#### Revista Brasileira de Engenharia Biomédica,

v. 22, n. 1, p. 23-33, abril 2006 © SBEB - Sociedade Brasileira de Engenharia Biomédica ISSN 1517-3151

## **Artigo Original**

Recebido em 26/09/2005 e aceito em 10/03/2006

# Algoritmo híbrido para segmentação do ventrículo esquerdo em imagens de ecocardiografia bidimensional

Hybrid algorithm for segmentation of the left ventricle in two-dimensional echocardiography

# Marcelino Monteiro de Andrade Bruno Luiggi Macchiavello Espinoza Francisco Assis de Oliveira Nascimento Adson Ferreira da Rocha\*

Grupo de Processamento Digital de Sinais,
Departamento de Engenharia Elétrica,
Faculdade de Tecnologia,
Universidade de Brasília, Brasília, Brasil
Campus Universitário "Darcy Ribeiro"
Cep: 70910-900, Brasília – DF
Tel: (61) 3273-5977, ramal 231; Fax: (61) 3274-6651
e-mail: adson@unb.br

# Daniel França Vasconcelos Paulo César de Jesus

Faculdade de Medicina, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil

### **Hervaldo Sampaio Carvalho**

Grupo de Processamento Digital de Sinais, Departamento de Engenharia Elétrica, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil Faculdade de Medicina, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil

\* Autor para correspondência

#### Resumo

Este trabalho apresenta uma técnica para segmentação automática da cavidade ventricular esquerda em ecocardiogramas bidimensionais. O algoritmo realiza a identificação e a extração das bordas do ventrículo esquerdo, que permite a obtenção de parâmetros clínicos utilizados no diagnóstico de diversas patologias cardíacas. O processo de extração de bordas é constituído de três etapas: o pré-processamento, a segmentação e a detecção do contorno. Na etapa de préprocessamento é realizada, primeiramente, a aplicação de um algoritmo de minimização do ruído mediante técnica que utiliza transformada de wavelets, seguida da aplicação de uma técnica de elevação do contraste, que prepara a imagem para a próxima etapa. Na etapa de segmentação é utilizada a técnica de watersheds. Na última etapa, procedimentos de morfologia matemática são utilizados para detecção e extração do contorno. A avaliação do desempenho da técnica apresentada foi realizada por meio da comparação dos resultados obtidos pela segmentação automática do ventrículo esquerdo com os resultados obtidos com segmentação manual, feita por um especialista. Os resultados obtidos foram também comparados com os resultados de outras técnicas descritas na literatura. Para os testes do algoritmo foram utilizadas 60 imagens de ecocardiogramas bidimensionais de pacientes atendidos no serviço de ecocardiografia do Hospital Universitário de Brasília. Os resultados experimentais mostraram um bom desempenho do método, mesmo em imagens de baixa qualidade, sendo esses resultados superiores aos de outros métodos apresentados na literatura.

Palavras-Chave: Imagens ecocardiográficas, Segmentação, Wavelets, Watershed.

#### Abstrac

This paper presents a technique for automatic segmentation of the left ventricle of the heart in two-dimensional echocardiograms. The algorithm performs the identification and the extraction of the borders of the left ventricle, and these results allow the estimation of clinical parameters that are used in the diagnostic of some cardiac pathologies. The process of border extraction has three stages: pre-processing, segmentation and contour extraction. In the pre-processing stage, an algorithm for noise minimization based on wavelets is used, followed by a technique for increasing contrast, which prepares the image for the next stage. The segmentation stage employs a technique based on watershedding. In the last stage, signal-processing techniques are used for detection and extraction of contours. The performance evaluation of the proposed technique was carried out by comparing the results obtained by automatic segmentation of the left ventricle with those obtained with manual segmentation, performed by a specialist. The results obtained were also compared with results from other techniques described in the literature. Sixty echocardiographic images of patients of the University Hospital of Brasilia were used for testing the algorithm. The tests showed that the algorithm has a good performance (even for low-quality images), superior to the performance of other methods reported in the literature.

**Keywords**: Echocardiographic images, Segmentation, Wavelets, Watershed.

#### **Extended Abstract**

#### Introduction

The two-dimensional echocardiography allows the attainment of images of cardiac structures and their movements, in such a way that detailed anatomical and functional information can be obtained (Oh et al., 1997). The extraction of the contour of the left ventricle walls yields a way of quantifying clinical parameters of importance for the diagnosis of cardiac pathologies. This work presents an efficient and automatic system for segmenting cardiac cavities in echocardiographic images.

#### Materials and Methods

The subjects were individuals with mean age of  $40 \pm 15$  (mean  $\pm$  SD) years. None of the subjects had known symptoms of cardiovascular illness or insufficiency. The laboratory, the equipment, and the protocol were described to the volunteers, and they signed the informed consent statement. The study was approved by the research ethics committee of the University of Brasilia.

Sixty images were used in this study. The images were grouped in three classes by an echocardiography expert, according to their visual quality, as high, medium and low quality images.

The first step of the method is to implement a second-generation de-noising operation for reducing white and speckle noise in the images, based on the discrete wavelet transform (Andrade et al., 2004). After some computational simulations, the basis function known as Daubechies 12 was chosen, because it concentrates the largest amount of information (energy) in the smallest number of coefficients. After the noise reduction process, the contrast of the image is increased using a second-order derivative operator, the Laplacian of Gaussian (LoG). To finish the pre-processing, specification of the histogram and reinforcement filtering were applied. The segmentation was carried out with the use of the watershed technique, after a previous process for reduction of the local minima. A mask was generated to prevent the walls of the ventricle from being part of the segmented region. Finally, the extraction of the edges of the cardiac chamber was achieved with the use of the morphologic gradient.

