

Artigo Original

recebido: 20/05/1998 e aceito em 02/09/1999

**Revisão sobre métodos
de segmentação 2D
do ventrículo esquerdo**

*Review of left ventricle
2D segmentation methods*

C.F.F. Costa Filho

Professor Adjunto do Departamento de Eletrônica e
Telecomunicações da Faculdade de Tecnologia da
Universidade do Amazonas,
e-mail: cicero.costa@internext.com.br.

L.A. Moura

Diretor da Vertical Saúde da Oracle do Brasil
e-mail: lmoura@br.oracle.com

M.G.F. Costa

Professora Adjunto do Departamento de Eletrônica e
Telecomunicações da Faculdade de Tecnologia da
Universidade do Amazonas
e-mail: marly.costa@ieee.org

Resumo

A segmentação do ventrículo esquerdo fornece uma forma de se quantificar parâmetros clínicos de importância para o diagnóstico de doenças cardíacas. Este artigo apresenta uma revisão sobre os métodos de detecção automática do contorno do ventrículo esquerdo em diversas modalidades de imagens 2D das cavidades cardíacas. As características dos métodos são analisadas tomando como referência um modelo de visão computacional proposto, no qual a segmentação é subdividida em três etapas: pré-processamento, extração de parâmetros, e classificação e pós-processamento. Esse modelo é exemplificado através de um artigo clássico. Apresenta-se ainda um resumo das medidas utilizadas na literatura para quantificação dos erros cometidos pelos métodos automáticos de detecção, quando os contornos automáticos são comparados com contornos traçados manualmente por especialistas. Por fim, nas conclusões do trabalho, apresenta-se uma lista de características que um método de segmentação automática do ventrículo esquerdo do coração deve apresentar.

Palavras-chave: Segmentação do ventrículo esquerdo, Visão computacional, Medidas de erro.

Abstract

The segmentation of the left ventricle (LV) is the first step towards estimating a series of clinical parameters that allow the diagnostic and prognosis of cardiac diseases from images of the heart. This paper presents a survey of currently available methods for detecting the LV contour several 2D medical imaging modalities. A model for describing and assessing LV segmentation is proposed in which segmentation is divided into three phases: pre-processing, feature extraction, and classification and post-processing. A classical paper is used as a means to exemplify the model. A summary of error measurements between manual and automatic contouring is presented and those measurements are assessed. Finally, a list of desirable characteristics an automatic detection system should present is proposed and commented.

Keywords: Left ventricle segmentation, Computer vision, Error measure.

Introdução

Os processos de aquisição de imagens médicas registraram avanços exponenciais nas últimas décadas. O processo de aquisição de imagens tomográficas e a aquisição de imagens funcionais de órgãos através da medicina nuclear são exemplos que atestam esses avanços. Paralelamente a isso, os processos de segmentação de imagens médicas registraram contribuições significativas. Acreditamos, no entanto, existir ainda um largo campo de pesquisa a ser trilhado pelas técnicas de reconhecimento.

No processamento de imagens podemos distinguir entre técnicas de segmentação de imagens e técnicas de interpretação ou reconhecimento. A segmentação decompõe a imagem em regiões, enquanto que o processo de reconhecimento gera uma descrição da imagem, atribuindo marcadores a essas regiões.

Imagens médicas representam estruturas biológicas com uma grande variedade de formas, que não podem ser facilmente descritas em termos de imagens padrões rotacionadas ou escalonadas, sendo difícil a segmentação das mesmas.

Na literatura, encontramos um vasto campo de aplicação de técnicas de segmentação em imagens médicas: segmentação de estruturas do cérebro (Badran *et al.*, 1990); segmentação do baço (Karssemeijer *et al.*, 1988); segmentação de células (Wu *et al.*, 1995); segmentação de nódulos em imagens pulmonares (Bae *et al.*, 1991); segmentação do ventrículo esquerdo (Costa *et al.*, 1995; Coppini *et al.*, 1995) e segmentação do fígado (Bae *et al.*, 1993). Nesses trabalhos são utilizadas uma enorme diversidade de técnicas, que abrangem desde a aplicação de limiar (Badran *et al.*, 1990) até métodos de inteligência artificial, como redes neurais (Costa *et al.*, 1995; Coppini *et al.*, 1995).

Gonzalez *et al.* (1987) classificam os métodos de segmentação de acordo com a propriedade dos pixels de contorno que eles exploram: descontinuidade ou similaridade. Na primeira categoria, a imagem é segmentada em função de mudanças abruptas que ocorrem no nível de cinza dos pixels de borda da imagem. As principais técnicas referentes a primeira categoria exploram a detecção de pontos isolados de borda e de linhas de borda. Na segunda categoria, a imagem é segmentada em função das semelhanças entre os pixels. As principais técnicas da segunda categoria são baseadas em limiar, crescimento de regiões e *splitting and merging*.

Os algoritmos tradicionais de segmentação de imagens baseados em descontinuidade podem ser

vistos como uma associação entre técnicas locais e técnicas globais. As técnicas locais têm por objetivo calcular valores significativos para os pixels, que os caracterizam como pertencentes ou não a uma borda. Esses valores são calculados através de operadores diferenciais como os operadores de Sobel, operador Laplaciano, etc. As técnicas globais, por outro lado, têm por objetivo obter uma borda contínua integrando as informações fornecidas através dos operadores locais. Como exemplo de técnicas globais citamos técnicas que utilizam funções de custo e técnicas que utilizam grafos.

Os algoritmos de segmentação podem ser classificados ainda como manuais, semi-automáticos e automáticos. Nos algoritmos manuais a segmentação é efetuada inteiramente por um operador humano. Nos algoritmos de segmentação semi-automáticos, o operador humano fornece apenas pontos característicos da estrutura a ser segmentada ou delimita uma região onde a mesma é encontrada. Na segmentação automática, a intervenção do operador humano é reservada apenas a eventuais correções da segmentação obtida através de um algoritmo automático.

Embora seja desejável que o processo de segmentação automática dependa exclusivamente de informações provenientes da própria imagem, a tendência é os processos de segmentação utilizarem informações comuns a um tipo particular de imagens. Como exemplo, para compensar a baixa qualidade dos dados da maioria das modalidades de imagens médicas, pode-se utilizar, no processo de segmentação, informações *a priori* provenientes de modelos descritivos das imagens (Lilly *et al.*, 1989; Friedland *et al.*, 1989).

Entre as áreas de pesquisa em imagens médicas, um campo extremamente dinâmico na atualidade é a segmentação de órgãos e estruturas em imagens cardíacas. Particularmente, a segmentação do ventrículo esquerdo (VE) é intensamente pesquisada, devido a importância do mesmo na avaliação de parâmetros cardíacos que permitem um melhor diagnóstico de doenças cardíacas e um planejamento mais preciso de intervenções em cardiologia.

Os trabalhos abordando métodos de segmentação do ventrículo esquerdo podem ser divididos em três categorias distintas. Na primeira categoria encontram-se os trabalhos que se preocupam exclusivamente com a segmentação do ventrículo esquerdo no espaço 2D (Chalana *et al.*, 1996; Phillip *et al.*, 1994; McEachen *et al.*, 1997). Nesses trabalhos não se vislumbra a

reconstrução do volume do ventrículo esquerdo, mas tão somente a obtenção do contorno do ventrículo esquerdo em uma mesma posição ou corte tomográfico, em diferentes instantes do ciclo cardíaco. Os autores sugerem a avaliação da função cardíaca através da comparação destes contornos bidimensionais. Na segunda categoria, segmentação no espaço 3D, alguns autores procuram obter o volume do ventrículo esquerdo através da avaliação do contorno do mesmo em cortes tomográficos sucessivos, normalmente utilizando a informação do contorno em um corte anterior para guiar a determinação do contorno no corte seguinte (Weng *et al.*, 1997; Thedens *et al.*, 1995), ou através de 2 cortes perpendiculares, utilizando informação a priori sobre a forma do ventrículo para a reconstrução do seu volume (Toro *et al.*, 1996) a partir destes cortes. Outros autores procuram obter o volume do ventrículo esquerdo através de uma segmentação no espaço 3D (Furuie *et al.*, 1996; Furuie *et al.*, 1997; Boudra *et al.*, 1993).

Nesse trabalho pretendemos efetuar uma revisão bibliográfica sobre os métodos de segmentação no espaço 2D. A primeira parte do trabalho enfoca os métodos de segmentação bidimensionais do ventrículo esquerdo, segundo a adequação dos mesmos a um modelo de visão computacional proposto. Em seguida analisamos as principais medidas de erro utilizadas para a quantificação desses métodos. Em trabalhos futuros pretendemos efetuar uma revisão bibliográfica dos métodos de segmentação 3D do ventrículo esquerdo.

Métodos de Detecção do Contorno do Ventrículo Esquerdo

A detecção de contornos do ventrículo esquerdo (VE) em imagens médicas constitui-se em um problema relativamente complexo. Esta complexidade advém de diversos fatores, entre os quais ressaltamos:

- os ventrículos diferem significativamente de paciente para paciente quanto ao tamanho, forma e orientação.
- devido ao baixo contraste em algumas regiões, a borda do VE pode não ser detectável visualmente

nessas regiões. Em imagens de tomografia computadorizada de raios X, por exemplo, com 256 níveis de cinza, a diferença de intensidade entre o sangue e a parede do ventrículo é da ordem de apenas 7-10 níveis em imagens de boa qualidade e 3-5 níveis na maioria das imagens (Taratorin *et al.*, 1993).

- o ruído na imagem algumas vezes tem a mesma amplitude do contraste da borda, dificultando a localização da mesma. O problema de ruído é particularmente grave em imagens de ultra-som, devido principalmente à reverberação e ao espalhamento que ocorre na onda de ultra-som, quando a mesma colide com estruturas dos tecidos com dimensões próximas da resolução axial do aparelho (Fish, 1990).
- a intensidade com que o músculo papilar e órgãos sobrepostos ao VE aparecem na imagem é da mesma ordem que a intensidade da parede do mesmo, dificultando a localização da borda nestas regiões.

Devido aos motivos anteriormente expostos, uma abordagem simples, baseada apenas em técnicas convencionais de detecção de borda, não é suficiente para a segmentação 2D do VE.

