialização do contorno. Quanto maior o espalhamento do campo GVF mais independente é o *snake* da inicialização. Porém, quando este campo é usado como a única força externa, o aumento do seu espalhamento resulta na diminuição do nível de detalhe nas bordas, tornando o *snake* impreciso em sua vizinhança.

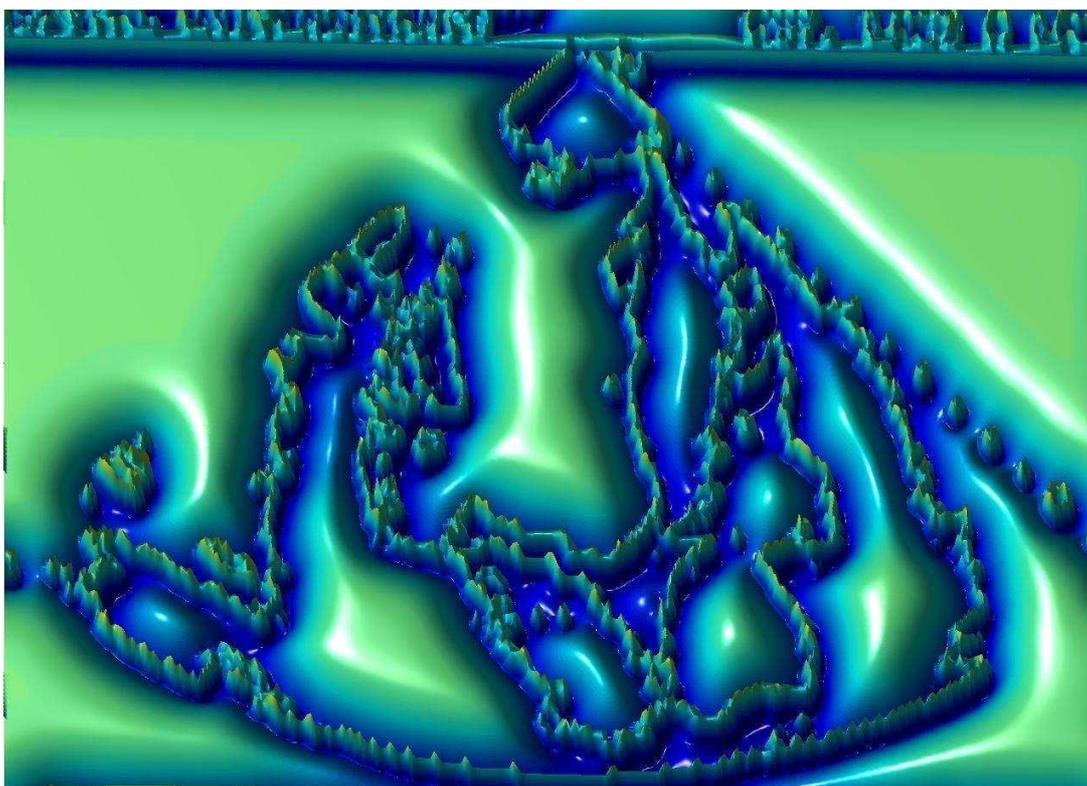
Para eliminar esse problema, propomos uma força externa que seja a superposição do GVF, campo bem distribuído, com o gradiente da imagem, que fornece bordas confiáveis. Desta forma, o GVF é responsável por atrair o *snake* para a região próxima às bordas, e o gradiente por delimitar as bordas com o detalhamento que falta ao GVF (Figura 3.7).



**Figura 3.7:** superposição do campo GVF com a energia externa

Assim, finalmente obtemos um mapa topológico de energia da imagem do ecocardiograma, capaz de apontar aos nós a direção de menor energia a que devem se dirigir

e delimitar a região de alta energia a qual não devem ultrapassar para que se consiga contornar o ventrículo esquerdo. É possível, se tomarmos um nó como um móvel se movimentando ao longo dos eixos  $x$  e  $y$  sobre a superfície mostrada na figura 3.8, traçar um paralelo entre a energia externa e a energia potencial, e, por conseguinte, entre a energia interna e a energia cinética de cada nó.