#### Results

In order to test the performance of the algorithm, the group of 60 images was used. A specialist performed the manual segmentation of all the images, and each segmentation result was compared with the automatic segmentation performed with the proposed algorithm. Four indices were used to assess this performance (Choy and Jin,

1996a, 1996b; Andrade et al., 2004). The correlation index (IC) was the first index, since correlation is a usual tool for comparing signals. The root mean square (rms) distance between the two contours is used to assess the differences between the two segmentation processes. The percentile error (PE) is used to assess the difference between the areas measured with the two methods. The sum error (SE) was used to compare the areas of the two segmentation results that are not overlapping. The average IC was 0.985 for high quality images, 0.901 for medium quality images and 0.734 for low quality images. The average rms error was 2.14 for high quality images, 2.53 for medium quality images and 2.99 for low quality images, where a value of one corresponds to 0.4 mm. The average PE was 2.49% for high quality images, 7.56% for medium quality images and 15.10% for low quality images. The average SE was 9.62% for high quality images, 16.20% for medium quality images and 18.59% for low quality images.

The values for the rms error obtained with the method herein presented were compared with results for the method proposed by Choy & Jin (1996a). The rms value for the current work was 2.48 and it was 2.5 in the referred work. Thus, the performance was similar. However, the standard deviation for the referred work was 1.2 and, for this work, it was 0.51.

#### Discussion

The results were very good for high and medium quality images and poorer for low quality images. The observation of the examples in Figure 8 gives an idea of how good the segmentation works. The poorer performance for the low quality images was predictable, since the contrast of these images is very low, and, even the segmentations performed by different human experts tend to lead to different results.

The comparison between the results herein present and those presented in the work by Choy and Jin (1996a) showed that the performance of our algorithm is a little better and that there is less variability in the typical error.

An additional positive feature of this work is that it requires only one image, as opposed to other methods, which require two or more images in order to handle the noise in the image (Ohyama et al., 2000; Choy and Jin, 1996b).

#### Conclusion

The proposed method showed very good results, especially for images with high and medium quality.

#### Introdução

A análise do ecocardiograma bidimensional (2D) permite a obtenção de imagens das estruturas cardíacas e de seus movimentos, de tal modo que informações anatômicas e funcionais detalhadas possam ser obtidas (Oh et al., 1997). A avaliação da função ventricular esquerda é um dos principais objetivos de um exame ecocardiográfico, uma vez que algumas das decisões a respeito da interpretação funcional cardíaca e da abordagem clínica mais apropriada se baseiam no desempenho dessa câmara (Oh et al., 1998). A avaliação de características anatômicas estáticas e dinâmicas do ventrículo esquerdo, tais como tamanho, forma, volume e espessura de paredes nos períodos sistólico e diastólico pode fornecer diversos parâmetros anatômicos e funcionais úteis para a avaliação do desempenho cardíaco em situações fisiológicas normais (atividade física, por exemplo) e patológicas, relacionadas com enfermidades que comprometem a anatomia e o desempenho cardíaco. Nesse sentido, a extração do contorno é de primordial importância para a identificação dos aspectos anatômicos e funcionais do ventrículo esquerdo. Essa metodologia oferece um meio de se quantificar parâmetros ecocardiográficos importantes para o diagnóstico e a determinação do grau de comprometimento anátomo-funcional cardíaco, a partir da avaliação de tamanho, forma, volume e função. Várias técnicas de natureza similar têm sido apresentadas na literatura, e existem, inclusive, produtos comerciais disponíveis no mercado (Vandenberg et al., 1992). Apesar disso, há ainda um amplo espaço para o aperfeiçoamento dos métodos e dos algoritmos conhecidos, ou para o desenvolvimento de novas técnicas.

Diferentemente do método aqui proposto, algumas das técnicas de segmentação utilizadas para análise de ecocardiogramas bidimensionais descritas na literatura se concentram unicamente na avaliação de imagens de eixo curto (Bosch *et al.*, 1988; Koren *et al.*, 1994; Laine e Zong, 1996). Algumas técnicas são semi-automáticas (Vandenberg *et al.*, 1992, Choy e Jin, 1996a), requerendo intervenção humana. A técnica proposta neste trabalho é completamente automática.

Diversas técnicas carecem de tratamento adequado para o ruído presente nas imagens (Bosch *et al.*, 1988; Maes *et al.*, 1990), o que torna o processo de segmentação ineficiente. O algoritmo aqui proposto utiliza diversos meios para lidar com os efeitos do ruído, além de requerer apenas uma imagem do ciclo cardíaco, em contraste com técnicas que necessitam de mais imagens (2 ou mais quadros consecutivos do mesmo ciclo cardí-

aco) para reduzir o ruído mediante utilização da média temporal (Ohyama *et al.*, 2000; Choy e Jin, 1996b).

Existem também estudos de segmentação de cavidades cardíacas em imagens médicas obtidas por ressonância magnética nuclear (Bister *et al.*, 1989; Fleagle *et al.*, 1991; Furuie *et al.*, 1997), angiografia digital (Jouan *et al.*, 1990), tomografia computadorizada (Philip *et al.*, 1994) e medicina nuclear (Costa e Moura, 1995) utilizando diversos algoritmos. Algumas técnicas usadas em diversos desses métodos foram adaptadas no algoritmo aqui descrito.

