

SEGMENTAÇÃO DO VENTRÍCULO ESQUERDO CARDÍACO USANDO MODELO DE EXPANSÃO DE BALÃO

S. S. Furuie¹, G. E. Jara², M. F. S. Rebelo^{1,3}, C. P. Melo¹

RESUMO -- Neste trabalho abordamos o problema da segmentação em imagens médicas, mais especificamente a segmentação do ventrículo esquerdo na modalidade de Ressonância Magnética, baseado em um modelo simples de expansão de balão. O objetivo desta proposta é a segmentação de regiões com voxels conectados, e com formato aproximadamente conhecido, como é o caso do ventrículo esquerdo. A abordagem baseia-se na expansão de um balão inserido no interior do objeto, o qual se expande em todas as direções (dimensões) de acordo com uma função custo, mantendo aproximadamente um formato preestabelecido. Esta abordagem possibilita a segmentação de estruturas complexas e tortuosas em todo o espaço voxel, inclusive com diversas interseções em um mesmo plano, mantendo a conectividade e evitando o pré-processamento em todos os cortes 2D. Resultados preliminares são promissores, necessitando de maiores investigações na incorporação da informação de morfologia. De qualquer modo, a segmentação pode ser refinada por pós-processamento, incluindo-se mais informações *a priori* sobre o objeto.

Palavras-chave: Segmentação, Balão, Imagens Médicas, Ventrículo Esquerdo

INTRODUÇÃO

A análise e visualização de diversas estruturas médicas – muitas delas tridimensionais e dinâmicas – envolve a identificação e segmentação de estruturas de interesse. Parâmetros de elevada importância clínica, como por exemplo, o fator de ejeção cardíaca, são estimados a partir do cálculo de volumes ao longo do tempo, o qual envolve a prévia segmentação do ventrículo esquerdo (VE). A visualização adequada de órgãos tridimensionais implica em classificarmos os diversos tecidos que o circundam, para então torná-los visíveis ou invisíveis.

O processo da segmentação na área médica é dificultado pela falta de contraste em algumas modalidades, pelo ruído inerente ao processo de aquisição, pela falta de homogeneidade em termos de intensidade, pela falta de especificidade e pelo elevado volume de dados, nos casos 3D dinâmicos.

Neste trabalho, pretendemos abordar o problema da segmentação em imagens médicas, mais especificamente a segmentação do ventrículo esquerdo na modalidade de Ressonância Magnética

¹ Divisão de Informática-Instituto do Coração/HC.FMUSP, Av.Dr. Enéas de Carvalho Aguiar, 44, 05403-000 São Paulo - SP, e-mail: furuie@incor.usp.br

² Doutoranda, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP

³ Doutoranda, Departamento de Engenharia Biomédica, Unicamp, Campinas, SP

(MRI). Diversos autores têm proposto soluções semi-automáticas e automáticas para esta tarefa (Brummer, 1993; Lobregt, 1995), mas a grande maioria aborda o problema como determinação de contornos 2D, aproveitando resultados anteriores para guiar a segmentação dos próximos cortes. Este tipo de abordagem, além de ser lento (um exame de *gated MRI* típico envolve 16 volumes, cada qual com 12 cortes, perfazendo um total de 192 imagens 2D), pode negligenciar saliências tridimensionais, que em cortes 2D apareceriam como dois ou mais contornos separados.

Outros autores têm investigado a segmentação no espaço 3D (Boudraa, 1993; Ashton, 1995), seja usando extensão de contornos ativos para 3D, seja utilizando o clássico *split and merge* (Ballard, 1982).

O presente trabalho propõe a segmentação de estruturas 3D dinâmicas baseado em um modelo simples da expansão de balão. Esta abordagem possibilita a segmentação de estruturas complexas e tortuosas, inclusive com diversas interseções em um mesmo plano, mantendo a conectividade e evitando o pré-processamento em cada corte 2D.

MATERIAL E MÉTODO

A idéia básica desta proposta é a segmentação de regiões com voxels conectados, e cujo formato é aproximadamente conhecido, como é o caso das cavidades do ventrículo esquerdo. A abordagem baseia-se na expansão de um balão inserido no interior do objeto, o qual se expande em todas as direções (dimensões), mantendo, aproximadamente, um formato preestabelecido.