(a)

**Figura 3.8:** mapa de energia

## 4 MÉTODO DE IMPLEMENTAÇÃO

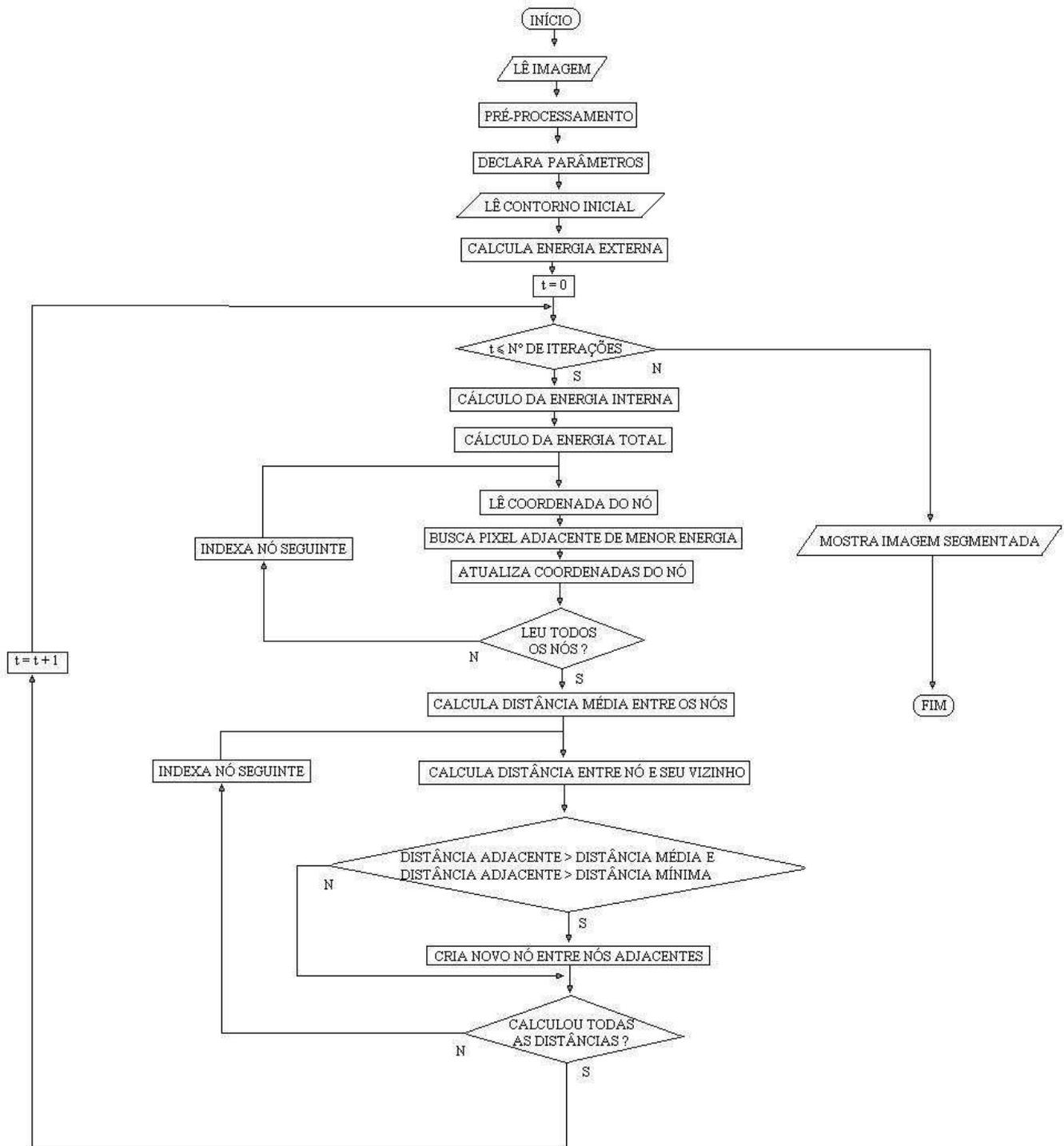
O método em que a implementação dos algoritmos anteriormente citados se fundamenta está dividido em blocos funcionais que guardam alguma independência uns dos outros. O fluxograma deste método é mostrado na Figura 4.1. Pode-se classificar estes blocos listando o pré-processamento, a declaração de parâmetros, a inicialização do contorno, o cálculo da energia externa, o cálculo da energia interna, a iteração dos nós e a geração de novos nós.

### 4.1 Pré-processamento

É no pré-processamento que é realizada a aquisição da imagem, a qual, de imediato, é convertida do formato RGB para tons de cinza. Contudo, na maioria das vezes, esta imagem não é suficientemente nítida para produzir um gradiente adequado para a segmentação. Então, é efetuada uma transformação matemática sobre a imagem no sentido de realçar os *pixels* de maior intensidade e atenuar os de menor. Assim, a partir da imagem pré-processada, obtém-se um gradiente mais nítido, evidenciando com mais eficiência os contrastes da imagem.

