

SEGMENTAÇÃO DA PAREDE DA AORTA EM IMAGENS DE RESSONÂNCIA MAGNÉTICA DE TEMPO REAL

G. M. Q. Mendonça* e J. L. A. Carvalho*

*Departamento de Engenharia Elétrica/ Universidade de Brasília, Brasília-DF, Brasil

e-mail: joaoluiz@pgea.unb.br

Abstract: Real-time magnetic resonance spiral phase contrast imaging makes it possible to measure the stroke volume associated with each individual heartbeat. The analysis of stroke volume variability may provide unique information about the control of the autonomic nervous system over the cardiovascular system. The quality of these stroke volume measurements depends on how good the segmentation of the aortic wall/lumen interface (in cross-section) is. However, real-time spiral magnetic resonance imaging (MRI) at 3 Tesla generally provides low-resolution and low-contrast images, which makes it difficult to accurately segment the region of interest. We present and discuss a novel model-based image processing approach that is capable of very accurately segmenting the aortic wall in real-time spiral MRI, and, therefore, improves the accuracy of stroke volume variability assessment.

Palavras-chave: segmentação de imagens médicas, ressonância magnética de fluxo, débito cardíaco.

Introdução

As doenças cardiovasculares são a principal causa de mortalidade no mundo ocidental e, quando não levam à morte, podem causar invalidez total ou parcial do indivíduo. Um dos parâmetros mais importantes na avaliação do funcionamento cardiovascular é o débito ou volume sistólico. A variabilidade do volume sistólico pode fornecer informações ímpares acerca do controle do sistema nervoso sobre o sistema cardiovascular. No entanto, não há padrão-ouro estabelecido para a sua medição *in vivo*.

A ressonância magnética (RM) por espirais usando contraste de fase de tempo real [1–3] é capaz de medir o volume sistólico associado a cada batimento individualmente [4,5], de forma totalmente não invasiva. No entanto, a precisão dessa medida depende da correta segmentação da interface entre a parede da aorta e seu lúmen, em seção perpendicular. Tal processo é severamente dificultado pela baixa qualidade e baixo contraste das imagens obtidas pela técnica, especialmente em aparelhos de 3 Tesla. A segmentação das imagens utilizando médias temporais e filtros convencionais [6] se mostrou pouco robusta.

Este trabalho apresenta um método de segmentação mais confiável e consistente, o qual é capaz de

delimitar a parede da aorta com grande precisão, mesmo em imagens com qualidade bem abaixo da média. Para essa segmentação, o algoritmo se baseia em uma imagem modelo, obtida multiplicando uma versão passa altas da imagem original por uma Gaussiana, centrada no centro geométrico da aorta. Este é calculado para cada quadro por um algoritmo iterativo, que também usa Gaussianas, além da diferença entre Gaussianas, para enfatizar a região central da aorta e a sua borda e, assim, montar uma imagem apropriada para o cálculo do centro. Essas ideias são contribuições originais deste trabalho para o campo de segmentação de imagens médicas.

O algoritmo proposto melhora a qualidade das medidas de fluxo sanguíneo e, conseqüentemente, da variabilidade do volume sistólico, tornando uma técnica unicamente capaz de medir essa variável não invasivamente.

Materiais e Métodos

Aquisição das imagens – A aquisição de dados foi feita com RM de tempo real, usando a técnica de contraste de fase com aquisições em espiral [1–3], com resolução temporal de 56 ms e resolução espacial de 3 mm [4,5]. Além da imagem morfológica, a qual corresponde à distribuição espacial de *spins* (núcleos ^1H) no plano de corte, essa técnica fornece também o mapa de velocidades associado ao plano (Figura 1).

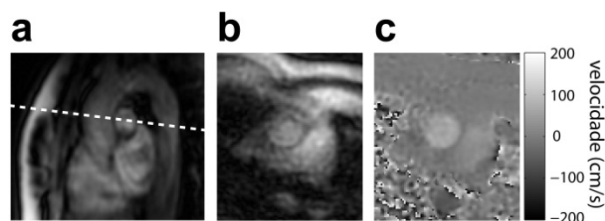


Figura 1: (a) Prescrição do plano de corte, perpendicular à aorta ascendente; (b) imagem morfológica obtida no plano de corte; e (c) mapa de velocidades no plano.

Os dados foram adquiridos em um aparelho de RM modelo Signa EXCITE HD de 3 Tesla (GE Healthcare, Inc.). As imagens foram reconstruídas de acordo com os passos descritos na ref. [5]. No entanto, foi utilizado zero padding na reconstrução, de modo a obter uma imagem 2× maior (em pixels/mm). Esse processo não

adiciona informação aos dados. Portanto, embora o tamanho dos pixels passe a ser de 1,5 mm, a imagem mantém resolução de 3 mm, isto é, aparece borrada.

Sete voluntários saudáveis participaram do estudo. O comitê de ética da University of Southern California aprovou o protocolo utilizado e os voluntários assinaram um termo de consentimento informado.