As hipóteses básicas supostas são:

- a) a imagem n-dimensional representa um atributo relativamente homogêneo do objeto de interesse;
- b) parte (amostra) do objeto pode ser fornecida para o sistema computacional, de modo que seja possível estimar as características estatísticas do atributo do objeto;
- c) o formato é aproximadamente conhecido;

As vantagens esperadas desta abordagem são:

- o algoritmo pode ser facilmente estendido para imagens n-dimensionais (3D, 4D, ...), as quais estão se tornando cada vez mais comuns em Medicina, como SPECT, MRI, Ultra-som, etc.;
- a conectividade entre voxels é inerente ao método;
- o algoritmo adapta-se ao objeto em questão, aprendendo as características através da amostra fornecida pelo usuário. Deste modo a técnica é independente da modalidade, do órgão, do ganho do sistema, etc.

Algumas desvantagens são:

- necessita da interação inicial com o usuário. No entanto, esta interação é mínima, em apenas um corte 2D do objeto de, por exemplo, estruturas 3D dinâmicas, a qual pode envolver centenas de cortes 2D;
- dificuldade em estabelecer um critério de finalização da expansão;

O algoritmo tem como entrada um *voxel* (semente), ou região, demarcada pelo usuário. A partir desta região inicial há o crescimento considerando-se o custo da incorporação de cada *voxel* vizinho. Incorpora-se aquele *voxel* conectado com o menor custo, enquanto o custo de incorporação estiver abaixo de um limite imposto pelo usuário. A definição da função de custo desempenha papel fundamental no sucesso da segmentação. A função de custo deve considerar as bordas (gradientes), textura, informações a priori sobre o objeto tais como morfologia da estrutura, posição, tamanho etc. O custo deve ser tanto maior quanto maior for a discrepância esperada para um *voxel* pertencente ao objeto.

Deste modo, para efeito deste trabalho, podemos considerar a seguinte função custo para incorporar o *voxel* i :

$$\text{custo}(i) = \alpha \cdot \text{grad}^2(i) + \beta \cdot \text{textura}(i) + \gamma \cdot \text{forma}(i) \quad (1)$$

onde $\text{grad}^2(i)$ representa o gradiente espacial ao quadrado no *voxel* i , o qual deve ser pequeno na região interna do objeto, aumentando à medida que se aproxima da borda, $\text{textura}(i)$ é a distância do atributo local de i em relação à média da amostra, $\text{forma}(i)$ é a medida da morfologia pela inclusão do *voxel* i e α , β , γ são os pesos associados a cada medida;

As duas primeiras parcelas são baseadas em informações locais, e a terceira utiliza informação global. Note que também estamos utilizando a informação de posição, pois a região inicial (semente) é fornecida pelo usuário.

O $\text{grad}^2(i)$ pode ser obtido por vários métodos (Gonzalez, 1992). Estamos utilizando o algoritmo de Sobel, que simplesmente calcula as derivadas espaciais em cada eixo e as soma. Para o caso 2D, teríamos:

$$\text{grad}^2(i) = \left(\frac{dv_i}{dx} \right)^2 + \left(\frac{dv_i}{dy} \right)^2 \quad (2)$$

onde v_i é o valor do *voxel* na posição I

Para a medida da $\text{textura}(i)$ estamos calculando a distância entre o valor da média local da intensidade e a média da amostra:

$$\text{textura}(i) = (\bar{v}_i - \mu)^2 \quad (3)$$

onde μ é a média do valor do atributo na região fornecida pelo usuário, e \bar{v}_i é a média local do atributo no *voxel* i para uma dada janela (neste trabalho utilizamos janela 3x3);

Uma medida da morfologia do objeto é bastante complexa de ser definida, uma vez que se busca representar, em poucos números, as nuances de um contorno. No caso específico do VE, estamos buscando um contorno aproximadamente circular (no caso 2D). Deste modo, estamos utilizando a relação (adimensional) entre o perímetro e a área, definida por:

$$\frac{\text{perimetro}^2}{\text{area}}$$

que no caso de um círculo perfeito deve resultar em 4π . A função $\text{forma}(i)$ pode ser definida por:

$$\text{forma}(i) = \left| \frac{\text{perimetro}^2}{\text{area}} - k \right| \quad (4)$$

onde no caso de formato circular $k=4\pi$.