Este trabalho descreve um método robusto para segmentação do ventrículo esquerdo, baseado na técnica descrita por Andrade *et al.* (2004), mas apresentando diversas melhorias. A Figura 1 mostra uma visão geral do método, que será discutido em detalhes à frente.

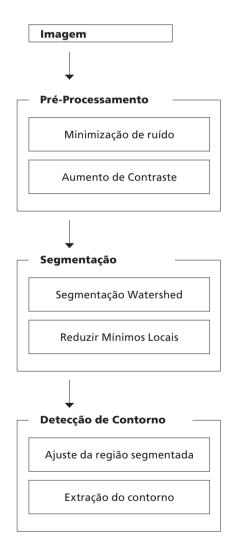


Figura 1. Estrutura do algoritmo.

**Figure 1.** Structure of the algorithm.

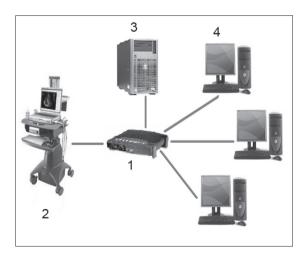
#### Materiais e Métodos

#### Voluntários

Foram estudados 60 voluntários sadios, de ambos os sexos, com média de idade de 40 ± 15 anos (média ± desvio padrão). Os pacientes foram submetidos ao exame clínico completo e à análise do eletrocardiograma de superfície de 12 derivações, e nenhum deles apresentava sintoma de doença sistêmica com comprometimento cardiovascular ou de doença cardiovascular. Foram excluídos do estudo pacientes com sinais clínicos, eletrocardiográficos e/ou ecocardiográficos de comprometimento da anatomia e da função cardiovascular. O laboratório, o equipamento e o protocolo foram apresentados a cada voluntário. Feito isso, o paciente assinou o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. O estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade de Brasília.

# Aquisição das Imagens de Ecocardiografia Bidimensional Transtorácica

As imagens foram obtidas a partir de exames ecocardiográficos bidimensionais transtorácicos típicos, com equipamento de ultra-som Philips ATL3500. Para a obtenção do conjunto de imagens ecocardiográficas usadas no teste do algoritmo, foi instalada no Hospital Universitário de Brasília uma rede local padrão Ethernet®, onde o ecocardiógrafo é um dispositivo da rede, conforme diagrama mostrado na Figura 2. As imagens, obtidas no padrão DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*), possuem uma resolução de 8 bits e um *pixel* corresponde a 0,16 mm². Assim, a



**Figura 2.** Sistema de aquisição de imagens: (1) Hub, (2) ecocardiógrafo, (3) servidor, (4) estações de trabalho. **Figure 2.** Image acquisition system: (1) Hub, (2) echocardiograph, (3) server, (4) workstations.

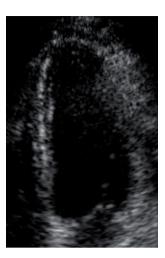
distância entre os centros de dois *pixels* adjacentes é de 0.4 mm.

Para os testes do algoritmo, foi selecionado um conjunto de 60 imagens. Essas imagens foram classificadas por um especialista em ecocardiografia, em três categorias: imagens de alta, média e baixa qualidade. Outros trabalhos de detecção de bordas em ecocardiogramas também fazem referência ao uso de classificações similares (Choy e Jin, 1996a; Ezekiel et al., 1985). Foram selecionadas trinta imagens do corte apical de eixo longo de quatro câmaras, vinte e três de eixo longo apical de duas câmaras e sete de eixo curto apical. No eixo curto o algoritmo pode ser usado em imagens que correspondem tanto à função sistólica como à diastólica. Nos cortes de eixo longo a aplicação do algoritmo foi limitada à função sistólica, já que nessa fase do ciclo cardíaco a válvula mitral se encontra fechada, permitindo ao algoritmo identificá-la como continuidade da parede do endocárdio. Devido à importância de observar o desempenho da técnica na medida do encurtamento segmentar (Oh et al., 1997), foram avaliadas imagens ao final da diástole e ao final do período sistólico. O número de imagens escolhidas para cada categoria dependeu da sua disponibilidade.

#### Descrição do Algoritmo

Ruídos de diversas origens podem causar degradação em diferentes modalidades de imagens biomédicas. Entre os ruídos predominantes nas imagens formadas com o uso de energia coerente, como o ultra-som, destacam-se o ruído branco e o ruído do tipo speckle (Zong et al., 1998). Na Figura 3 é mostrada uma imagem ecocardiográfica do corte apical. A região de baixa intensidade (escura) no centro da imagem corresponde à cavidade cardíaca, que está envolvida por uma região de alta intensidade (clara), que corresponde às paredes musculares. É comum encontrar descontinuidades nas paredes, assim como regiões com alta intensidade dentro da cavidade. Isto se deve à baixa relação sinal/ruído da imagem de ultra-som, ou à dificuldade de se encontrar janelas de coleta adequadas, dada a posição do coração em relação à estrutura óssea do paciente. Para conseguir uma extração de bordas adequada é necessário minimizar o ruído, melhorando, consequentemente, o contraste entre as regiões da cavidade e da borda.

**Minimização de ruído** – A transformada discreta de *wavelets* (DWT) tem sido utilizada em áreas que envolvem detecção de bordas, redução de ruído, análise de textura e realce de imagens (Laine e Zong, 1996;



**Figura 3.** Imagem típica de ecocardiografia 2D do ventrículo esquerdo. **Figure 3.** Typical 2D echocardiographic image of the left ventricle.