Modelo de visão computacional para a detecção do contorno do VE

Os sistemas de visão computacional utilizados para a segmentação 2D do VE podem ser representados por um modelo como o mostrado na Figura 1.

Através da literatura observamos que a etapa de pré-processamento da imagem do ventrículo esquerdo é realizada visando eliminação de ruídos e artefatos; padronização das intensidades dos pixel das imagens e aumento do tamanho da imagem através de interpolação. A remoção de ruídos é efetuada através de filtros passa baixa espaciais e temporais. Os principais tipos são: filtro de média (Grattoni *et al.*, 1985), filtro gaussiano (Goshtasby *et al.*, 1995) e filtro da mediana (Adam *et al.*, 1987 e Lamberti *et al.*, 1990). O tamanho das máscaras varia de 3x3 até 41x41. De acordo com

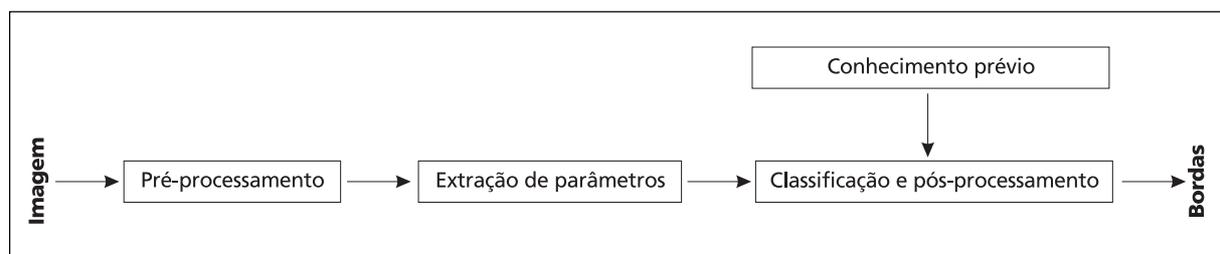


Figura 1: Diagrama em blocos de um sistema de visão computacional para detecção de contornos de VE.

Chu *et al.* (1998), a utilização de máscaras pequenas para a suavização da imagem pode resultar em falsas detecções de bordas, devido ao fato do ruído não ser eliminado totalmente pelas mesmas e a utilização de máscaras maiores pode resultar em que pequenos detalhes da borda não sejam detectados.

A padronização das intensidades dos pixels é normalmente realizada através de uma operação de *window and level*. No trabalho de Fleagle *et al.* (1991), na operação de *window and level*, o nível foi ajustado para um valor obtido através da média entre os valores de intensidade de pixel na cavidade do ventrículo esquerdo e no miocárdio do ventrículo esquerdo, e a largura da janela foi ajustada de tal forma a estender-se por toda a faixa de intensidades da imagem.

O aumento da imagem através de interpolação atende a dois propósitos: remoção adicional de ruídos de alta frequência e adequação da imagem a algoritmos de detecção de borda que operam melhor quando são fornecidos contornos contendo um maior número de pontos. Um exemplo disso pode ser encontrado em Duncan (1987), no qual, em imagens de ecocardiografia, uma região de interesse de 32x32 pixels contendo o VE é ampliada para 64x64 pixels. A razão para isso é que o algoritmo utilizado pelo autor para quantificação regional do movimento da parede é mais eficiente com um contorno contendo de 100-150 pixels.

A etapa intermediária de extração de parâmetros, ou processamento de baixo nível, é realizada através de técnicas clássicas de processamento de imagem. O objetivo é extrair parâmetros espaciais ou temporais, que caracterizem a borda do ventrículo. As operações espaciais mais frequentemente utilizadas para extração de parâmetros são: aplicação do gradiente, aplicação do limiar, obtenção dos cruzamentos por zero resultantes da aplicação do laplaciano e determinação do centro do VE.

Em relação aos eventos temporais, observamos que Jouan *et al.* (1990) utilizaram, para imagens de ecocardiografia, médias temporais de uma seqüência de imagens do mesmo ciclo cardíaco. O objetivo foi o de minimizar tanto os efeitos de anormalidades do movimento da parede cardíaca como os efeitos da contagem estatística durante o processo de extração da imagem. Uma alternativa a utilização de imagens de um mesmo ciclo cardíaco para obtenção de médias, é a utilização de imagens de ciclos cardíacos diferentes, obtidas através de imagens dinâmicas cíclicas (Skorton *et al.*, 1981).

A etapa de classificação e de pós-processamento,

ou processamento de alto nível, agrupa as informações extraídas anteriormente com o objetivo de localizar a borda do VE. Em geral, procura-se identificar pixels isolados ou conjuntos de pixels com maior probabilidade de pertencerem a borda do VE. Na Tabela 1 mostramos uma lista de artigos revisados sobre segmentação 2D do VE, onde destacamos as técnicas utilizadas na implementação das etapas mostradas no modelo da Figura 1. Parece-nos claro que um método eficaz de detecção da borda do VE não pode repousar exclusivamente em informações locais derivadas da intensidade do pixel. É necessário uma estratégia de decisão baseada em informações globais para compensar a baixa taxa sinal-ruído presente nas imagens do VE. Essas informações globais podem constituir-se, por exemplo, de um conhecimento prévio dos parâmetros geométricos e/ou anatômicos do VE. No diagrama da Figura 1 esse conhecimento prévio é representado através de um bloco que fornece informações para as etapas de classificação e pós-processamento.

O rol de técnicas utilizadas na etapa de classificação e pós-processamento é bastante grande. Entre essas técnicas citamos: técnicas que utilizam procura em grafos (Thedens *et al.*, 1995; Pope *et al.*, 1985; Fleagle *et al.*, 1991, Moura *et al.*, 1992); técnicas que utilizam funções probabilísticas (Clayton *et al.*, 1974; Barrett *et al.*, 1980; Dias *et al.*, 1996); técnicas que utilizam *simulated annealing* (Friedland *et al.*, 1989; Toro *et al.*, 1996; Garrido, 1998); técnicas que utilizam sistemas *fuzzy* (Feng *et al.*, 1985; Boudraa *et al.*, 1993); técnicas que utilizam ortogonalização de Gram-Schmidt (Jouan *et al.*, 1990) e técnicas que utilizam redes neurais (Costa *et al.*, 1995, Coppini *et al.*, 1995).

Exemplo clássico

Um artigo clássico que exemplifica o sistema de visão computacional delineado na Figura 1 foi apresentado por Ezekiel *et al.* (1985). O objetivo deste é a obtenção da borda do endocárdio em imagens de ecocardiografia. O algoritmo de detecção de bordas utilizado pelo autor engloba as três etapas mostrados na Figura 1. Na etapa de pré-processamento, com o objetivo de aumentar a precisão estatística de cada pixel, as imagens são suavizadas de forma espacial e temporal. A suavização temporal é efetuada substituindo-se cada pixel por uma média dele mesmo e dos pixels situados na mesma coordenada cartesiana, um quadro à frente e um quadro atrás no ciclo cardíaco, em um processo não recursivo. A suavização espacial é obtida substituindo-se cada pixel por uma média ponderada dos

oito pixels vizinhos. Assim, a suavização espaço-tempo substitui cada pixel por uma média dele mesmo e de 26 outros pixels.

No processamento de baixo nível, o centro do VE é determinado utilizando-se informações de histogramas de amplitude. Após a determinação do centro, subtrai-se de toda a imagem um nível de cinza correspondente ao valor de uma máscara de 3x3 pixels localizada sobre o centro. A idéia explorada é que na região do centro espera-se um nível de cinza de valor zero. Assim, qualquer nível de cinza na região do centro é interpretado como ruído e assume-se está presente em toda a imagem. Devido ao fato dos pixels da borda do endocárdio serem caracterizados por uma baixa intensidade e os pixels externos terem uma intensidade maior, os autores extraem os pixels de borda associando o operador laplaciano à amplitude do pixel.

Os pixels da borda do endocárdio são identificados através de uma procura radial utilizando 32 raios igualmente espaçados. As regiões da borda do endocárdio ao longo de um raio são caracterizadas por apresentarem uma alta inclinação positiva no gráfico da amplitude versus raio, combinada com um cruzamento por zero resultante da aplicação do laplaciano. Com o objetivo de identificarem falsos pixels de borda ao longo de um raio, os autores calculam, para cada pixel de borda identificado, uma função de custo. Essa função de custo considera a semelhança entre as características de um pixel de borda e as características dos pixels de borda situados proximamente. Os termos da função de custo comparam os valores de distância radial, intensidade de pixel e valor do laplaciano de um pixel de borda com os valores dos seus vizinhos. Pixels de borda com valores similares aos de seus vizinhos têm um baixo valor para a função de custo e uma alta probabilidade de pertencerem à borda do VE. Após a identificação do pixel de borda “mais provável” em cada um dos 32 raios, os autores, com o objetivo de dobrarem o número de pixels do contorno (de 32 para 64), utilizam interpolação linear através de polinômios cúbicos. A borda do endocárdio é então determinada unindo-se os 64 pixels de borda. Os autores não comparam os contornos obtidos automaticamente com contornos traçados manualmente.

Classificação dos métodos de detecção do contorno do VE

Os métodos de detecção da borda do VE podem ser divididos em três grandes grupos: manuais, semi-

automáticos e automáticos. Os métodos manuais datam da década de 70. Desta época pinçamos o trabalho de Alderman *et al.* (1973), no qual as imagens são gravadas num vídeo disco com uma capacidade de 400 quadros, numa taxa de 15 quadros/segundo. O monitor de vídeo mostra as imagens dinamicamente ou estaticamente. Os contornos do VE são extraídos utilizando-se uma caneta ótica na tela do monitor de vídeo. A partir deste contorno, um programa faz a estimativa da área e do volume do VE. A grande vantagem do método proposto, de acordo com os autores, é que com o vídeo disco as imagens não precisavam mais ser gravadas em filme, o que permitia uma análise da imagem logo após a sua obtenção. A ênfase destes primeiros trabalhos é mais na descrição do equipamento em si do que no método de detecção do contorno.