### 4.2 Declaração de parâmetros

Nesta fase do algoritmo são definidos valores para vários dos parâmetros numéricos utilizados em sua execução. Dentre eles podem ser citados o coeficiente de elasticidade da curva  $\alpha$ , o coeficiente de rigidez da curva  $\beta$  e o peso de contribuição da energia externa  $p$ . Genericamente, não existe uma escolha ideal para estes valores, podendo os mesmos produzir bons resultados de segmentação para uma imagem e maus para outra. Desta forma, os parâmetros dependem da imagem com que se deseja trabalhar para que o *snake* alcance resultados satisfatórios.



(a)

Figura 4.1: fluxograma do algoritmo

## 4.3 Inicialização do contorno

Instantes depois de iniciada a execução, deve ser construído manualmente sobre a imagem um polígono que seja uma primeira aproximação grosseira do que seria o contorno da área de interesse. As coordenadas dos vértices desse polígono, previamente definidos como nós, são, então, armazenadas em um vetor que é exaustivamente modificado com o decorrer da execução.

## 4.4 Cálculo da energia externa

Como dito anteriormente, para o caso deste *snake*, a energia externa é de uma grandeza estática, já que, uma vez calculada, não sofre mais modificações com a evolução temporal. Este cálculo, no *snake greedy*, é feito simplesmente se tomando o módulo do campo gradiente em cada ponto da imagem e multiplicando-o por uma determinada constante.

## 4.5 Cálculo da energia interna

Ao contrário da energia anterior, a energia interna é calculada dinamicamente, ou seja, a cada vez que o *snake* se movimenta e é gerado um novo vetor de nós, a energia interna, já que depende exclusivamente da localidade destes nós, deve ser novamente calculada. Deve-se levar em consideração que, apesar de estarem armazenados em posições distantes no vetor, o primeiro e o último nó são vizinhos para efeito de cálculo.

## 4.6 Iteração dos nós

É nesta fase que os nós do contorno assumem uma nova posição buscando os pixels de menor energia. A vizinhança de cada nó é examinada a fim de determinar qual dos pixels adjacentes ao nó possui o menor valor de energia total. Quando este pixel é encontrado, o nó migra para a sua posição e suas coordenadas são atualizadas.

## 4.7 Geração de novos nós

Geralmente, o número de pontos de controle no contorno inicial é baixo, de forma tal que, se for mantido esse número, o *snake* pode produzir resultados de segmentação distantes do adequado, dependendo da complexidade da imagem. É sabido, também, através de verificações empíricas, que o *snake* apresenta melhor comportamento quando seus nós são equidistantes (F.D.MELO, 2005). Deste modo, para melhorar a acurácia da segmentação, deve-se gerar novos nós obedecendo a algum critério para sua adição. Uma boa métrica para a geração de novos nós é a distância média entre os nós adjacentes do contorno, sendo gerado um novo nó entre dois nós já existentes se a distância entre estes supera a média do contorno. Sendo assim, é, também, mandatório, que exista um critério para parar a geração dos nós, tendo em vista que lidar com uma quantidade muito grande de nós pode resultar em um custo computacional proibitivo. Para esse caso, é estabelecida uma distância mínima entre os nós.

## 5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

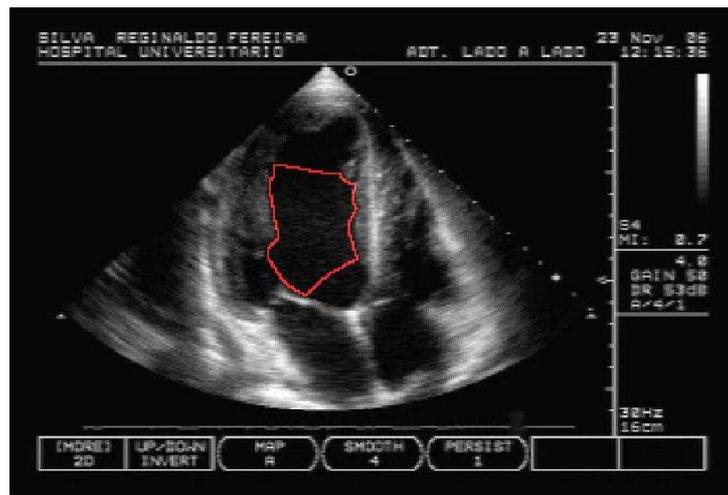
A metodologia dos testes a partir dos quais são realizadas as análises consiste na submissão de imagens de ecocardiograma aos algoritmos *snake greedy*, *snake* com energia balão e *snake* com GVF. As imagens utilizadas são amostras retiradas dos exames de três diferentes pacientes. Também devem ser objeto de testes as modificações encontradas nas segmentações sofridas em decorrência da mudança de parâmetros inerentes ao modelo dos contornos ativos.