Zong et al., 1998). No algoritmo aqui descrito a referida transformada foi utilizada para redução de ruído speckle. Estudos prévios (Zong, 1997) mostram que, para imagens de ecocardiografia bidimensional, a transformada de wavelets da família Daubechies se adapta às características das imagens, descorrelacionando adequadamente a informação no espaço transformado. Após várias simulações computacionais, optou-se pela Daubechies de ordem 12 (Andrade et al., 2004). Essa base foi escolhida por apresentar, na média, maior concentração de informação (energia) em um número pequeno de coeficientes (Zong, 1997).

Em virtude do excelente desempenho obtido, optou-se por utilizar a técnica de minimização de ruído baseada na transformada de wavelets invariante ao deslocamento, também conhecida como de-noising de segunda geração. O processo é constituído dos seguintes passos: 1) aplicar o operador logarítmico e segmentar a imagem original – f(x,y) – em blocos de tamanho 32×32 pixels (blocos 32×32); 2) construir M novas imagens a partir da original, por meio de deslocamentos circulares (rotações) das linhas e das colunas de blocos 32×32 nas direções vertical e horizontal (a primeira linha formada pelos blocos 32×32 passa a ser a segunda, a segunda passa a ser a terceira, etc., e a última linha passa a ser a primeira). O deslocamento das colunas de blocos 32×32 é realizado de forma análoga. Neste trabalho foram realizados M = 8deslocamentos circulares (4 na direção vertical e 4 na direção horizontal, o que leva a um total de 9 imagens, sendo 8 devidas às rotações, mais a imagem original); 3) aplicar a transformada de wavelets em cada uma das 9 imagens (a transformada é aplicada à imagem inteira, e não a cada bloco); 4) aplicar ceifamento por limiar (descartando coeficientes de baixa amplitude) em cada matriz de coeficientes transformados (usando o desvio padrão dos coeficientes normalizados como limiar); 5) aplicar a transformada de *wavelets* inversa em cada matriz truncada de coeficientes transformados; 6) desfazer os deslocamentos circulares em cada uma das 8 imagens resultantes; 7) obter uma imagem resultante por meio da promediação de todas as 9 imagens e aplicar o operador exponencial, obtendo a versão final  $f_t(x,y)$ , com melhoria na relação sinal ruído. O ruído primeiramente é minimizado pelo ceifamento dos coeficientes da transformada de *wavelets*. Como o ruído residual obtido a partir da transformada de *wavelets* truncada é do tipo branco, ele é reduzido pelo processo de promediação (*averaging*) das imagens.

Aumento de Contraste – A melhora do contraste nas imagens é necessária para realçar a diferença de intensidade entre a cavidade e as paredes musculares. Varias técnicas podem ser utilizadas para esse propósito. Entre os vários operadores derivativos, o *LoG* (Laplaciano da Gaussiana) tem sido um dos mais utilizados, especialmente para detecção de bordas (Choy e Jin, 1996a, 1996b). No algoritmo proposto, além do *LoG* ser usado para aumentar o contraste, é também utilizado para suavizar a imagem, minimizando as falsas regiões de alta densidade dentro da cavidade cardíaca.

A imagem  $f_I(x,y)$  resultante da etapa de minimização do ruído foi submetida aos processos de filtragem de auto-reforço (Gonzales e Woods, 2002), onde o resultado do processo de filtragem (convolução) é adicionado à imagem inicial  $(f_t(x,y) + \alpha \cdot LoG f_t(x,y))$ , com  $\alpha$  = 1,5). Da mesma forma, além do filtro *LoG*, é aplicado um filtro de auto-reforço para realçar as bordas (filtro Finite Impulse Response - FIR - passa altas), bem como a especificação do histograma e as técnicas de abertura e fechamento morfológicos descritas por Gonzales e Woods (2002), com o objetivo de suavizar os ecocardiogramas. Após um estudo das imagens de ecocardiografia bidimensional, observou-se que a maioria dos pixels possui baixa intensidade. Assim, optou-se por usar um histograma modificado, baseado no histograma original, usando apenas os seus dados entre os percentis 0 e 95, e ignorando os dados acima do percentil 95. No novo histograma há uma expansão da escala, e o seu percentil 100 passa a corresponder ao percentil 95 do histograma antigo. Com essa alteração, incrementaram-se as diferenças de intensidade entre pixels que anteriormente não eram significativas. Na Figura 4 é apresentado um exemplo de resultado da etapa de pré-processamento após a suavização não-linear, e a ação dos operadores morfológicos de abertura e de fechamento. A abertura removerá os picos de nível de cinza positivos mais finos do que o elemento estruturante, enquanto o fechamento atuará de forma semelhante nos picos negativos. O elemento estruturante utilizado foi uma matriz de tamanho 3×3.

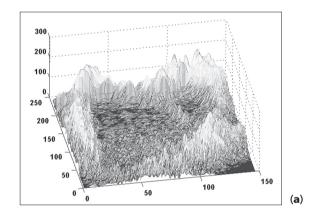
Segmentação – A segmentação da câmara ventricular esquerda é realizada mediante a técnica denominada watershed, que funciona assumindo cada mínimo local (intensidade em níveis de cinza), como uma "bacia", e a superfície é inundada progressivamente a partir dessas bacias. Para evitar a união de duas bacias provenientes de mínimos locais adjacentes, uma represa é formada. A união de todas as represas constitui as linhas de partição de água ou watersheds (Gonzales e Woods, 2002). Contudo, a utilização direta desse algoritmo gera um fenômeno conhecido como supersegmentação. Para evitar esse fenômeno deve-se reduzir a quantidade de mínimos locais.