Os métodos semi-automáticos dependem de uma interação com o operador. Esta interação pode ser de três tipos:

- o operador traça o contorno manualmente na diástole e o método detecta o contorno nos outros instantes do ciclo cardíaco, utilizando o contorno inicial como referência (Adam *et al.*, 1987);
- o operador identifica pixels característicos na imagem, como o centro do VE e a posição das válvulas mitral e aórtica. (Fleagle *et al.*, 1991 e Lilly *et al.*, 1989);
- o operador delimita uma área de procura do contorno do VE (Clayton *et al.*, 1974) ou seleciona um limiar ótimo para segmentação do VE (Yang *et al.*, 1994).

Todas essas interações introduzem um certo grau de subjetividade na determinação do contorno do VE, que levam necessariamente a uma dependência do operador, e portanto a uma variação intra e inter-observador.

Na última década observa-se um grande esforço no sentido de obter métodos automáticos. Entre os principais motivos para este esforço, citamos:

- embora o método manual seja o mais robusto, ele é tedioso, demorado e apresenta grande variabilidade intra e inter-observador (Thedens *et al.*, 1995);
- a extração manual consome tempo, limitando a quantidade de dados que pode ser processada. Consequentemente, a reconstrução 3-D da forma do VE, que depende da detecção do contorno do mesmo em seqüências de imagens, torna-se uma tarefa demorada, não sendo útil para um sistema clínico em rotina.

Tabela 1. Resumo dos métodos de detecção do contorno do ventrículo esquerdo

Ordem	Autores	Classe de imagem	Segmentação	Pré-processamento	Extração de parâmetros	Classificação e pós-processamento	
1	Goshtasby <i>et al.</i> (1995)	MRI	automática	filtro gaussiano	cruzamentos por zero, limiar.	modelagem dos pontos do contorno através de curvas elásticas	
2	Thekens <i>et al.</i> (1995)		semi-automático	"window and level"	gradiente	procura em grafos, uso de uma sequência espacial de imagens	
3	Fleagle <i>et al.</i> (1991)		semi-automático	"window and level"	gradiente	método de procura em grafos	
4	Bister <i>et al.</i> (1990)		automático	filtro passa baixo, limiar	obtenção do centro de gravidade de micro-regiões através da transformada em distância	segmentação piramidal, técnica heurística denominada detector de cavidade	
5	Lilly <i>et al.</i> (1989)	ANGIOGRAFIA DIGITAL	semi-automático		gradiente, limiar.	funções de custo, correção do contorno através de modelos dos ventrículos	
6	Grattoni <i>et al.</i> (1985)		automático	filtro passa baixa: média 9x9	gradiente: sobel	seguidor de borda heurístico, interpolação linear	
7	Clayton <i>et al.</i> (1974)		semi-automático	filtro gaussiano casado		método probabilístico, utiliza informação temporal	
8	Barrett <i>et al.</i> (1980)		automático		filtro-casado de gradiente	método probabilístico, utiliza informação temporal	
9	Pope <i>et al.</i> (1985)		automático		filtro-casado de gradiente	método de procura em grafos	
10	Alderman <i>et al.</i> (1973)		manual			caneta ótica	
11	Jouan <i>et al.</i> (1990)		automático			expansão de Karhunen-Loeve, média temporal, cruzamento por zero	processo de ortogonalização de Gram-Schmidt, morfologia matemática
12	Duncan (1987)		automático	filtro passa baixa espacial e temporal, interpolação linear	gradiente, processo de afinamento		método utilizando funções de custo
13	Feng <i>et al.</i> (1991)		automático			crúzamentos por zero, estimativa do centro do VE	procura radial, técnica "fuzzy"
14	Friedland <i>et al.</i> (1989)		semi-automático	filtro passa baixa: média 7x7		transformada de Hough, estimativa do centro, detector de borda usando um filtro ótimo	minimização de uma função de energia utilizando "simulated annealing"
15	Zhang <i>et al.</i> (1983)		automático			limiar	detecção de pontos móveis em sequência temporal de imagens, matriz de co-ocorrência temporal
16	Chu <i>et al.</i> (1988)	semi-automático	filtro passa baixa gaussiano 41x41		crúzamento por zero	procura radial, interpolação, filtro da mediana	
17	Adam <i>et al.</i> (1987)	US	semi-automático	filtro da mediana 9x9, amplificação de área contendo o VE	valores médios de regiões pré-definidas	procura radial, algoritmo heurístico de rastreamento de borda	
18	Lambert <i>et al.</i> (1990)		semi-automático	filtro passa baixa: mediana e filtro de médias móveis		laplaciano do gaussiano, técnica de difusão anisotrópica	o objetivo do trabalho é apenas evidenciar as linhas do contorno, sem efetuar uma extração
19	Dias <i>et al.</i> (1996)		automático				método probabilístico, procura em grafos
20	Coppini <i>et al.</i> (1995)		automático			detecção de cruzamentos por zero, gradiente	rede neural
21	Ezekiel <i>et al.</i> (1985)		automático	suavização através de médias temporais e espaciais		centro do endo-cárdio, laplaciano	funções de custo, interpolação através de polinômios cúbicos
22	Skorton <i>et al.</i> (1981)		automático	suavização através de médias de múltiplos quadros num mesmo instante do ciclo cardíaco		limiar, gradiente: sobel	comparação da segmentação obtida através do limiar como o mapa derivado do operador de sobel
23	Skorton <i>et al.</i> (1985)						tutorial abordando técnicas de detecção de borda

Tabela 1. Continuação

24	Costa <i>et al.</i> (1995)	automático	ajuste de histograma, ampliação das imagens	centro do ventrículo esquerdo, gradiente, distância em relação ao centro.	rede neural
MNI					
25	Boudraa <i>et al.</i> (1993)	semi-automático	filtro passa baixa, normalização pela mediana	extração da fase através de uma análise de Fourier	método que utiliza uma técnica "fuzzy": algoritmo "isodata"
26	Yang <i>et al.</i> (1994)	semi-automático		limiar	
27	Phillip <i>et al.</i> (1994)	automático	ajuste dos níveis de cinza, mudança de escala da imagem	limiar, "region growing", detecção de pixels conexos	procura em grafos, transformada de Hough fuzzy
CT					
28	Taratorin <i>et al.</i> (1993)	automático	filtro passa baixa: média 3x3	gradiente	procura radial, intersecção entre conjuntos de restrições

US – Ultra-Som, MRI – Imagem de Ressonância Magnética, CT – Tomografia Computadorizada, MNI – Imagem de Medicina Nuclear.

No entanto, mais importante do que analisar os métodos de detecção do contorno do VE sob a ótica da automatização é analisá-los considerando os algoritmos utilizados no processamento de alto nível, os quais realmente diferenciam um método do outro.

Processamento de alto nível

Uma das abordagens de alto nível com excelentes resultados na tarefa de detectar o contorno do VE utiliza procura dinâmica em grafos. De uma forma elegante, esta abordagem incorpora no algoritmo informações locais e globais para determinação do contorno ótimo. A utilização de grafos na detecção de contornos é ilustrada na Figura 2. Um grafo é constituído por nós (pixels) e ligações. Nesta abordagem, a suavização do contorno é introduzida limitando-se o número de nós na próxima coluna a que um nó de uma coluna anterior pode se ligar. Na Figura 2 este número é limitado aos 3 nós mais próximos. Duas colunas têm um significado especial em um grafo: a coluna inicial e a coluna final. Um caminho em um grafo é definido como um conjunto de ligações que conecta um nó da coluna inicial a um nó da coluna final. Um valor de custo é associado a cada nó. Em geral, quanto menor o custo de um nó, maior a probabilidade do mesmo pertencer ao contorno. O custo de um nó em problemas de detecção de contorno é inversamente proporcional ao valor resultante da aplicação de um detector de borda de baixo nível, como o gradiente. A cada caminho em um grafo é associado também um custo, que é o resultado da soma dos custos dos nós individuais contidos neste caminho. No problema de detecção de contorno, o contorno ótimo é associado ao caminho com menor custo, também designado de caminho ótimo.

Uma excelente aplicação da metodologia anterior pode ser encontrada em Pope *et al.* (1985). Neste trabalho, os autores determinam inicialmente as

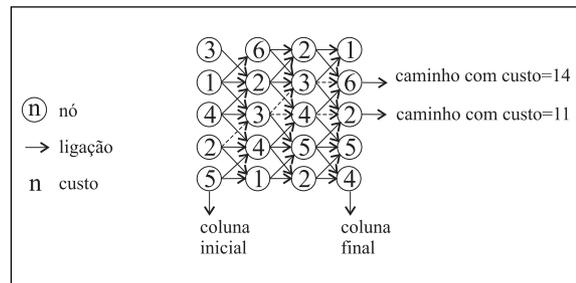


Figura 2. Detecção do contorno utilizando procura em grafos.

coordenadas do centro do VE (x_c, y_c). A partir do centro traçam-se, então raios em direção a borda do VE. Cada um desses raios define uma das linhas de uma matriz de borda definida como:

$$\text{matriz}(\rho, \theta) = \text{imagem}(x, y) \tag{1}$$

$$\text{onde: } \rho = (x - x_c)^2 + (y - y_c)^{1/2};$$

$\theta = \arctan((y - y_c) / (x - x_c)) + \theta_0$; q_0 = ângulo de ajuste que permite que a extração da matriz comece na região da válvula aórtica.

O detector de bordas utilizado para atribuir custos aos pixels é um filtro radial casado, $K(r)$, cujos pesos foram empiricamente determinados através de vários perfis de bordas do VE e consiste de nove números: -6; -5,5; -5; -3; 0; 3; 5; 5,5; 6. Através de uma operação de convolução unidimensional deste filtro com a matriz de borda encontra-se uma matriz de custo, definida como:

$$\text{custo}(\rho, \theta) = \text{matriz}(\rho, \theta) * K(\rho) \tag{2}$$

Efetuada-se, então uma procura dinâmica em grafos sobre a matriz de custo, determina-se o contorno do VE.

A estratégia de determinação do contorno do VE através de uma procura radial é encontrada com frequência na literatura. Os pontos do contorno são selecionados em cada raio utilizando-se funções de custo

(Lilly *et al.*, 1989), intersecção de conjuntos de restrições (Taratorin *et al.*, 1993) ou técnicas fuzzy (Feng *et al.*, 1991).