Os pesos α , β e γ devem ser balanceados para evitar que um desses fatores predomine na segmentação, seja devido à escala, seja devido a diferentes unidades.

Analisando a Equação (1), constata-se que α e β devem ter a mesma dimensionalidade e escala, pois na implementação digital da Equação (2) a derivada é apenas a diferença entre voxels vizinhos. Portanto, no caso 2D, como o gradiente envolve a soma de duas parcelas, temos:

$$\alpha = \beta/2 \quad (5)$$

Por outro lado, devemos considerar a dispersão dos atributos nas Equações (2) e (3), evitando penalizar a segmentação quando o ruído for elevado, ou seja, devemos normalizar pelo desvio-padrão. Supondo distribuição normal $N(\mu, \sigma^2)$ do atributo com média μ e variância σ^2 , que podem ser estimados pela amostra, e impondo que a função seja adimensional, podemos considerar as duas primeiras parcelas da Equação (1) normalizadas pelo desvio-padrão. Portanto,

$$\beta = 1/\sigma^2 \quad (6)$$

Quanto ao peso γ , devemos considerar que a sensibilidade da função custo em relação à $\text{forma}(i)$ seja equivalente em relação à $\text{textura}(i)$. Em uma distribuição Gaussiana, uma variação de 1 desvio-padrão em torno da média engloba parte significativa da distribuição (68%). No caso da forma, podemos associar sensibilidade semelhante se fizermos uma correspondência entre 1 desvio-padrão e a variação na $\text{forma}(i)$ quando evolui, por exemplo, de círculo para quadrado. Neste caso a variação da $\text{forma}(i)$ é igual a $|4\pi - 16| = 3,43$. Portanto, podemos aproximar,

$$\gamma = 1/3,43 \quad (7)$$

Algoritmo usando custo mínimo de cada camada

1. Obter a amostra do objeto;
 - 1.1. Estimar a média e variância (μ, σ^2) do atributo do objeto;
 - 1.2. Calcular perímetro e área iniciais;
 - 1.3. Obter a fila inicial (**F**) composta por todos os voxels conectados e não-classificados à região inicial;
 - 1.4. Definir critério para parada da expansão (*CustoMax*), por exemplo, igual a 4 (2 desvios padrões)

2. Para a fila **F**, até que esteja vazia,
 - 2.1. Determine o *voxel i* com menor custo (*CustoMin*) de incorporação à fila atual;
 - 2.2. Se *CustoMin* menor que *CustoMax*,
 - 2.2.1. Incorporar o *voxel i* no objeto e atualizar perímetro e área;
 - 2.2.2. Remover o *voxel i* da fila **F**;
 - 2.2.3. Adicionar os voxels vizinhos ao *voxel i* que não pertencem ao objeto na fila **F**;
 - 2.3. Se *CustoMin* for maior ou igual a *CustoMax*, finalizar.

Implementação

O cálculo do perímetro e da área pela incorporação de cada *voxel* pode ser otimizado considerando-se os acréscimos correspondentes a cada *voxel* em dois acumuladores.

No sentido de agilizar o processamento, pode-se eliminar a procura pelo menor custo em cada camada, incorporando, ou não, o *voxel* de acordo com o custo. O algoritmo seria então modificado parcialmente para:

Algoritmo alternativo

1. Mesmo do algoritmo anterior.
2. Para a fila **F**, até que esteja vazia, ou todos os custos dos elementos da fila sejam maiores do que *CustoMax*
 - 2.1. Determine o custo de incorporação para o *voxel i* ;
 - 2.2. Se *custo* for menor que *CustoMax*,
 - 2.2.1. Incorporar o *voxel i* no objeto e atualizar perímetro e área;
 - 2.2.2. Remover o *voxel i* da fila **F**;
 - 2.2.3. Adicionar os voxels vizinhos ao *voxel i* que não pertencem ao objeto na fila **F**;

O resultado, em geral, diferirá do algoritmo anterior, assemelhando-se ao *region growing*, onde a medida de homogeneidade é dada pela Equação (1).

Para os resultados apresentados a seguir, utilizamos o segundo algoritmo, pois em casos de maior dimensionalidade, o primeiro algoritmo torna-se impraticável.

RESULTADOS

A presente proposta foi implementada (linguagem C) e testada dentro do ambiente 3DVIEWNIX (Udupa, 1994), o qual é um sistema geral e aberto para processamento de imagens médicas n-dimensionais em plataformas Unix (X-window).