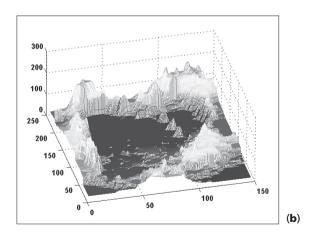
No caso estudado sabe-se que a cavidade ventricular esquerda geralmente corresponde a uma região significativa da imagem, conforme pode ser observado na Figura 3. Com base na observação das características das imagens geradas no processo de captura e na análise estatística dos histogramas das mesmas, chegou-se à conclusão que, em geral, é razoável assumir que cerca de 50% do total de pixels fazem parte da cavidade. Sendo assim, foi escolhido um limiar que correspondesse à divisão em duas áreas iguais do histograma da imagem. Para essa etapa do algoritmo, gerou-se uma imagem onde foram preenchidos todos os mínimos locais com profundidade menor que a do limiar indicado e foi preservada a amplitude dos outros pixels. Dessa forma, a quantidade de mínimos locais foi minimizada, evitando que a região interna à cavidade cardíaca apresentasse múltiplas segmentações. A Figura 5.a mostra a topografia da imagem original e a Figura 5.b mostra a topografia da imagem após o processo de redução da quantidade de mínimos locais.

Ajuste da região segmentada – Feita a segmentação watershed na imagem com a eliminação de mínimos locais, identifica-se a maior região segmentada, a qual comporta a câmara de interesse. Se as paredes musculares tivessem uma largura infinitesimal, as linhas de partição de água corresponderiam às bordas da câmara (equipotenciais de amplitude). Contudo, as paredes possuem uma largura não desprezível, e a região de interesse possui as paredes como borda. Assim, conforme ilustrado na Figura 6.a, foram aplicadas erosões morfológicas consecutivas na região segmentada, e foram calculadas as médias dos pixels do contorno, ao sobrepor cada região erodida na imagem ecocardiográfica original. Foi observado que a curva obtida, representada na Figura 6.b, possuirá

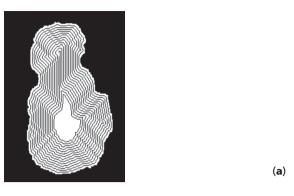


**Figura 4.** Exemplo de resultado da etapa de pré-processamento. **Figure 4.** An example of result of the preprocessing stage.





**Figura 5.** (a) Topografia original da imagem; (b) Topografia após a redução dos mínimos locais. *Figure 5.* (a) Original topography of the image; (b) Topography after reduction of local minima.



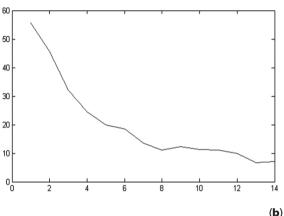
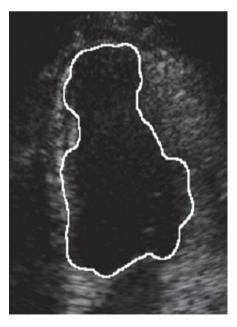


Figura 6. (a) Contornos concêntricos à borda da região extraída pela segmentação watershed; (b) Curva de amplitude média dos contornos concêntricos. Figure 6. (a) Concentric contours inside the border, extracted by watershed segmentation; (b) mean amplitude curve of the concentric contours.



**Figura 7.** Contorno extraído do ventrículo esquerdo.

**Figure 7.** Extracted contour of the left ventricle.

uma queda da amplitude aproximadamente exponencial. Logo, assumiu-se como região de interesse uma máscara que corresponde à diminuição em 3 dB de cada ponto da linha de *watershed* que contorna a região segmentada original. Com isso, cada ponto da máscara estará muito próximo do fim da parede muscular. Essa máscara, após diversas simulações e discussões com especialistas, foi considerada como sendo a região de segmentação do ventrículo.

Extração do contorno – O contorno é extraído mediante a utilização de operadores morfológicos. Primeiro é realizada a binarização da região segmentada, seguida de uma operação de preenchimento de buracos para evitar qualquer segmentação interna que possa ter ocorrido. A seguir, o contorno é extraído mediante o gradiente morfológico, que corresponde à diferença entre a imagem original e a erosão da mesma (Gonzales e Woods, 2002). Finalmente, uma abertura seguida de um fechamento é aplicada para suavizar as bordas.

Na Figura 7 é mostrado um exemplo de contorno encontrado por meio da aplicação do algoritmo descrito.

#### Resultados

Para o teste da técnica, o algoritmo foi aplicado ao grupo de 60 imagens já descrito. Além disso, um especialista na área realizou a segmentação manual de todas as imagens. No processo manual de segmentação, para cada imagem o especialista marcou, com um *mouse*, uma seqüência de pontos próximos uns dos outros, que foram automaticamente conectados por um *software*, formando o contorno da área segmentada.

A Figura 8 apresenta exemplo de imagens segmentadas de forma manual e automática. Nas figuras, as segmentações com pontos conectados por uma linha correspondem às segmentações manuais, onde os pontos correspondem às marcas feitas com um *mouse* pelo especialista. Na Figura 8.a são mostrados dois exemplos de segmentação de imagens de boa qualidade, na Figura 8.b dois exemplos com imagens de média qualidade, e na Figura 8.c dois exemplos com imagens de baixa qualidade. Pode-se observar que, em imagens de alta e média qualidade, a segmentação automática é muito próxima da segmentação realizada pelo especialista.