### 5.1 *Snake greedy*

O primeiro modelo de *snake* a ser aqui implementado é, também, o *snake* mais simplório, o *snake greedy*. Sua energia interna consiste nas, já comentadas, energia de continuidade e energia de curvatura, enquanto a energia externa deriva simplesmente do cálculo do gradiente.

O *snake greedy* pode ser considerado eficiente no sentido de que fornece respostas rápidas quando comparado aos outros tipos de *snake*. Porém, como o próprio nome sugere, este algoritmo pode, dependendo da inicialização, produzir resultados viciosos, haja vista sua grande dependência da mesma. Um exemplo disso é a tendência que o contorno apresenta se de fechar sobre si mesmo quando é inicializado dentro do objeto que deve ser segmentado da imagem. Isto acontece devido a concentração do gradiente ao redor das bordas das imagens e sua baixa magnitude em regiões homogêneas. Na figura 5.1 é mostra-se o resultado de segmentação inadequado de um *snake greedy* inicializado longe das bordas.

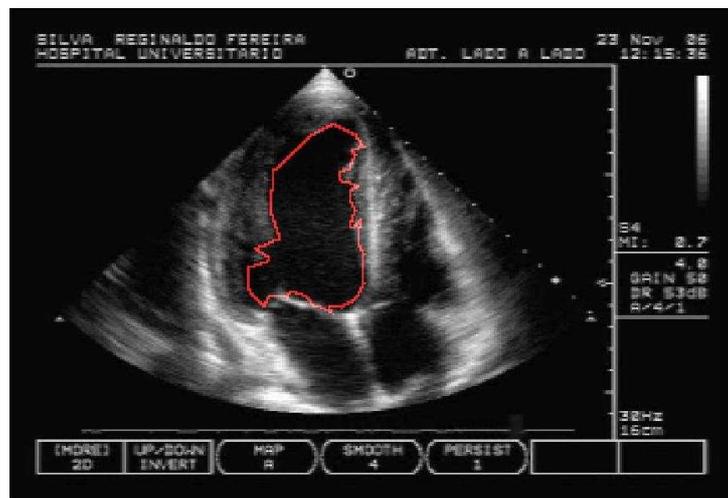
É, também, possível verificar, a partir dos resultados, que o *snake greedy* não consegue convergir sobre as concavidades da imagem e nem consegue movimentar satisfatoriamente os nós quando o contorno inicial está longe das bordas do objeto. Isso se deve ao fato de que a força externa é calculada utilizando, apenas, o gradiente. Assim, longe das bordas, não existe, para os nós, uma orientação de para onde estes devem se encaminhar.



(a)

**Figura 5.1:** resultado de segmentação do *snake greedy* inicializado longe das bordas

Para inicializações próximas às bordas da imagem, o *snake greedy* apresenta um comportamento dentro do que é considerado adequado no âmbito de segmentação. Na figura 5.2 ilustra-se um resultado de segmentação dentro deste contexto.



(a)

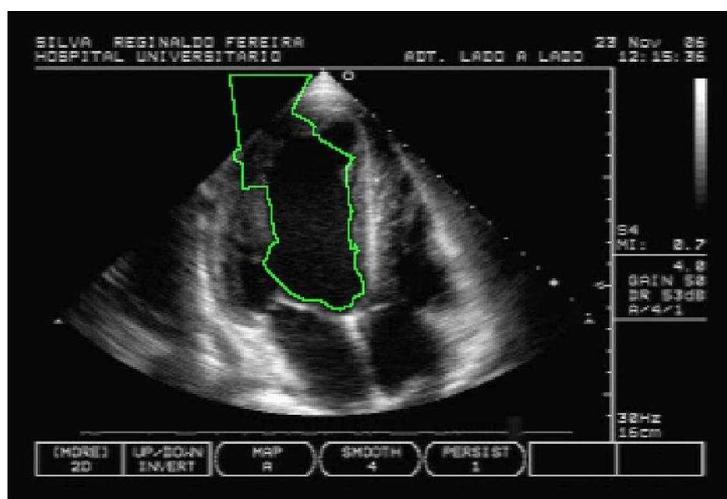
**Figura 5.2:** segmentação com a inicialização próxima às bordas utilizando o *snake greedy*

## 5.2 Snake com energia balão

A vantagem trazida pela energia balão em relação ao *snake greedy*, ou guloso, é a maior velocidade de expansão e retração no contorno, e uma consequente melhoria no desempenho do programa.