O algoritmo alternativo foi aplicado em cortes 2D de imagens cardíacas obtidas pela *gated MRI*. A Figura 1a mostra a região dos ventrículos em um corte segundo o eixo menor, para um determinado instante do ciclo cardíaco. A região hachurada na região central do VE foi fornecida pelo usuário através do *mouse*. O sistema estima então os parâmetros μ e σ^2 e inicia a expansão usando a Equação (1). A Figura 1b mostra os resultados considerando os pesos e constante listados

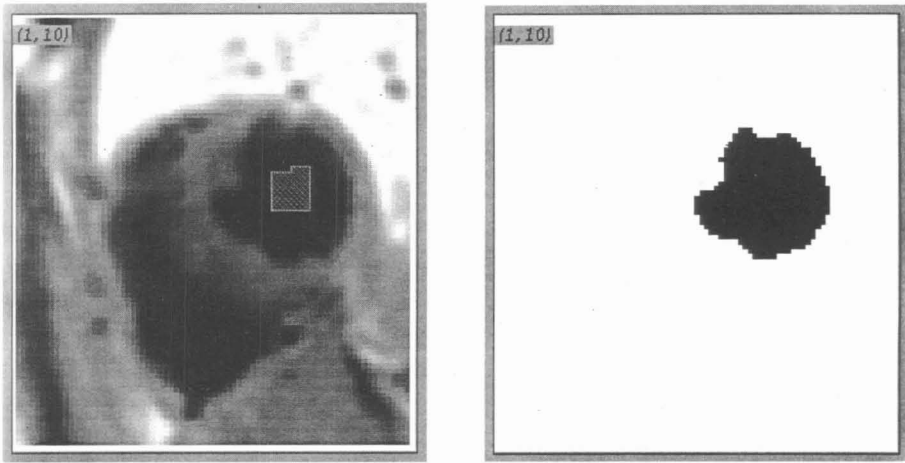


Figura 1. Exemplo de uma segmentação usando expansão de balão. a) imagem à esquerda: Corte 2D de uma imagem de Ressonância Magnética, mostrando os ventrículos cardíacos; b) imagem à direita: resultado da segmentação usando a abordagem proposta. Imagem adquirida no Departamento de Diagnóstico por Imagem do Incor.

a seguir. O *CustoMax* foi obtido através de treinamento e foi igualado a 9,92. O resultado é bom e compatível com aquele traçado por um especialista.

$$\alpha = 1/(2\sigma^2)$$

$$\beta = 1/\sigma^2$$

$$\gamma = 1/3,43$$

$$k = 4\pi$$

A Figura 2 mostra o resultado da segmentação usando os mesmos pesos, exceto $\gamma = 0$, isto é, removendo o controle sobre a forma. Notam-se pequenas alterações no formato, principalmente no canto superior esquerdo, onde o contorno é mais brusco.

DISCUSSÃO E CONCLUSÃO

Resultados preliminares mostraram-se satisfatórios, porém a função custo deve ser melhorada, principalmente no termo que reflete a morfologia. Percebe-se que a função *forma(i)* é pouco sensível às pequenas mudanças introduzidas pela incorporação de um voxel. Pesquisas futuras devem investigar melhores quantificações das informações *a priori*, incluindo outras texturas (Wu, 1992) e informações contextuais mais adequadas ao objeto.

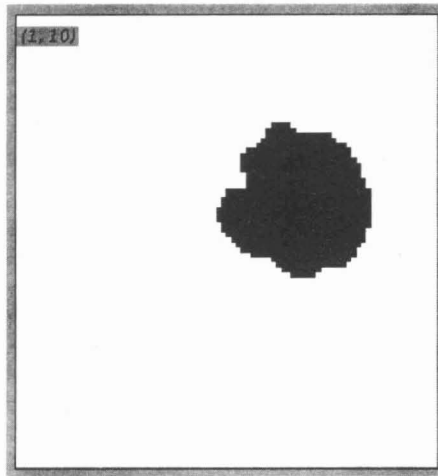


Figura 2. Resultado da segmentação sobre a imagem da Figura 1a. O coeficiente da morfologia foi zerado, removendo a restrição de forma.