Com o objetivo de avaliar o desempenho da técnica proposta, foram adotadas medidas objetivas para a comparação entre as imagens segmentadas de forma automática e manual. A primeira medida utilizada foi o índice de correlação (IC) ou de semelhança entre áreas obtidas a partir da segmentação automática e

da segmentação manual realizada pelo especialista. Para esse item, um IC unitário indica a igualdade entre as regiões segmentadas pelos dois métodos. A segunda medida de desempenho adotada foi o erro quadrático médio (*rms*) das distâncias entre a borda segmentada automaticamente e a obtida manualmente. Esse indicador foi introduzido em trabalhos anteriores (Andrade *et al.*, 2004; Choy e Jin, 1996a, 1996b) e reflete a proximidade entre os dois contornos, podendo ser expresso matematicamente pela equação 1:

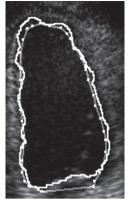
$$rms = \frac{1}{N} \sqrt{\left(\sum \text{distância} (L_{A}, L_{M})^{2}\right)}$$
 (1)

onde,  $L_{\Delta}$  é o conjunto de pontos (pixels) do contorno automático,  $L_{\scriptscriptstyle\rm M}$  é o conjunto dos pontos do contorno manual e N é o número de pontos de  $L_M$  e de  $L_A$ . A distância é determinada utilizando pontos intermediários entre dois pontos consecutivos de interseção. Assim se P, e P, a são dois pontos consecutivos de interseção entre os contornos, definem-se dois subconjuntos, La e Lm, onde cada um deles contém os pontos intermediários dos contornos automáticos e manuais, respectivamente. Pontos no subconjunto maior são eliminados para que se possa ter a mesma quantidade total de pontos. O processo é repetido até se obter todos os subconjuntos que conformem inteiramente cada um dos contornos e a quantidade final de *pixels* (*N*). Finalmente, a distância é calculada entre os elementos dos respectivos subconjuntos. Esse indicador mostra a similaridade entre os contornos extraídos de forma manual e de forma automática (um valor rms nulo indica uma total coincidência dos contornos nos segmentos analisados). O resultado é dado em unidades de distância entre pixels adjacentes, ou seja, um valor rms = 1 significa que a distância média quadrática entre os dois contornos corresponde à menor distância entre pixels adjacentes, ou seja, a 0,4 mm.

A avaliação do método incluiu também a medida do erro percentual (*EP*) entre áreas, e a do erro soma (*ES*) (Lilly *et al.*, 1989). A primeira medida, o erro percentual entre áreas segmentadas manualmente e automaticamente na imagem, é definida como:

$$EP = \frac{M - A}{M} \times 100 \tag{2}$$

onde M é a área interna correspondente ao contorno segmentado manualmente, e A é a área interna correspondente ao contorno segmentado automaticamente. Essa medida indica a diferença absoluta entre as áreas. O resultado é dado em forma de porcentagem.





(a) Imagens de alta qualidade (high quality images).





(b) Imagens de média qualidade (medium quality images).





(c) Imagens de baixa qualidade (low quality images).

Figura 8. Ilustração comparativa entre a segmentação manual e a automática. A segmentação manual é indicada pela linha com pontos de marcação entre segmentos consecutivos. Figure 8: Comparative illustration of manual and automatic segmentation. Manual segmentation is indicated by a line with marking points between consecutive segments. Índices (Indices): (a) direita (right): IC: 0,979; rms: 2,21; EP: 3,41%; ES: 11,61%; esquerda (left): IC: 0,990; rms: 2,02; EP: 1,17%; ES:3,56%; (b) direita (right): IC: 0,912; rms: 2,52; EP: 7,03%; ES: 13,73%; esquerda (left): IC: 0,898; rms: 2,61; EP: 8,12%; ES:19,07%; (c) direita (right): IC: 0,775; rms: 2,98; EP: 13,09%; ES: 14,86%; esquerda (left): IC: 0,638; rms: 3,54; EP: 21,16%; ES:24,16%.

A segunda medida, o erro soma, indica a diferença entre as regiões onde não houve superposição das áreas, sendo dado por:

$$ES = \frac{M \cap \overline{A}}{M} \times 100 + \frac{\overline{M} \cap A}{M} \times 100 \tag{3}$$

onde  $\overline{M}$  é a área externa ao contorno segmentado manualmente e  $\overline{A}$  é a área externa ao contorno segmentado automaticamente.

Os resultados obtidos são mostrados na Tabela I. Os resultados obtidos neste trabalho e comparados com os obtidos a partir do algoritmo apresentado por Choy e Jin (1996a) aparecem na Tabela II.