Uma reconstrução da borda baseada em procura radial requer que o algoritmo proposto seja capaz de estimar a borda em regiões onde a mesma não aparece claramente e em regiões em que o contorno de órgãos vizinhos se sobrepõem ao contorno do VE. Em Lilly *et al.* (1989) este problema é solucionado através de duas abordagens: a primeira delas é a introdução de termos na função de custo que levam em conta a proximidade de um pixel de borda num determinado ângulo com os pixels de borda de ângulos adjacentes. A segunda delas é a correção do contorno final obtido através da comparação com modelos de contornos de VE previamente calculados. Em Taratorin *et al.* (1993) existem vários conjuntos de restrições que procuram solucionar este problema. Um desses conjuntos assume que o contorno do VE não pode passar em algumas regiões, como por exemplo, a região de baixa intensidade de pixels do pulmão. Outro conjunto de restrições assume que a borda seja suave, ou seja que a mesma não pode variar bruscamente. Em Feng *et al.* (1991) limita-se, para cada ângulo, a região de escolha dos pixels de contorno em função da proximidade de pixels de contornos previamente determinados em ângulos anteriores.

A introdução de informação redundante de uma seqüência espacial ou temporal de imagens pode melhorar substancialmente a qualidade do contorno automático do VE. A minimização de ruídos na imagem através da média de uma seqüência temporal de imagens é, conforme já citado, uma maneira de explorar essa redundância. A seguir exploraremos alguns métodos que fazem uso de informação temporal para melhorar a qualidade dos contornos de VE detectados.

Zhang *et al.* (1983) detectaram contornos de VE em imagens ecocardiográficas através da aplicação de limiar em áreas de movimento na imagem. Um limiar ótimo é determinado para uma imagem a partir de uma matriz de co-ocorrência temporal, onde o elemento (i,j) representa o número de pixels que em um quadro do ciclo cardíaco tinham uma intensidade i e no quadro seguinte tinham uma intensidade j . O limiar ótimo L é definido como aquele que maximiza o valor de $P(L)$ dado por:

$$P(L) = \sum_{i=1}^L \sum_{j>L}^k M_{ij} + \sum_{i>L}^k \sum_{j=1}^L M_{ij} \quad (3)$$

onde: M : matriz de co-ocorrência temporal; k : nível máximo de quantificação da imagem.

O primeiro termo da equação (3) representa aqueles pixels que num quadro i tinham intensidade menor do que L e no quadro $i+1$ tinham intensidade maior do que L . O segundo termo representa aqueles pixels com um comportamento inverso. Os pixels que não se enquadram em nenhum desses casos são considerados estacionários e não pertencem ao contorno. A grande deficiência do algoritmo ora descrito é a não incorporação pelo mesmo de qualquer relação espacial entre os pixels e de nenhum conhecimento prévio de parâmetros geométricos e/ou anatômicos do VE.

Outro esforço no sentido de incluir informação temporal foi efetuado por Friedland *et al.* (1989), utilizando *simulated annealing*. Os autores utilizam uma procura radial e constróem empiricamente uma função de energia constituída por 4 elementos: U_1 , U_2 , U_3 e U_4 . U_1 é um termo inversamente proporcional ao valor numérico resultante da aplicação de um detector de borda radial ótimo. U_2 é um termo que considera a descontinuidade do contorno. Seu valor numérico é resultante da comparação da distância de um pixel de contorno em relação ao centro do VE e as distâncias dos pixels de contorno de raios adjacentes em relação ao mesmo centro. Quanto mais suave o contorno menor o seu valor. U_3 é um termo inversamente proporcional ao volume da cavidade ventricular. Quanto maior o volume menor o seu valor. U_4 é um termo que considera a descontinuidade temporal dos pixels de contorno. Quanto menor a descontinuidade menor o seu valor. Esse último termo é dado por:

$$U_4 = \frac{|r_i^i - r_{i-1}^i|}{r_i^i} \quad (4)$$

onde: r_i^i = valor do raio i no quadro i ; r_{i-1}^i = valor do raio i no quadro $i-1$.

Os quatro termos anteriormente citados são combinados numa expressão linear e esta expressão é então minimizada. Este algoritmo incorpora tanto informações espaciais como temporais na detecção da borda. Os autores, no entanto, não apresentam resultados comparativos com contornos traçados manualmente, o que impede uma avaliação definitiva do mesmo.

Uma abordagem utilizada para extrair informação temporal de uma seqüência de imagens é a utilização de fluxo óptico (*optical flow*). Fluxo óptico pode ser definido como a distribuição aparente do movimento de padrões luminosos em uma imagem. A expressão que relaciona as variações temporais e espaciais numa

imagem é dada por (Horn *et al.*, 1981):

$$\frac{\delta I}{\delta x} \frac{\delta x}{\delta t} + \frac{\delta I}{\delta y} \frac{\delta y}{\delta t} = - \frac{\delta I}{\delta t} \text{ ou} \quad (5)$$

$$E_x \cdot u + E_y \cdot v = - E_t$$

onde: I: intensidade do pixel; x,y: coordenadas espaciais; t: tempo. $E_x = \delta I / \delta x$; $E_y = \delta I / \delta y$; $E_t = \delta I / \delta t$; $u = \delta x / \delta t$; $v = \delta y / \delta t$.

O lado esquerdo das expressões anteriores pode ser interpretado como o produto interno do vetor velocidade $\mathbf{V} = (u, v)$ pelo vetor gradiente $\nabla I = (E_x, E_y)$. Computando-se ∇I e E_t a partir dos pixels de uma seqüência de imagens, é possível determinar a componente da velocidade \mathbf{V} na direção do gradiente ∇I . É impossível calcular, no entanto, a componente da velocidade perpendicular ao gradiente. Devido a isso, restrições adicionais são colocadas em relação a variação da velocidade ao longo do objeto em movimento. Assume-se que a velocidade varie suavemente ao longo do objeto. Matematicamente, isto é implementado através de um processo de minimização do gradiente das componentes do vetor velocidade \mathbf{V} ao longo dos pixels da imagem. As equações resultantes expressam as componentes u e v da velocidade em cada pixel em termos de E_x , E_y , E_t e de valores médios de u e v computados na vizinhança de cada pixel. A solução para estas equações é buscada através de métodos iterativos. O valor de ∇I é usualmente aproximado por métodos de diferenciação numérica e E_t é obtido através de uma subtração de imagens de quadros subseqüentes. Ambos são extremamente influenciados pelo ruído, o que requer uma etapa de suavização da imagem.

A combinação do movimento da imagem com informações de contraste da mesma foi utilizada por Thompson (1980) para a segmentação de objetos em movimento. Em imagens de coração, a análise do movimento das paredes do músculo cardíaco constitui-se de um meio valioso para a identificação de isquemia e infarto (Gelfand *et al.*, 1988). Análises do movimento do coração em imagens ecocardiográficas bidimensionais utilizando fluxo ótico podem ser encontradas em Mailloux *et al.* (1987), Meunier *et al.* (1988) e Mailloux *et al.* (1989). Gutierrez *et al.* (1996) estendeu o modelo bidimensional de fluxo ótico estabelecido por Horn *et al.* (1981) para o espaço tridimensional e, utilizando informação vetorial da velocidade, obteve gráficos com a estimativa da energia cinética do miocárdio.

Os métodos descritos anteriormente têm a característica de tratarem todas as áreas da imagem como tendo o mesmo contraste e nível de ruído. Na verdade, isto não ocorre. Em imagens de *blood-pool* do coração, por exemplo, a borda livre do VE oferece um excelente contraste em relação ao fundo, enquanto que a borda que faz vizinhança com o ventrículo direito é de difícil visualização. Em imagens ecocardiográficas, por outro lado, a borda do endocárdio é facilmente identificada, devido a câmara do ventrículo aparecer bastante escura. A borda do epicárdio, no entanto, é de difícil detecção. Na região inferior do VE as intensidades dos pixels ao se caminhar na direção do epicárdio variam de um brilho médio para um brilho intenso, enquanto que nos lados esquerdo e direito do VE as intensidades variam de escuro para um brilho médio. Este conhecimento é utilizado por Feng *et al.* (1991) como base para a detecção do contorno do endocárdio e do epicárdio em imagens ecocardiográficas. Este conhecimento é incorporado no algoritmo de detecção do contorno através de uma técnica *fuzzy*.

Apenas na década de 90 é que se observa a utilização de técnicas de inteligência artificial, como sistemas *fuzzy* e redes neurais, para detecção do contorno do VE. Na Tabela 1 observamos os seguintes trabalhos utilizando essas técnicas: Feng *et al.* (1991), Boudraa *et al.* (1993), Coppini *et al.* (1995) e Costa *et al.* (1995). A seguir procederemos a uma análise de dois desses trabalhos.

O objetivo do trabalho de Coppini *et al.* (1995) é a reconstrução da forma 3D da superfície do VE a partir da detecção do contorno do mesmo em várias vistas. O nosso interesse nesta análise está centrado na obtenção do contorno do VE. O algoritmo de detecção do contorno pode ser sintetizado em três passos: a) determinação de pixels candidatos do contorno; b) agrupamento dos pixels candidatos em curvas c) aproximação destas curvas por segmentos candidatos e d) utilização de uma rede neural para classificação destes segmentos como segmentos do contorno ou ruído. A detecção dos pixels candidatos ao contorno é realizada de acordo com a técnica de detecção apresentada por Marr *et al.* (1980). Após a aplicação do operador laplaciano do gaussiano, os pontos candidatos do contorno são identificados através da detecção dos cruzamentos por zero. Através de um operador gradiente, associa-se a cada pixel candidato do contorno três parâmetros: o módulo do gradiente, M_e e valores n_x e n_y da direção n_e do gradiente. Em seguida, os pixels candidatos são conectados formando

curvas, através de um algoritmo proposto pelo próprio autor. Na Figura 3 mostramos o exemplo de uma dessas curvas. Finalmente, através de um procedimento recursivo proposto por Duda *et al.* (1973), estas curvas são aproximadas por segmentos de reta, conforme pode ser visto na Figura 3. São os parâmetros associados a estes segmentos de reta que os autores utilizam como entrada da rede neural. Cada segmento de reta é caracterizado na entrada da rede através de 10 parâmetros: coordenadas x e y do centro do segmento; valor médio M_s do módulo do gradiente M_e dos pixels que constituem o segmento; valores médios ns_x e ns_y dos valores nx e ny da direção do gradiente dos pixels que constituem o segmento; comprimento do segmento L_s e um código binário de quatro dígitos identificando a que vista pertence o segmento.