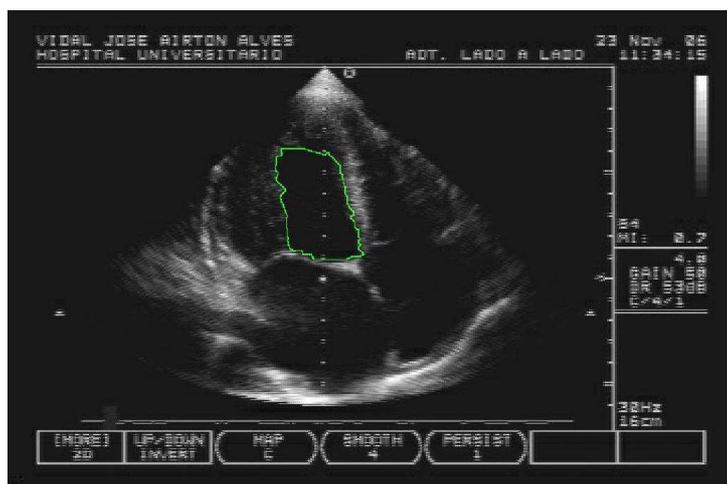
Outra vantagem da energia balão é que seu cálculo é tão simples quanto o utilizado para obter a energia interna tradicional, o que lhe confere melhor desempenho sem custo algum de acréscimo na complexidade do algoritmo. Isto também se constitui em uma vantagem quando se compara o *snake* com energia balão ao *snake* com GVF, que aumenta sensivelmente o tempo de execução.

É verdade, porém, que, em determinadas imagens, o *snake* com energia balão extrapola os limites das bordas da imagem, fazendo com que haja o vazamento do contorno para regiões que não são as de interesse. Na maioria das vezes esse vazamento ocorre em partes do contorno que possuem baixo gradiente.



(a)

**Figura 5.3:** vazamento do contorno na segmentação utilizando a energia balão



(a)

**Figura 5.4:** segmentação utilizando a energia balão

É mostrado na figura 5.3 um dos resultados de segmentação usando a energia balão

que ilustra bem sua deficiência anteriormente comentada.

Outra deficiência tanto do *snake greedy*, quanto do *snake* com energia balão é sua grande suscetibilidade ao ruído e aos próprios elementos inerentes a imagem de ecocardiograma. Apesar disso, pode-se conseguir resultados satisfatórios de segmentação com este tipo de algoritmo, como mostra a figura 5.4.

### 5.3 Snake com GVF

A segmentação por contornos ativos que utiliza o campo GVF como energia externa apresenta resultados adequados quando comparados aos das outras modalidades de *snake*.

Apesar de o *snake* com GVF fornecer resposta mais lenta quando comparado ao *snake greedy*, o mesmo apresenta menor dependência do fato de o contorno ser inicializado dentro ou fora do objeto, limitação que o *snake greedy* não consegue mitigar. Da mesma maneira, o *snake* com GVF consegue convergir satisfatoriamente sobre as regiões côncavas do objeto, faculdade que, nem o *snake greedy* tradicional, nem o *greedy* com força balão possuem.

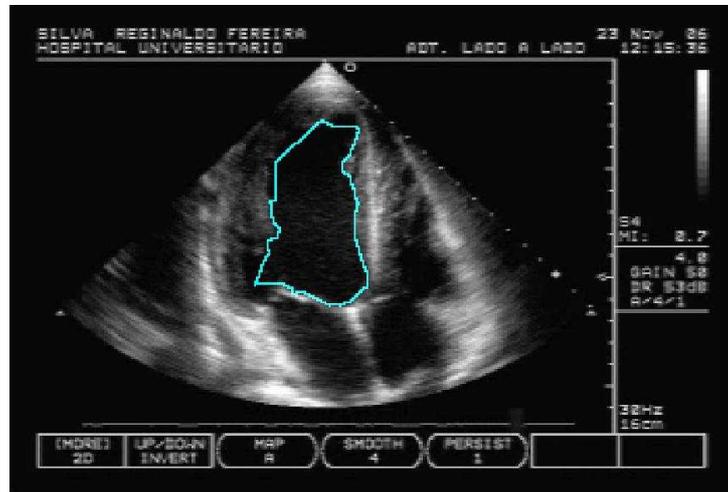
Como explicado, tais resultados são alcançados devido à capacidade que o vetor fluxo de gradiente possui de distribuir o gradiente pelas regiões da imagem em que não há significativa variação no tom de cinza. Assim, a área na qual os nós estão sendo orientados em direção às bordas é ampliada.