#### Discussão

Na Tabela I pode-se ver que os índices de correlação médios para imagens de alta, média e baixa qualidade foram, respectivamente, 0,985, 0,901 e 0,734, o que indica uma alta similaridade entre as áreas para imagens de alta e média qualidade, e uma similaridade inferior para imagens de baixa qualidade. A observação da legenda da Figura 8 pode dar uma boa idéia do que representam esses valores. As imagens mostradas na Figura 8.a mostram imagens com IC em torno de 0,98. As imagens mostradas na Figura 8.b mostram imagens com IC em torno de 0,90, e a imagem na Figura 8.c à esquerda, apresenta um IC próximo de 0,64. O desempenho inferior para imagens de baixa qualidade era previsível, já que o contraste dessas imagens é muito baixo e, para essa qualidade de imagem em geral ocorrem discrepâncias razoavelmente altas, mesmo na análise manual com especialistas diferentes, e até mesmo discrepâncias entre duas análises em momentos diferentes feitas por um mesmo especialista. Uma vantagem potencial de métodos automáticos, como o apresentado, é a possibilidade de eliminação da variabilidade inter e intra-observador, que é freqüente na segmentação manual. As imagens segmentadas pelo algoritmo também foram avaliadas pelo especialista que contribuiu com a segmentação manual. O especialista não encontrou discrepâncias significativas entre o método manual e o automático em imagens de média e alta qualidade. Essa constatação indica que a avaliação de parâmetros de importância clínica, como o encurtamento segmentar, não geraria discrepâncias indesejadas.

Em um método de detecção de bordas acurado como o apresentado, a detecção da borda ao final da diástole e ao final da sístole pode permitir a determinação do encurtamento do miocárdio, por meio da distância entre os contornos sistólico e diastólico. Esta avaliação da contratilidade possibilita determinar a fração de encurtamento miocárdica, dado este importante para a avaliação de pacientes com comprometimento da contratilidade segmentar. Assim, o método de detecção de bordas auxilia na determinação de variações funcionais das propriedades do miocárdio e sua conseqüência no estado hemodinâmico cardiovascular.

O erro percentual (*EP*) entre as áreas apresentado na Tabela I confirma as indicações do IC. O *EP* médio foi 2,49% para as figuras de alta qualidade, 7,56% para figuras de média qualidade e 15,10% para figuras de baixa qualidade. Assim, para este tipo de medida, o erro pode ser considerado bastante baixo. O pequeno desvio padrão observado na tabela mostra que esses baixos valores de erro são bastante consistentes. A observação das imagens na Figura 8, em conjunto

Tabela I. Medidas de desempenho da técnica. Table I. Measures of performance of the technique.

Grupo de	Quantidade de imagens	IC rms		EP (%)	ES (%)
imagens (qualidade)		média ± desvio padrão	média ± desvio padrão	média ± desvio padrão	média ± desvio padrão
Alta	20	0,985 ± 0,011	2,14 ± 0,367	2,49 ± 2,46	9,62 ± 7,9
Média	23	0,901 ± 0,024	2,53 ± 0,398	7,56 ± 2,51	16,20 ± 8,23
Baixa	17	0,734 ± 0,101	2,99 ± 0,695	15,10 ± 7,98	18,59 ± 7,02

Tabela II. Comparação entre técnicas. Table II. Comparison between techniques.

Técnicas	Quantidade de Imagens —	rms	
recincas	Quantidade de imagens	média ± desvio padrão	
Choy e Jin (1996a)	18	2,5 ± 1,2	
Técnica proposta	60	2,48 ± 0,51	

com sua legenda, dá uma idéia clara do significado desses valores.

O outro parâmetro utilizado, o *ES*, também confirma as observações anteriores. Os valores observados foram 9,62% para as figuras de alta qualidade, 16,20% para as de média qualidade e 18,59% para as de baixa qualidade. Assim, o algoritmo apresenta melhores resultados para imagens de alta qualidade, tendo sua eficácia diminuída para imagens de média e de baixa qualidade. Novamente, a observação das imagens e da legenda da Figura 8 dá uma idéia clara do significado desses valores.

Os resultados da Tabela II mostram que o algoritmo proposto teve melhor desempenho que o método de Choy e Jin (1996a). O erro quadrático médio (*rms*) das distâncias entre as bordas segmentadas de forma manual e automática foi 2,5 no trabalho de Choy e Jin (1996a) e 2,48 no presente trabalho, ou seja, o erro quadrático médio foi ligeiramente menor. Entretanto, o desvio padrão foi menor que a metade do obtido por Choy e Jin (1996a), o que indica um comportamento mais uniforme do método aqui apresentado.

Uma importante vantagem da técnica apresentada sobre outras consiste na possibilidade de se realizar a segmentação de imagens isoladas mesmo na indisponibilidade de uma seqüência de quadros ao longo do ciclo cardíaco completo, o que não ocorre com outras técnicas descritas na literatura (Ohyama *et al.*, 2000; Choy e Jin, 1996b). O fato da técnica aqui apresentada não requerer a informação temporal tem vantagens, já que essa captura, em muitas situações cotidianas, pode não ser possível, ou não estar disponível.

#### Conclusão

O trabalho apresenta um método de segmentação do ventrículo esquerdo em imagens ecocardiográficas. A comparação dos resultados da segmentação por meio do algoritmo proposto com os resultados da segmentação manual mostrou desempenho excelente para imagens de alta e de média qualidade, e um desempenho apenas mediano em imagens de baixa qualidade.

A escolha de testar o método em voluntários sem patologias cardiovasculares foi uma opção que possibilitou a avaliação do desempenho do algoritmo em comparação com o processo manual e com outras técnicas de segmentação desenvolvidas (Choy e Jin, 1996a, 1996b; Lilly *et al.*, 1989). Entretanto, apesar de ainda não terem sido efetivados testes com casos patológicos, testes, como a avaliação da função sistólica, se mostram viáveis. É possível, inclusive, avaliar a função

diastólica, desde que a localização da válvula mitral seja manualmente indicada.

A avaliação deste algoritmo em pacientes portadores de patologias cardiovasculares será tema de trabalhos futuros.