A rede neural utilizada é do tipo perceptron com 4 camadas, com 20 e 10 neurônios nas camadas intermediárias e um neurônio na camada de saída. Se a saída da rede é maior que um determinado limiar, o segmento é caracterizado como pertencente ao contorno do VE, caso contrário o mesmo é considerado ruído. Um total de 67991 segmentos foram extraídos de 500 imagens ecocardiográficas de 7 pacientes em quatro ângulos diferentes (0° , 45° , 90° e 135°). As imagens de 4 pacientes foram utilizadas para o treinamento, enquanto que as imagens dos outros 3 foram utilizadas para testar a rede treinada. Um especialista classificou, durante 20h, 14.485 segmentos extraídos do conjunto de imagens de treinamento como sendo ruído e 1056 como segmentos pertencentes a contornos. Este conjunto de 15.541 segmentos foi utilizado para o treinamento da rede, que demorou em média 45h e exigiu um total de 7.000 iterações numa estação RISC 6000/320. Na fase de teste, o limiar utilizado para decidir se um segmento pertence ou não ao contorno foi variado na faixa entre 0,1 e 1,0, e o resultado da classificação de 29.139 segmentos foi analisado através de curvas de verificação de desempenho, que relacionam a sensibilidade e 1-especificidade, também denominadas de curvas de ROC (*Receiver Operating Characteristics*). O valor ótimo do limiar, estabelecido visando otimizar a especificidade da classificação, foi de 0,8. Com este limiar a rede classificou corretamente 96,57% dos segmentos testados. Entre estes, 99,73% representando ruído e 53,72% de segmentos pertencentes a contornos.

Finalizando a exposição do trabalho de Coppini *et al.* faremos os seguintes comentários: a) os autores não apresentam dados comparativos com contornos

traçados manualmente, o que impede uma análise definitiva do método proposto; b) a etapa de treinamento envolve um esforço considerável por parte de um especialista na classificação dos segmentos (20h). Esta classificação é subjetiva e está sujeita a erros; c) Não existe nenhuma etapa de padronização dos tamanhos dos VE e nem de alinhamento dos seus centros. Em face disso, é surpreendente que a rede neural consiga classificar corretamente um segmento utilizando como referencial geométrico as coordenadas cartesianas do centro do mesmo. Devido às diferentes formas, tamanhos e posições dos VE, essas coordenadas em um determinado VE podem situar-se sobre o contorno, porém, em outro ventrículo diferente, podem situar-se no seu interior. A utilização de coordenadas polares associadas a um alinhamento prévio dos centros dos ventrículos talvez fosse mais apropriado para este tipo de abordagem.

Outro trabalho para detecção do contorno do ventrículo esquerdo em imagens 2D utilizando redes neurais foi desenvolvido por Costa *et al.* (1995). Embora tenha sido desenvolvido para a detecção de contornos do ventrículo esquerdo, o método se aplica a uma classe genérica de contornos arredondados ou contorno- θ (Moura *et al.*, 1992), conforme mostrado na Figura 4. A única restrição a esse tipo de contorno é que, para um dado θ , exista apenas um raio $R(\theta)$. Não necessariamente o contorno tem que ser convexo, porém não pode ter dobras que interceptem um raio. Os pontos do contorno do órgão são determinados através de uma procura radial utilizando redes neurais. As principais etapas do método desenvolvido são: determinação de um conjunto de variáveis que diferenciam a região da borda do ventrículo esquerdo de sua vizinhança. Essas variáveis constituirão a entrada de uma rede neural; determinação da posição geométrica do centro do órgão; procura radial de pontos candidatos ao contorno em 64 orientações, tendo como origem o centro do ventrículo esquerdo e utilizando, em cada uma das orientações, uma rede neural tipo perceptron multicamadas para determinação desses pontos; utilização de critérios heurísticos para a seleção dos pontos do contorno a partir dos pontos candidatos ao contorno previamente determinados.

No trabalho, os autores propõem uma metodologia para escolha das variáveis a serem utilizadas como entrada da rede neural. Para a detecção do contorno do ventrículo esquerdo foram selecionadas as variáveis intensidade do pixel, o gradiente linear e a distância normalizada do pixel em relação ao centro

do órgão. Na determinação do centro do ventrículo esquerdo foram utilizadas uma série de operações específicas para essa classe de imagens, que incluíram aplicação de limiar, utilização de perfis de intensidade, etc. As razões alegadas pelos autores para utilizarem 64 redes neurais ao invés de apenas uma foram as seguintes: é mais fácil monitorar o treinamento de uma rede dedicada a apenas uma orientação do que a 64 orientações. No caso da rede não convergir, as alterações necessárias podem ser feitas rapidamente, e o treinamento reiniciado; é possível otimizar o tempo de treinamento, utilizando taxas de aprendizado maiores em regiões do ventrículo onde a borda é mais facilmente identificada.

O tempo médio de treinamento de uma rede neural para uma orientação foi de aproximadamente 3 minutos, totalizando 192 minutos para as 64 orientações. A qualidade dos contornos obtidos automaticamente foi avaliada através de uma comparação com contornos traçados manualmente, utilizando duas medidas de erro que levam em conta a área circunscrita pelos contornos, o erro soma e o erro percentual, medidas essas que são descritas na seção "medidas de avaliação de desempenho" mais adiante. O resultado médio obtido para o erro percentual foi da ordem de 4.8 e para o erro soma da ordem de 11.52. Além disso, a robustez do método é avaliada através do deslocamento do centro do órgão nas direções perpendiculares vertical e horizontal, tendo apresentado maior sensibilidade em relação a variação da posição horizontal do centro.

Uma diferença entre a maioria dos contornos obtidos automaticamente e os contornos traçados manualmente, é a suavidade dos contornos manuais, os quais descrevem mais fidedignamente os órgãos circunscritos. Com o intuito de obter contornos arredondados ou suaves, Oliveira *et al.* (1998) propuseram um método de suavização de contornos em imagens médicas utilizando polinômios por intervalos. A utilização deste método permite o refinamento de contornos arredondados obtidos por técnicas de detecção de contornos de órgãos. Conforme os autores, o método proposto utiliza como modelo uma curva fechada descrita por coordenadas polares. A distância entre o centro desta curva e o contorno por ela formado é descrita por uma função polinomial por intervalos. A distância entre o contorno e seu centro caracteriza um raio variável e a curva descrita por estes raios variáveis é chamada de contorno de raio polinomial por intervalos. O objetivo do método é promover o ajuste ótimo desta classe de

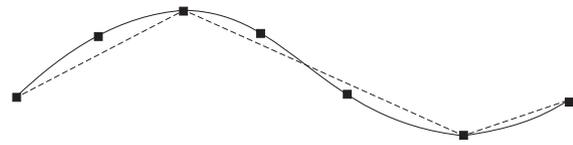


Figura 3. Exemplo de aproximação de curvas por segmentos utilizada no trabalho de Coppini et alii (1995).

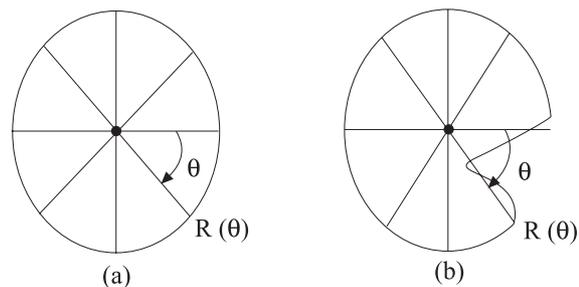


Figura 4. (a) Exemplo de contorno- θ , (b) Exemplo de contorno não- θ .

contornos a um conjunto de dados de entrada, formado por pontos que determinam o contorno que se deseja suavizar. Os autores aplicaram o método para contornos reais obtidos através de métodos de detecção do contorno do VE e a imagens sintéticas, sendo visível o resultado da suavização obtido.

Medidas de Avaliação de Desempenho

A comparação ideal do desempenho dos métodos de detecção do contorno do VE, seria através de medidas de desempenho universalmente aceitas e, da utilização, para cada modalidade de imagem cardíaca, de uma base de imagens padrão. Infelizmente, até o momento, não existem esses padrões. Em muitos trabalhos (Clayton *et al.*, 1974; Feng *et al.*, 1991; Friedland *et al.*, 1989) o desempenho do algoritmo de detecção do contorno do VE não foi julgado quantitativamente. O julgamento foi feito em termos qualitativos, baseado em uma observação visual.

As medidas quantitativas utilizadas para quantificação dos erros obtidos na detecção automática do contorno do ventrículo esquerdo assumem como padrão ouro o contorno manual traçado por especialistas. Essas medidas podem ser classificadas em dois grupos: medidas indiretas e medidas diretas. O primeiro grupo de medidas caracteriza-se por comparar os resultados em termos de parâmetros que avaliam a função cardíaca, como volume ventricular ou fração de ejeção (Boudraa *et al.*, 1993; Yang *et al.*,

1994). O segundo grupo envolve uma comparação entre os contornos manual e automático através de medidas tais como, áreas delimitadas pelos mesmos, distâncias medidas sobre os mesmos ou posições dos pontos que constituem os mesmos (Pope *et al.*, 1985; Lilly *et al.*, 1989 e Barrett *et al.*, 1980, Chalana *et al.*, 1996).

Embora o objetivo de um método de detecção de contorno do VE seja, em última análise, a obtenção de informações funcionais, como fração de ejeção, um algoritmo automático ou semi-automático de detecção de contorno deve ser avaliado em termos absolutos, a fim de estabelecer a sua precisão. A seguir mostraremos algumas medidas utilizadas na literatura para avaliar, em termos absolutos, o desempenho de um método de detecção do contorno do VE. Em seguida apresentaremos a Tabela 2 onde serão especificadas as medidas de desempenho utilizadas por cada um dos trabalhos citados na Tabela 1. Posteriormente estabeleceremos uma comparação entre os valores mostrados na Tabela 2.