As imagens 5.5 e 5.6 foram obtidas utilizando os parâmetros discriminados nas respectivas linhas da Tabela 5.1. Na tabela são mostrados os valores utilizados para o coeficiente de elasticidade  $\alpha$  e o coeficiente de rigidez  $\beta$ , presentes na energia interna, tal como para os parâmetros  $p$  e  $\mu$ . Também se encontra presente na tabela o número de iterações realizadas para a obtenção dos resultados mostrados.

$\alpha$	$\beta$	p	$\mu$	Número de iterações
0,5	0,5	1	0.22	150
0,9	0,9	0,7	0.22	200

**Tabela 5.1:** Parâmetros utilizados na obtenção das imagens

Conclui-se, a partir da observação das Figuras 5.5 e 5.6, que pode-se chegar a resultados precisos de segmentação aliando o uso do GVF ao do gradiente comum e ajustando a suavidade do contorno através da variação dos parâmetros de energia interna.



(a)

**Figura 5.5:** resultado da segmentação utilizando a superposição do GVF com o gradiente

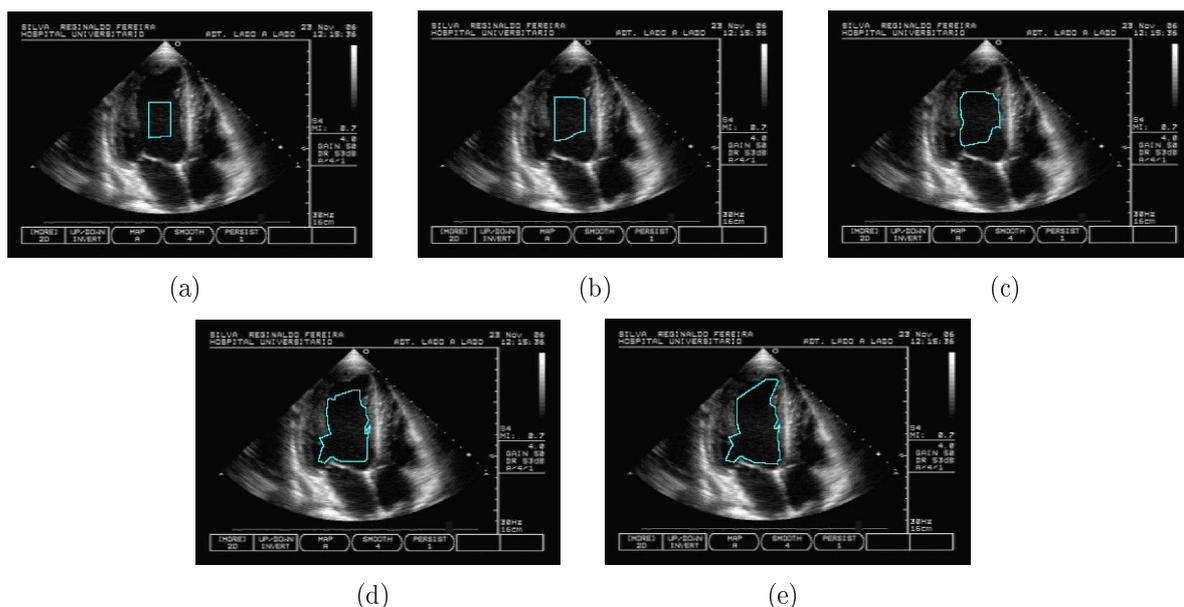


(a)

**Figura 5.6:** resultado da segmentação variando os parâmetros

## 5.4 Evolução do contorno

É possível observar o funcionamento do *snake* através da evolução do contorno conforme se sucedem as iterações do algoritmo. Nas Figuras 5.7 (a), 5.7(b), 5.7(c), 5.7(d) e 5.7(e) são mostrados o contorno inicial, e os contornos obtidos com 5, 10, 20 e 30 iterações do programa, respectivamente.



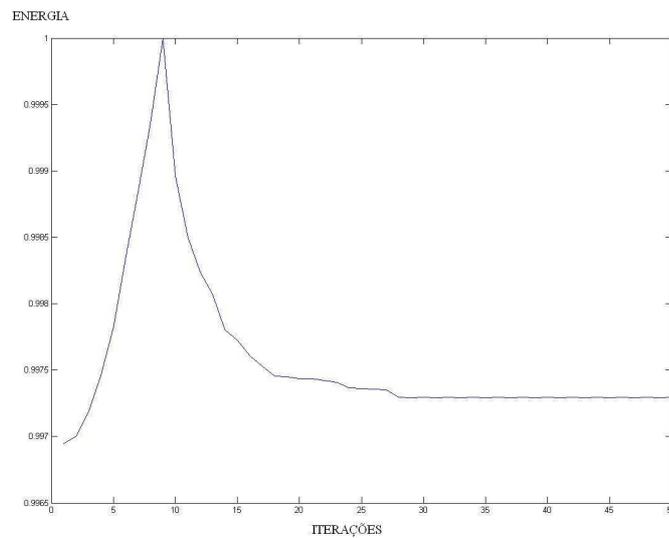
**Figura 5.7:** evolução do contorno (a) contorno inicial,(b) contorno com 5 iterações,(c) contorno com 10 iterações,(d) contorno com 20 iterações, (e)contorno com 30 iterações.