#### **Agradecimentos**

Ao CNPq (Programa de Apoio à Pesquisa e Desenvolvimento e Inovação em Tecnologia da Informação, PDI – TI, Chamada Conjunta MCT/SEPIN-FINEP-CNPq 01/2002).

#### Referências

- Andrade, M.M, Macchiavello, B.L.E, Nascimento, F.A., Rocha, A.F., Carvalho, H.S., Vasconcelos, D.F. (2004), "Segmentação automática do ventrículo esquerdo em imagens de ecocardiografia bidimensional", In: *Anais do III Congresso Latino Americano de Engenharia Biomédica*, João Pessoa, p. 1387-1390, 22-25 Set.
- Bister, M., Taeymans, Y., Cornelis, J. (1989), "Automated segmentation of cardiac MR images", In: *Proceedings of IEEE Computers in Cardiology*, Jerusalem, p. 215-228, 19-22 Sept.
- Bosch, J.G., Reiber, J.H.C., van Burken, G., Gerbrands, J.J., Gussenhoven, W.J., Bom, N., Roelandt, J.R.T.C. (1988), "Automated endocardial contour detection in short-axis 2-D echocardiograms: methodology and assessment of variability", In: *Proceedings of IEEE Computers in Cardiology*, Washington, p. 137-140, 25-28 Sept.
- Choy, M.M., Jin, J.S. (1996a), "Morphological image analysis of left-ventricular endocardial borders in 2D echocardiograms", In: *SPIE Proceedings of Medical Imaging*, n. 2710, p. 852-863, Newport Beach, 12 Feb.
- Choy, M.M., Jin, J.S. (1996b), "Improving border identification in two-dimensional echocardiograms using temporal information", In: *Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Amsterdam, v. 2, p. 879-880, 31 Oct.-3 Nov.
- Costa, C., Moura, L. (1995), "Automatic detection of LV contours in nuclear medicine using geometrical information and a neural net", Proceedings of IEEE Computers in Cardiology, Vienna, p. 557-560, 10-13 Sept.
- Ezekiel, A., Garcia, E.V., Areeda, J.S., Corday, S.R. (1985), "Automatic and intelligent left ventricular contour detection from two-dimensional echocardiograms", In: *Proceedings of IEEE Computers in Cardiology*, Los Alamitos, p. 261-264.
- Fleagle, S.R., Thedens, D.R., Ehrhart, J.C., Scholz, T.D., Skorton, D.J. (1991), "Automated identification of left ventricular borders from spin-echo magnetic resonance images. Experimental and clinical feasibility studies", *Investigative Radiology*, v. 26, n. 4, p. 295-303.
- Furuie, S.S., Rebelo, M.S., Gutierrez, M.A., Melo, C.P (1997), "Segmentation of left ventricle myocardium in MRI using endocardium layer expansion model", *Proceedings of IEEE Computers in Cardiology*, Lund, p. 141-144, 7-10 Sept.
- Gonzales, R.C., Woods, R.E. (2002), *Digital Image Processing*, 2<sup>nd</sup> ed., New Jersey: Prentice-Hall.

- Jouan, A., Verdenet, J., Cardot, J.C., Baud, M., 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.
- Koren, I., Laine, A.F., Fan, J., Taylor, F.J. (1994), "Edge detection in echocardiographic image sequences by 3-D multiscale analysis", In: *Proceedings of the IEEE International Conference* on Image Processing, Austin, v. 1, p. 288-292, 13-16 Nov.
- Laine, A.F., Zong, X. (1996), "Border identification of echocardiograms via multiscale edge detection and shape modeling", In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, Lausanne, v. 3, p. 287-290, 16-19 Sep.
- Lilly, P., Jenkins, J., 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.
- Maes, L., Delaere, D., Suetens, P., Aubert, A., van de Werf, F. (1990), "Automated contour detection of the left ventricle in short axis view and long axis view on 2D echocardiograms", In: *Proceedings of IEEE Computers in Cardiology*, Chicago, p. 603-606, 23-26 Sep.
- Oh, J.K., Seward, J.B., Tajik, A.J. (1997), Ecocardiografia Clínica Mayo, Rio de Janeiro: Medsi Editora Médica e Científica.

- Oh, J.K., Seward, J.B., Tajik, A.J. (1998), *The Echo Manual*, 2<sup>nd</sup> ed., Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Ohyama, W., Wakabayashi, T., Kimura, F., Tsuruoka, S., Sekioka, K. (2000), "Automatic left ventricular endocardium detection in echocardiograms based on ternary thresholding method", In: *Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Pattern Recognition*, Barcelona, v. 4, p. 320-323, 03-07 Sep.
- Philip, K.P., Dove, E.L., McPherson, D.D., Gotteiner, N.L., Vonesh, M.J., Stanford, W.J., Reed, E., Rumberger, J.A., Chandran, K.B. (1994), "Automatic detection of myocardial contours in cine-computed tomographic images", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 13, n. 2, p. 241-253.
- Vandenberg, B.F., Rath, L.S., Stuhlmuller, P., Melton Jr., H.E., Skorton, D.J. (1992), "Estimation of left ventricular cavity area with an on-line, semiautomated echocardiographic edge detection system", Circulation, v. 86, n. 1, p. 159-166.
- Zong, X., Laine, A.F., Geiser, E.A. (1998), "Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 17, n. 4, p. 532-540.
- Zong, X. (1997), Sub-octave Wavelet Representation and Applications for Medical Image Processing, Ph.D. Thesis, University of Florida, Gainesville, 139 p., Aug.