Medidas de distâncias entre pixels

Desvio médio de pixel (E) — Pope *et al.* (1980) e Barret *et al.* (1985) utilizaram como medida de desempenho o desvio médio de pixel, E, que envolve uma comparação pixel a pixel entre o contorno traçado manualmente e o contorno obtido automaticamente:

$$E = \sum_{i=1}^L \frac{d}{2L} \quad (6)$$

onde: L = número de pontos do contorno e d = distância entre os pixels dos i-ésimos contornos manual e automático como ilustrado na Figura 5.

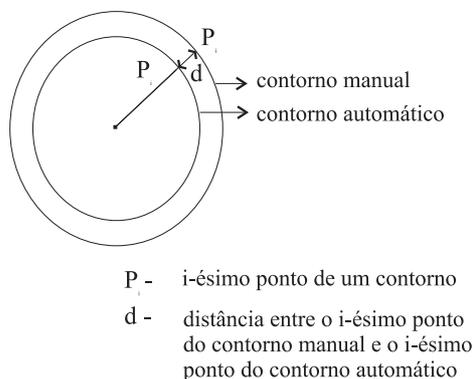


Figura 5. Ilustração da distância entre os pixels dos i-ésimos contornos manual e automático para o cálculo do desvio médio de pixel, E.

Índice de qualidade (q) — Adam *et al.* (1987), propôs que os contornos obtidos automaticamente fossem avaliados de forma quantitativa através do índice de qualidade, q, definido como:

$$q = 1 - e \quad (7)$$

A variável “e” é um erro médio quadrático definido em função de distâncias entre pixels através da seguinte expressão:

$$e = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(r_i - R_i)^2}{r_i} \right\}^{1/2} \quad (8)$$

onde: r_i = distância do centro do ventrículo para a borda manual; R_i = distância do centro do ventrículo para a borda automática; N = número de pontos total considerado no contorno do ventrículo esquerdo.

Descritor de semelhança de borda, BMD (boundary matching descriptor) — Phillip *et al.* (1994), argumentando que os coeficientes tradicionais utilizados para avaliação quantitativa dos contornos automáticos não eram consistentes com a avaliação humana, propôs uma nova medida denominada descritor de semelhança de borda, que passaremos a descrever a seguir. Inicialmente, dois contornos, um manual e outro automático, são amostrados em 128 pontos, segundo raios igualmente espaçados que partem do centróide do ventrículo para a borda do mesmo. Para cada um desses pontos amostrados do contorno manual é definido uma *distância de procura* como sendo um valor inversamente proporcional ao valor normalizado do gradiente em uma vizinhança do mesmo. A distância de cada ponto do contorno automático ao ponto do contorno manual correspondente é então comparada com esta distância de procura. Se o ponto do contorno manual estiver situado a uma distância menor do que a distância de procura do ponto do contorno manual correspondente, o mesmo é dito semelhante. Caso contrário o mesmo é dito não semelhante. O valor de BMD expressa a razão entre o número de pontos semelhantes e não semelhantes. A razão BMD varia entre 0 (zero) – nenhuma semelhança, até ∞ (infinito) – semelhança completa. Valores de BMD superiores a 1 indicam que dois contornos são muito semelhantes, enquanto que valores menor do que 0,8 indicam uma diferença qualitativa inaceitável entre dois contornos.

Medida de proximidade entre pixels

Outro método reportado na literatura (Barrett *et al.*, 1980) informa a percentagem de pixels do contorno automático que se situam dentro de intervalos de

proximidade do contorno traçado manualmente. Esses intervalos de proximidade são definidos em torno de cada pixel do contorno manual, em unidades de pixels. Por exemplo, os autores determinaram que, em média, para um conjunto de 10 imagens de teste, 87,2% dos pixels do contorno automático situaram-se num intervalo de ± 3 pixels em relação aos pixels do contorno manual. Uma vantagem desta abordagem é que ela indica mais precisamente a percentagem de pixels do contorno que precisam de correção.

Medidas de diferença de área

Erro percentual (EP) e Erro soma (ES) — Duas medidas que comparam valores de área envolvida pelo contorno foram propostas por Lilly *et al.* (1989). A primeira medida, definida como erro percentual, é dada por:

$$EP = \frac{|M| - |A|}{|M|} \cdot 100 \quad (9)$$

onde: M e $|M|$ = conjunto de pixels dentro do contorno manual e área correspondente a estes pixels, respectivamente. A e $|A|$ = conjunto de pixels dentro do contorno automático e área correspondente a estes pixels, respectivamente.

A segunda medida, definida como o erro soma, é dada por:

$$ES = \frac{|M \cap \bar{A}|}{|M|} \cdot 100 + \frac{|\bar{M} \cap A|}{|M|} \cdot 100 \quad (10)$$

onde: \bar{A} = complemento do conjunto de pixels A .
 \bar{M} = complemento do conjunto de pixels M .

A primeira dessas medidas considera apenas a diferença absoluta das áreas definidas pelos contornos manual e automático, enquanto que a segunda delas considera todas as regiões onde não houve superposição das áreas definidas por ambos os contornos.

Diferença de área sobre o perímetro (AP) — Outra medida de área foi definida por Coppini *et al.* (1995) como a razão entre a diferença de área inclusa nos contornos manual e automático e o perímetro do contorno manual. Em termos da nomenclatura adotada no item 3.1, essa medida é definida através da seguinte expressão:

$$AP = \frac{\nabla V}{\rho} \quad (11)$$

onde: $\nabla V = |M - A|$ e ρ = perímetro do contorno manual do ventrículo esquerdo.

Diferença de área (D) — Thedens *et al.*, 1995 propôs que a diferença entre um contorno automático e um manual fosse avaliada simplesmente pela diferença de área entre os mesmos. Em termos da nomenclatura adotada, essa medida é definida através da seguinte expressão:

$$D = |M - A| \quad (12)$$

Medidas de correlação linear

Autores como Skorton *et al.* (1981), Chu *et al.* (1998) utilizaram, como parâmetro de avaliação de erro, valores da correlação linear entre distâncias medidas nos ventrículos detectados através de um contorno automático e distâncias medidas nos ventrículos detectados através de um contorno manual. Tais distâncias são, por exemplo: o tamanho do eixo menor do ventrículo esquerdo, o diâmetro do ventrículo esquerdo e a área do ventrículo esquerdo. Já Fleagle *et al.* (1991) utilizaram como parâmetro de avaliação de erro a correlação linear entre as áreas circunscritas pelos contornos automático e manual.

Na Tabela 2 mostramos, para cada um dos métodos apresentados na Tabela 1, as medidas de erro utilizadas na avaliação do método de detecção automático do contorno do ventrículo esquerdo e os valores obtidos para estas medidas. Como pode ser observado, dos 28 trabalhos analisados, 13 apresentaram uma medida de erro direta, 2 apresentaram uma medida de erro indireta, 4 apresentaram uma avaliação qualitativa dos contornos, 8 não apresentaram avaliação sobre a qualidade dos contornos automáticos obtidos e 1 deles trata-se de um método manual de detecção do contorno do VE. Na Tabela 2 incluímos também, quando disponível, informações sobre o número de imagens utilizadas no trabalho, o tamanho do pixel e a informação de que os autores realizaram ou não uma avaliação inter-observador. A avaliação inter-observador é extremamente importante, pois permite comparar os erros obtidos através do método automático com as diferenças de avaliação de diferentes especialistas. Dos trabalhos analisados, apenas em 4 deles os autores realizaram uma avaliação inter-observador. Em relação a essa comparação verificamos que Clayton *et al.* (1974) realizou uma comparação inter-observador apenas qualitativa. Fleagle *et al.* (1991) encontrou coeficientes de correlação entre áreas, r , igual a 0,92, entre o método automático e o manual, e $r = 0,97$ na variação inter-observador. Pope *et al.* (1985) encontrou um desvio médio de pixel $E = 0,95$ na comparação entre o método automático e

Tabela 2. Resumo das Medidas de Erros Utilizadas

Ordem	Autores	Classe de imagem	Tipo de Medida	Medida	Valores Obtidos	Nº e tamanho de imagens, tamanho do pixel e avaliação inter-observador
1	Goshtasby <i>et al.</i> (1995)	MRI	Direta	Erro Soma - ES	5,0 < ES < 21,0	nº de imagens: não cita; tamanho: 256x256 pixels; pixel: 1,21mm; variação inter-observador: ã realizada.
2	Thekens <i>et al.</i> (1995)		Direta	Diferença de Área - D	164 < D < 177; Valor médio: 168	nº de imagens: 32; tamanho: 256x256 pixels; pixel: 1,25mm; variação inter-observador: ã realizada.
3	Fleagle <i>et al.</i> (1991)		Direta	Correlação linear entre valores de áreas circunscritas pelo contorno manual e automático	r=0,92; y=1,04.x-0,63 cm2 n=39	nº de imagens: 39; tamanho: 256x256, 192x192, 128x128 pixels; pixel: 1,25mm a 2,5mm; variação inter-observador: realizada (r=0,97,y=0,89.x+0,76 cm2).
4	Bister <i>et al.</i> (1990)		Qualitativa		"Em quase todos os casos analisados a segmentação automática foi superior a segmentação manual"	nº de imagens: 5; tamanho: ---; pixel:---; variação inter-observador: não realizada
5	Lilly <i>et al.</i> (1989)		Direta	Erro Percentual - EP e Erro Soma - ES	3,54 < EP < 11,83, EP médio = 5,50, Desvio Padrão de EP = 10,06; 10,31 < ES < 14,51, ES médio = 11,59, Desvio padrão de ES = 5,70.	nº de imagens: 75;tamanho: 256x256 pixels x 8 bits; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
6	Grattoni <i>et al.</i> (1985)		Qualitativa		"Os contornos obtidos automaticamente foram superpostos aos contornos traçados por um médico e mostraram uma boa correlação"	nº de imagens: 50; tamanho: 512x512 pixels x 8 bits; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
7	Clayton <i>et al.</i> (1974)	ANGIOGRAFIA DIGITAL	Qualitativa		"Os contornos obtidos automaticamente foram superpostos aos contornos traçado por um radiologista. As diferenças entre ambos foram verificadas visualmente, sendo pequenas".	nº de imagens: ---; tamanho: 256x256 pixels; pixel:---; variação inter-observador: realizada (os contornos manuais quando traçados por um segundo observador mostraram mais variação do que quando traçados um segunda vez pelo computador).
8	Barrett <i>et al.</i> (1980)		**	Desvio Médio de Pixel - E; Medida de proximidade entre pixels	Valor médio de E = 1.4 pixels; 95% dos pontos do contorno automático estavam a mais ou menos 4 pixels ou aproximadamente 2mm da borda traçada manual-mente.	nº de imagens: 10; tamanho: 100x100 pixels; pixel:0,5mm; variação inter-observador: 100% dos pixels de 5 contornos traçados por 5 observadores estavam a +/- 4 pixels de um contorno médio obtido a partir desses 5 contornos manuais.
9	Pope <i>et al.</i> (1985)		***	Desvio Médio de Pixel - E	Valor médio de E = 0,95 pixels	nº de imagens: ---; tamanho: ---; pixel:---; variação inter-observador: realizada (valor médio de E = 0,41 pixels).
10	Alderman <i>et al.</i> (1973)		***			
11	Jouan <i>et al.</i> (1990)		Qualitativa			
12	Duncan (1987)		***			
13	Feng <i>et al.</i> (1991)		***		"Os resultados foram considerados muito precisos pelos especialistas"	nº de imagens: 50; tamanho: 320x320; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
14	Friedland <i>et al.</i> (1989)	Ultra Som	Direta			
15	Zhang <i>et al.</i> (1983)		Direta			
16	Chu <i>et al.</i> (1988)		***	Correlação linear entre diâmetros	coeficiente de correlação = 0,995; erro médio quadrático = 0.88mm	São utilizadas imagens artificiais. Não são especificados que diâmetros são utilizados nas medidas.