## 5.5 Minimização de Energia

É sabido que a segmentação por contornos ativos é um problema de otimização que reside fundamentalmente na minimização de uma energia funcional. Em se tratando de um algoritmo dinâmico, esta energia é função do tempo, mais especificamente, da quantidade de iterações.

Desta forma, uma boa métrica para avaliar o desempenho do programa seria estudar como esta energia se comporta com o passar das iterações. No gráfico da Figura 5.8 é traçada a curva de energia funcional em relação ao número de iterações.

Analisando o gráfico, observamos que a energia funcional cresce rapidamente até alcançar um valor máximo, decrescendo logo em seguida até, finalmente, atingir um valor estacionário. O rápido crescimento inicial de energia se explica simplesmente, já que para todo nó é calculada uma parcela de energia, pela multiplicação dos nós. Quando a

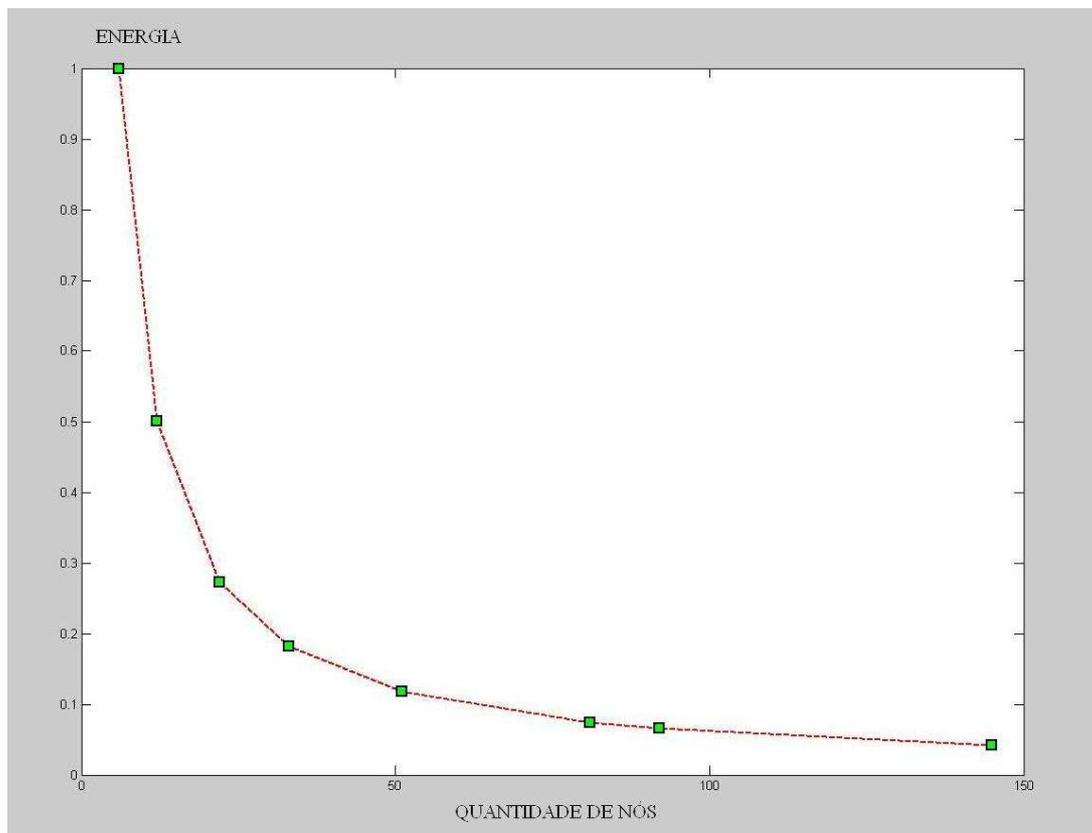


(a)

**Figura 5.8:** energia funcional por quantidade de iterações

distância entre os nós é suficientemente pequena, a geração de outros destes passa a ser desnecessária e cessa, atingindo a energia funcional, neste instante, seu ápice. Finalmente, em número praticamente fixo, os nós já existentes se acomodam sobre as bordas do objeto, levando a função de energia a um valor mínimo estacionário. Já que a função de energia está tão intimamente ligada à quantidade de nós, é conveniente esboçar o gráfico da energia funcional em relação à quantidade de nós o qual é apresentado na Figura 5.9.