Além das vantagens mencionadas anteriormente, esta abordagem também é capaz de lidar com um objeto dentro de outro objeto, com pequena modificação no algoritmo.

Investigações futuras também podem ser direcionadas para o pós-processamento, refinando os resultados obtidos pela técnica apresentada, ou seja, segmentando o objeto em duas fases: a) pré-segmentação dos voxels baseado na função custo, e b) refinamento da segmentação usando técnicas recentes como Simulated Annealing, operações morfológicas e modelos volumétricos deformáveis (Ashton, 1995; Malladi, 1995).

Esforço considerável também deve ser dedicado à avaliação objetiva e automática da classificação binária em imagens n-dimensionais, tentando remover o caráter subjetivo das avaliações dos algoritmos nesta área.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos à FAPESP (processo 93/0568-1), ao CNPq (460319/95.7) e Fundação E. J. Zerbinini pelo apoio recebido para a realização deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- ASHTON E. A., PARKER, K. J., BERG, M. J. and CHEN, C. W. (1995). "A novel volumetric feature extraction technique, with applications to MR images", *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, IEEE Press, 1995, p. 564-567.
- BALLARD, D. H. and BROWN, C. M. *Computer Vision*, Prentice Hall, 1982.
- BOUDRAA, A. E. O., MALLET, J. J., BESSON, J. E., BOUYOUCHEF, S. E. and 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, September 1993.
- BRUMMER M. E., MERSEREAU R. M., EISNER R. L. and LEWINE R. R. J. (1993). "Automatic detection of brain contours in MRI data sets", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 12, n. 2, p. 153-166, June 1993.
- GONZALEZ and WINTZ, *Digital image Processing*, Third Edition, Addison Wesley, 1992.
- JOLIOT M. and MAZOYER B. M. (1993). "Three-dimensional segmentation and interpolation of magnetic resonance brain images" *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 12, n. 2, p. 269-277, June 1993.
- LOBREGT S. and VIERGEVER M. A. (1995). "A discrete dynamic contour model", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 14, n. 1, p. 12-24, March 1995
- MALLADI R., SETHIAN J. A. and VEMURI B. C. (1995). "Shape modeling with front propagation: a level set approach", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 17, n. 2, p. 158-175, Feb 1995.
- UDUPA J. K. and HERMAN G. T. (1991). *3D Imaging in Medicine*, CRC Press, 1991
- UDUPA J. K., ODHNER D., SAMARASEKERA S., GONCALVES R., IYER K., VENUGOPAL K. and FURUIE S., (1994). "3DVIEWNIX: an open, transportable, multidimensional, multimodality, multiparametric imaging software system", *SPIE*, v. 2164, p. 58-73, 1994.
- WU C., CHEN Y. and HSIEH K. (1992). "Texture features for classification of ultrasonic liver images", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 11, n. 2, p. 141-152, June 1992.
- XUAN J., ADALI T., WANG Y. (1995). "Segmentation of Magnetic Resonance brain image: integrating region growing and edge detection", *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, IEEE Press, p. 544-547, 1995.

SEGMENTATION OF CARDIAC LEFT VENTRICLE USING A BALLOON EXPANSION MODELS. S. Furuie¹, G. Jara², M. F. S. Rebelo^{1,3}, C. P. Melo¹

ABSTRACT -- This work presents a simple segmentation technique based on a balloon expansion model to segment the cardiac left ventricle in Magnetic Resonance images. The aim of this approach is to detect connected voxels of a region, whose shape is approximately known, as is the case of left ventricle. This is based on the expansion of a balloon inserted in the interior of the object. The balloon grows in all directions (dimensions) restricted by a cost function, approximately keeping a given shape. This approach allows segmentation of tortuous and complex structures, including those with multiple intersections for a given plane, and yet keeping connectivity. Preliminary results are encouraging. However, more investigation is needed mostly for establishing a better function for shape in cost function. The segmentation results can be refined via post processing incorporating more "a priori" information about the object.

Key-words: Segmentation, Balloon, Medical Images, Left Ventricle

¹ Divisão de Informática-Instituto do Coração, Av.Dr. Enéas de Carvalho Aguiar, 44, 05403-000 São Paulo - SP, e-mail: furuie@incor.usp.br

² Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP

³ Doutorado, Departamento de Engenharia Biomédica, Unicamp, Campinas, SP