Tabela 2. Continuação

17	Adam <i>et al.</i> (1987)		Direta	Índice de qualidade - q	0,834 < q < 0,921	n° de imagens: ---; tamanho: 512x512 pixels; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
18	Lambert <i>et al.</i> (1990)		***			
19	Dias <i>et al.</i> (1996)		Indireta	Diferenças de valores da Fração de ejeção	Diferenças de valores da fração de ejeção da ordem de 0,02.	
20	Coppini <i>et al.</i> (1995)	Ultra Som	Direta	Diferença de Área sobre o perímetro - AP	0,53 < AP < 0,77	n° de imagens:500; tamanho:256x256 pixels x 8bits; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
21	Ezekiel <i>et al.</i> (1985)		***			
22	Skorton <i>et al.</i> (1981)		Direta	Correlação linear entre as medidas do eixo menor do VE através do modo M e dos contornos obtidos automaticamente	Coefficiente de correlação = 0,89; n=20,y=0,82x + 8,5; estatística t - p<0,001.	n° de imagens:20; tamanho:512x512 pixels x 8bits; pixel:0,1mm; variação inter-observador: não realizada.
23	Skorton <i>et al.</i> (1985)		***			
24	Costa <i>et al.</i>		Direta	Erro percentual - EP, Erro soma - ES	11,57 < EP < 13,98, 11,52 < ES < 13,81	n° de imagens:40; tamanho:256x256 pixels x 8bits; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
25	Boudraa <i>et al.</i>	MNI	Indireta	Correlação linear entre a fração de ejeção do método automático e do método semi-automático existente no equipamento	r=0,94, n=95 y=3,90 +0,89x	n° de imagens:95; tamanho:64x64 pixels x 16bits; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
26	Yang <i>et al.</i>		***			
27	Philip <i>et al.</i>		Direta	Descritor de Semelhança de Borda - BMD	BMD médio = 11,5 , Desvio padrão = 15,9	n° de imagens:27; tamanho:256x256 a 512x512 pixels x 11 bits; pixel:---; variação inter-observador: não realizada.
28	Taratorin <i>et al.</i>	CT	Direta	Medida de proximidade entre pixels	Uma comparação entre contornos manuais e automáticos mostra uma diferença média de 1-2pixels. Os autores não esclarecem como essa diferença média é medida.	

MRI – Imagem de Ressonância Magnética, CT – Tomografia Computadorizada, MNI – Imagem de Medicina Nuclear; * ver definição do tipo de medida no texto; ** método manual; *** os autores não apresentaram dados de avaliações quantitativas de erros.

o método manual e um desvio médio de pixel $E = 0,41$ na variação inter-observador. Já Barrett *et al.* (1980) encontrou que 95% dos pontos do contorno automático estavam a mais ou menos 4 pixels da borda traçada manualmente, enquanto que na variação inter-observador encontrou que 100% dos pixels dos contornos traçados por 5 observadores encontravam-se a mais ou menos 4 pixels de um contorno médio. Em todos esses exemplos verifica-se que a variação inter-observador é menor do que o erro resultante da comparação entre o método automático e o método manual.

Em relação aos trabalhos que apresentam uma medida direta de erro é possível analisar alguns grupos separados.

Goshtasby *et al.* (1995), Lilly *et al.* (1989) e Costa *et al.* (1995) utilizaram a medida do Erro Soma para

analisar as diferenças entre os contornos traçados automaticamente e manualmente. Os valores encontrados pelos três trabalhos situam-se na faixa entre 5,0 e 21,0. Os valores extremos foram obtidos por Goshtasby *et al.* (1995), tendo os outros dois autores obtido faixas de valores mais próximas ao centro deste intervalo, sugerindo que nos mesmos existe uma maior uniformidade no traçado automático dos contornos do VE em relação aos contornos manuais.

Barrett *et al.* (1980) e Pope *et al.* (1985) utilizaram como medida de comparação o desvio médio de pixel – E. Os primeiros obtiveram um valor de $E = 1,4$, enquanto que os últimos obtiveram um valor médio de $E = 0,95$. Embora ambos os trabalhos tenham utilizado imagens de angiografia digital, não dá para afirmar que o método desenvolvido pelos primeiros

é superior ao método desenvolvido pelos últimos, pois o conjunto de imagens avaliado não é o mesmo.

A medida indireta de avaliação foi empregada por Boudraa *et al.* (1993) e Dias *et al.* (1996). Os primeiros obtiveram uma coeficiente de correlação linear entre as frações de ejeção determinadas tendo como base os contornos automático e manual. O coeficiente de correlação r obtido foi de 0,94. Já os últimos determinaram uma diferença máxima entre valores de fração de ejeção da ordem de 0,02.

Conclusões

A maioria dos métodos de detecção de bordas mostrados na Tabela 1 é feita sob medida para uma determinada classe de imagens. Dito de outra forma, métodos que são bons para detectar o contorno do VE em imagens de ecocardiografia, provavelmente não se adequam para detectar o mesmo contorno em imagens de medicina nuclear. Pelo exposto, podemos concluir que as características que um bom método de detecção do contorno do VE deve apresentar são:

- detecção automática da borda sem a necessidade de intervenção de um operador;
- capacidade de processamento rápido, a fim de poder servir de base num sistema clínico em rotina;
- incorporação de informações espaciais e temporais que explorem a redundância de uma seqüência de imagens, tornando o algoritmo mais confiável;
- incorporação de conhecimento prévio constituído por informações anatômicas e geométricas que permitam estabelecer a continuidade do contorno em regiões de difícil detecção;
- exploração da vizinhança do VE como uma região não uniforme, constituída por várias sub-regiões de contrastes distintos;
- possibilidade de aplicação em modalidades de imagens diferentes e outras classes de estruturas que não o VE.

Ao se buscar um novo método de detecção do contorno do VE deve-se, à medida do possível, englobar o maior número das características anteriormente apresentadas. O melhor método seria, a nosso ver, aquele que englobasse todas essas características.

A avaliação do desempenho dos métodos de detecção do contorno do VE deveria ser feita utilizando-se como referência, para cada uma das diferentes modalidades de imagem existentes, um conjunto padrão de imagens e de contornos manuais traçados por especialistas. Seria extremamente útil também que, para fins de comparação, ao lado da medida particular que cada autor desejasse utilizar,

houvesse uma medida padrão para avaliação dos erros. Infelizmente, não existem conjuntos padrões de imagens de VE, nem uma medida única para avaliação dos erros aceita universalmente. Na literatura, as diversas medidas propostas são de pouca relevância, na medida em que não levam a existência de um padrão de comparação.

Agradecimentos

Este trabalho tem apoio financeiro do CNPq/Brasil, processo número 521657/97-0.

Referências

- Adam, D., Hareuveni, O., Sideman, S. (1987). "Semi-Automatic Border Tracking of Cine Echocardiogram Ventricular Images". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v.6, n. 3, p. 266-271.
- Alderman, E.L., Sadler, H., Brooker, J.Z., Sanders, W.J., Simpson, C., Harrison, D.C. (1973). "Light-Pen Processing of Video images for the Determination of Left Ventricular Volume". *Circulation*, v. 47, n. 2, p. 309-316.
- Badran, A.K., Durrani, T.S., Fisher, A.C., Paul, J.P. (1990). "Patient Realignment in MRI of the Head: An Algorithm Using Mathematical Morphology for Feature Extraction". *Journal of Biomedical Engineering*, v. 12, n. 2, p. 139-142.
- Bae, K.T., Giger, M.L., Doi, K., Macmahon, H. (1991). "Computer-Aided Detection of Pulmonary Nodules in CT Images". *Radiology*, v. 181(p), p. 144.
- Bae, K.T., Giger, M.L., Chen, C.T., Kahn, C.E. (1993). "Automatic Segmentation of Liver Structure in CT Images". *Medical Physics*, v. 20, n. 1, p. 71-78.
- Barrett, W.A., Clayton, P.D., Warner, H.R. (1980). "Determination of Left Ventricular Contours: a Probabilistic Algorithm Derived from Angiographic Images". *Computers and Biomedical Research*, v. 13, n. 6, p. 522-548.
- Bister, M, Tarymans, Y., Cornelis, J. (1990). "Automated Segmentation of Cardiac MR Images". *Computers in Cardiology 1990*, p. 215-218. Chicago, USA: IEEE Computer Society.
- Boudraa, A.E.Q., Mallet, J.J., Besson, J.E., Boyoucef, S.E., Champier, J. (1993). "Left Ventricle Automated Detection Method in Gated Isotopic Ventriculography Using Fuzzy Clustering". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 12, n. 3, p. 451-465.
- Chalana, V., Linker, D.T., Haynor, D.R., Kim, Y. (1996). "A Multiple Active Contour Model for Cardiac Boundary Detection on Echocardiographic Sequences". *IEEE Transaction on Medical Imaging*, v. 15, n. 3, p. 290-298.