Pode-se concluir, a partir da observação de vários gráficos similares ao da Figura 5.9, para diferentes *snake* aplicados em diferentes exames, que o decaimento da energia com o aumento da quantidade de nós se dá de forma assintótica. Também se conclui, analisando as Figuras 5.8 e 5.9, que o algoritmo utilizado minimiza a energia funcional do *snake*.



(a)

**Figura 5.9:** energia funcional por quantidade de nós

## 6 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo implementar diferentes algoritmos de segmentação por contornos ativos e avaliar seu uso na identificação do ventrículo esquerdo em imagens de ecocardiograma, propondo modificações que pudessem trazer melhoria ao seu desempenho. Os algoritmos aqui apreciados foram o *snake greedy*, o *snake* com energia balão e o *snake* com GVF.

Os resultados obtidos ratificam o que foi exposto na literatura e citado anteriormente. O *snake greedy* apresenta respostas rápidas, mas possui problemas de sensibilidade à inicialização e de detecção de concavidades. O *snake* com energia balão, com pouco acréscimo de complexidade em relação ao *greedy*, alcança melhorias no sentido da sensibilidade ao contorno inicial, mas falha por, em algumas ocasiões, extrapolar as bordas do objeto de interesse.

Como esperado, o *snake* com *GradientVectorFlow* (GVF) é, dos algoritmos estudados, o que apresenta resultados mais próximos do exigido. O ventrículo esquerdo é identificado de modo considerado adequado nas imagens, com relativa independência à inicialização do contorno, inclusive, em suas regiões côncavas. O preço pago por esta robustez é um aumento no tempo de processamento necessário para a segmentação.

Uma das melhorias aqui propostas é o pré-processamento da imagem de ecocardiograma, que resultou em um gradiente com melhor contraste e, conseqüentemente, em uma redução no número de iterações necessárias para uma segmentação adequada. Outro avanço é a superposição de uma matriz de mapa de bordas à energia GVF, que melhora a detecção de detalhes nas bordas pelo *snake*. Foi, também, proposta uma métrica de desempenho baseada na minimização de energia, que permite avaliar e comparar diferentes modalidades de *snakes* com maior nível de objetividade.

Conclui-se, então, que, apesar da segmentação por contornos ativos não se tratar de um problema de solução trivial, pode-se compreendê-la melhor através de sua analogia com fenômenos físicos da natureza e aplicá-la com êxito em imagens digitais, o que inclui,

obviamente, as imagens de ecocardiograma.

## 7 TRABALHOS FUTUROS.

Sugere-se que, em trabalhos futuros, os algoritmos aqui implementados tenham uso de memória e processamento otimizados e sejam embarcados em microcontrolador dedicado. Outra sugestão é a implementação de outros tipos de *snakes*.

## *Referências*

- ALEXANDRIA, A. R. de. *Sistema de reconhecimento óptico de algarismos para medidores convencionais de energia*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Ceará, 2005.
- BOUHOURS, A. *Segmentação do ventrículo esquerdo em ecocardiograma de esforço usando contornos ativos (snakes)*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Ceará Fortaleza, Fortaleza, setembro 2006.
- BOYD, N.; CHACKO, A. K. Remote digital echocardiography for the identification of cardiac valvular disease. *IEEE Computing in Cardiology*, v. 1, n. 2, p. 1– 4, 2003.
- F.D.MELO. *Contorno ativos snakes para a segmentação de imagens digitais*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Ceará, Ceara-Fortaleza, 2005.
- FELIX, J. H. da S. *Sistema de visão computacional para detecção e quantificação de efsema pulmonar*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Ceará, 2007.
- GONZALEZ, R.; R.E.WOODS. *Digital Image Processing*. 3. ed. [S.l.: s.n.], 2007.
- KASS, M.; WITKIN, A.; TERZOPOULOS. D. snakes / active contour models. *International Journal on Computer Vision*, v. 1, p. 321 – 331, 1987.
- MARKMAN, B. F. *A ecocardiografia de estresse com dobutamina na doença coronária*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Medicina da Universidade Federal de Pernambuco, Recife, setembro 1997.
- OTTO, C. M. *Textbook of clinical echocardiography*. Philadelphia: Elsevier Saunders, 2002.
- XU, C.; PRINCE, J. Snakes, shapes and gradient vector. *IEEE Trans. On Image Process*, v. 7, n. 3, p. 359–369, 1998.