- Chu, C.H., Delp E.J. and Buda, A.J. (1988). "Detecting Left Ventricular Endocardial and Epicardial Boundaries by Digital Two-Dimensional Echocardiography". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 7, n. 2, p. 81-90.
- Clayton, P.D., Harris, L.D., Rumel, S.R. and Warner, H.R. (1974). "Left Ventricular Videometry". *Computers and Biomedical Research*. v. 7, n. 4, p. 369-379.
- Coppini, G., Poli, R. and Valli, G. (1995). "Recovery of the 3-D Shape of the Left Ventricle from Echocardiographic Images". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 14, n. 2, p. 301-317.
- Costa, C. and Moura JR., L. A. (1995). "Automatic Detection of LV Contours in Nuclear Medicine Using Geometrical Information and a Neural Net". *Computers in Cardiology 1995*. p. 557-560. Vienna, Austria: IEEE Computer Society.
- Dias, J.M.B and Leitão J.M.N. (1996). "Wall Position and Thickness Estimation from Sequences of Echocardiographic Images". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 15, n. 1, p. 25-38.
- Duda, R. O. and Hart, P. E. (1973). *Pattern Recognition and Scene Analysis*, New York: John Wiley & Sons.
- Duncan, J.S. (1987). "Knowledge Directed Left-Ventricular Boundary Detection in Equilibrium Radionuclide Angiography". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 6, n. 4, p. 325-336.
- Ezekiel, A., Garcia, E.V., Areeda, J.S. and Corday, S.R.. (1985). "Automatic and Intelligent Left Ventricular Contour Detection from Two Dimensional Echocardiograms". *Computers in Cardiology 1985*. p. 261-264.
- Feng, J., Lin, W.C. and Chen, C.T. (1991). "Epicardial Boundary Detection Using Fuzzy Reasoning". *IEEE Transaction on Medical Imaging*. v. 10, n. 2, p. 187-199.
- Fleagle, S.R., Thedens, D.R., Ehrhardt, Scholz, T.D and Skorton, D.J. (1991). "Automated Identification of Left Ventricular Borders from Spin-Echo Magnetic Resonance Images". *Investigative Radiology*, v. 26, n. 2, p. 295-303.
- Fish, P. (1990). *Physics and Instrumentation of Diagnostic Medical Ultrasound*, First Edition, New York: John Wiley & Sons.
- Friedland, N. and Adam, D. (1989). "Automatic Ventricular Cavity Boundary Detection from Sequential Ultrasound Images Using Simulated Annealing". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 8, n. 4, p. 344-353.
- Furuie, S.S., Jara, G.E., Rebelo, M.F.S., Melo, C.P. (1996). "Segmentação do Ventrículo Esquerdo Cardíaco Usando Modelo de Expansão de Balão". *Revista Brasileira de Engenharia, Caderno de Engenharia Biomédica*. v. 12, n. 3, p. 99-107.
- Furuie, S.S., Rebelo, M.F.S., Gutierrez, M.A., Melo, C.P. (1997). "Segmentation of Left Ventricle Myocardium in MRI Using Endocardium Layer Expansion". *Computers in Cardiology 1997*. p. 141-144. Lund, Sweden: IEEE Computer Society.
- Garrido, G.E.J. (1998). "Refinamento da Segmentação 2D do Ventrículo Esquerdo em Imagens de Ressonância Magnética Baseado em Simulated Annealing", Tese de Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, Brasil.
- Gelfand, M.J. and Thomas, S.R. (1988). *Effective Use of Computers in Nuclear Medicine*, First Edition, New York: McGraw-Hill.
- Gonzalez, R. C. and Wintz, P. (1987). *Digital Image Processing*, Second Edition, MA: Addison Wesley.
- Goshtasby, A. and Turner, D.A. (1995). "Segmentation of Cardiac Cine MR Images for Extraction of Right and Left Ventricular Chambers". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 14, n. 1, p. 56-64.
- Grattoni, P. and Bonomini, R. (1985). "Contour Detection of the Left Ventricular Cavity from Angiographic Images". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 4, n. 2, p. 72-78.
- Gutierrez, M.A., Furuie, S.S., Moura, L., Meneghetti, J.C. and Alens, N. (1996). "Quantificação do Movimento 3D do Miocárdio em Imagens de Medicina Nuclear". *Revista Brasileira de Engenharia, Caderno de Engenharia Biomédica*. v. 12, n. 3, p. 155-167.
- Horn, B.K.P. and Schunck, B.G. (1981). "Determining Optical Flow". *Artificial Intelligence*. v. 17, n. 1-3, p. 185-203.
- Jouan, A., Verdenet, J., Cardot, J.C., Baud, M. and Duvernoy, J. (1990). "Automated Detection of the Left Ventricular Region of Interest by Means of the Extraction of Typical Behaviors in Cardiac Radionuclide Angiographies". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 9, n. 1, p. 5-10.
- Karssemeijer, N., Erning, L.J.T.O. and Eijkman, E.G.J. (1988). "Recognition of Organs in CT-Image Sequences: A Model Guided Approach". *Computers and Biomedical Research*. v. 21, n. 5, p. 434-448.
- Lamberti, C. and Sgallari, F. (1990). "A Workstation-Based System for 2-D Echocardiography Visualization and Image Processing". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. v. 37, n. 8, p. 796-802.
- Lilly, P., Jenkins, J. and Bourdillon, P. (1989). "Automatic Contour Definition on Left Ventriculograms by Image Evidence and a Multiple Template-Based Model". *IEEE Transactions on Medical Imaging*. v. 8, n. 2, p. 173-185.
- Mailloux, G.E., Bleau, A., Bertrand, M. and Peticlere, R. (1987). "Computer Analysis of Heart Motion from

- Two-Dimensional Echocardiograms". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 34, n. 5, p. 356-364.
- Mailloux, G.E., Langlois, F., Simard, P.Y., Bertrand, M. (1989). "Restoration of the Velocity Field of the Heart from Two-Dimensional Echocardiograms". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 8, n. 2, p. 143-153.
- Marr, D., Hildreth, E. (1980). "Theory of Edge detection". *Proceeding of the Royal Society of London*, v. 207, n. 1167, p. 187-217.
- McEachen, J.C., Duncan, J.S. (1997). "Shape Based Tracking of Left Ventricular Wall Motion". *IEEE Transaction on Medical Imaging*, v. 16, n. 3, p. 270-283.
- Meunier, J., Bertrand, M., Mailloux, G.E., Petitclere, R. (1988). "Local Myocardial Deformation from Speckle Motion". *Computers in Cardiology 1988*, p. 133-136. Washington DC, USA: IEEE Computer Society.
- Moura, L., Kitney, R. (1992). "Automatic Reconstruction of 3D Coronary Artery Segments". *Automedica*, v. 15, n. 2, p. 97-121.
- Oliveira, E., Moura JR., L.A. (1998). "Suavização de Contornos Arredondados em Imagens Médicas Utilizando Polinômios por Intervalos", *Anais do IV Fórum Nacional de Ciência e Tecnologia em Saúde*, p. 399-340, Curitiba, PR, Brasil.
- Philip, K.P., Dove, E.L., Mcpherson, D.D., Gotteiner, N.L. (1994). "Automatic Detection of Myocardial Contours in Cine-Computed Tomographic Images". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 13, n. 2, p. 241-253.
- Pope, D.L., Parker, D.L., Clayton, P.D., Gustafson, D.E. (1985). "Left Ventricular Border Recognition Using a Dynamic Search Algorithm". *Radiology*, v. 155, n. 2, p. 513-518.
- Skorton, D.J., McNary, C.A., Child, J.S., Newton, F.C., Shah, P.m. (1981). "Digital Image Processing of Two-Dimensional Echocardiograms: Identification of Endocardium". *American Journal of Cardiology*, v. 48, n. 3, p. 479-486.
- Skorton, D.J., Collins, S.M., Garcia, E., Geiser, E.A., Hillard, W., Koppes, W., Linker, D., Schwartz, G. (1985). "Digital Signal and Image Processing in Ecocardiography". *American Heart Journal*, v. 110, n. 6, p. 1266-1283.
- Taratorin, A.M., Sideman, S. (1993). "Constrained Detection of Left-Ventricular Boundaries from Cine CT Images of Human Hearts". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 12, n. 3, p. 521-533.
- Thekens, D.R., Skorton, D.J., Fleagle, S.R. (1995). "Methods of Graph Searching for Border Detection in Image Sequences with Application to Cardiac Magnetic Resonance Imaging". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 14, n. 1, p. 42-55.
- Thompson, W.B. (1980). "Combining Motion and Contrast for Segmentation". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 2, n. 6, p. 543-549.
- Toro, J., Medina, R., Garreau, M., Carrasco, H., Jugo, D. (1996). "A Simulated Annealing Approach to Left Ventricle 3D Reconstruction from two Angiographic Views". *Revista Brasileira de Engenharia, Caderno de Engenharia Biomédica*, v. 12, n. 3, p. 131-141.
- Weng, J., Singh, A., Chiu, M. Y. (1997). "Learning-Based Ventricle Detection from Cardiac MR and CT Images". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 16, n. 4, p. 378-391.
- Wu, K.N., Gauthier, D., Levine, M.D. (1995). "Live Cell Segmentation". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 42, n. 1, p. 1-12.
- Yang, K.T.A., Chen, H.D. (1994). "A Semi-Automated Method for Edge Detection in the Evaluation of Left-Ventricular Function Using ECG-Gated Single-Photon Emission Tomography". *European Journal of Nuclear Medicine*, v. 21, n. 11, p. 1206-1211.
- Zhang, L.F., Geiser, E.A. (1983). "An Approach to Optimal Threshold Selection on a Sequence of Two Dimensional Echocardiographic Images". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 29, n. 8, p. 577-581.