Processamento – A reconstrução e processamento das imagens, e todos os demais cálculos, foram feitos em MATLAB (The Mathworks, Inc., Natick, EUA).

No método de segmentação, há primeiramente um recorte manual da área que é efetivamente de interesse na imagem, o coração, visto que a imagem de ressonância traz um corte axial mostrando todo o tórax (Figura 2a). Durante o batimento, a aorta se desloca no plano da imagem juntamente com o coração, e este se desloca também seguindo o movimento respiratório do tórax. Assim, a área da região recortada deve ser suficientemente grande de modo a garantir que a aorta estará completamente dentro da imagem recortada, durante todo o período de aquisição. A imagem recortada é ampliada por um fator de 5×, usando interpolação bicúbica (Figura 2b). Esse processo auxilia na visualização, mas também não adiciona informação aos dados. Portanto, embora o tamanho dos pixels passe a ser de 0,3 mm, a imagem mantém resolução de 3 mm, isto é, continua borrada.

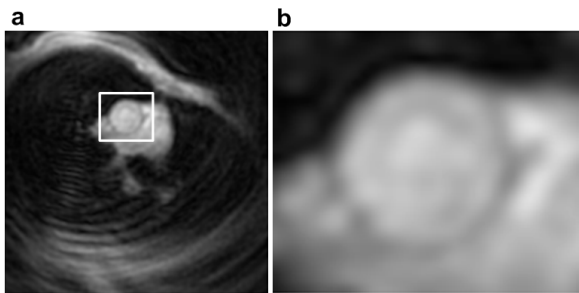


Figura 2: Recorte: (a) imagem original, na qual o retângulo destaca a região da aorta; (b) imagem recortada, mostrando somente a vizinhança da aorta.

O que diferencia este método de segmentação de outros [4,5,6] é o pré-processamento, que aproveita as características anatômicas da região da aorta. Uma imagem modelo, com um elemento de formato circular, é criada a partir da original. Esse modelo pode ser facilmente segmentado através da limiarização. O modelo precisa ter seu centro geométrico definido bem próximo ao centro geométrico da aorta para garantir o sucesso na segmentação. A Figura 3 apresenta um diagrama com todos os passos do algoritmo de segmentação, o qual que é detalhado logo em seguida.

Centro geométrico da aorta – A determinação do centro geométrico da aorta, (x_o, y_o) , é feita através de um processo iterativo que combina 2 imagens binárias determinadas pelo formato da aorta (Figuras 4 e 5).

Uma imagem é fruto da binarização (Fig. 5d) da imagem resultante de uma multiplicação (Fig. 5c) entre: i) uma imagem passa-altas (filtro LoG) (Fig. 5a) da imagem recortada (Fig. 2b); e ii) a subtração entre

duas Gaussianas (Fig. 5b). Esta última amplifica uma região de raio aproximadamente igual a da aorta. A outra imagem binária (Fig. 5h) passa pelo mesmo processo, mas tem origem na multiplicação (Fig. 5g) entre: i) uma Gaussiana (Fig. 5f); e ii) uma imagem passa-baixas (filtro Gaussiano) (Fig. 5e) da imagem recortada (Fig. 2b).

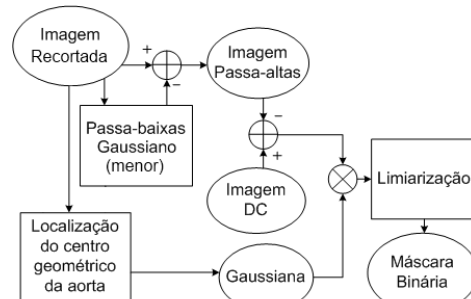


Figura 3: Diagrama de blocos do algoritmo de segmentação proposto.

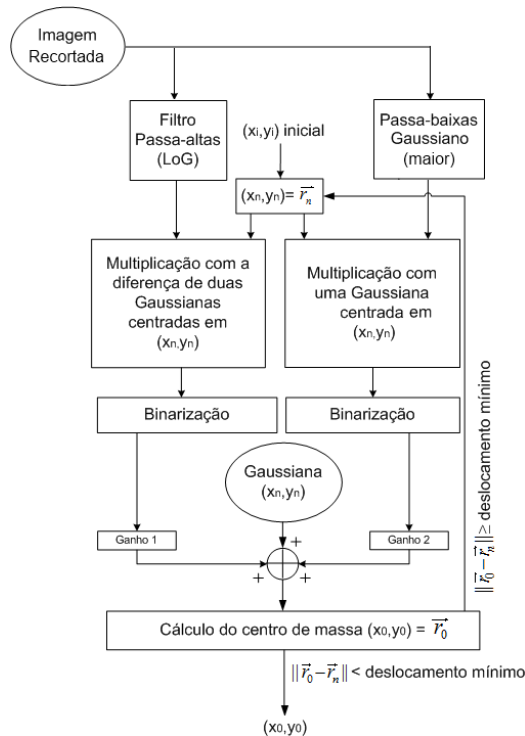


Figura 4: Algoritmo iterativo de localização do centro geométrico da aorta, (x_o, y_o) .

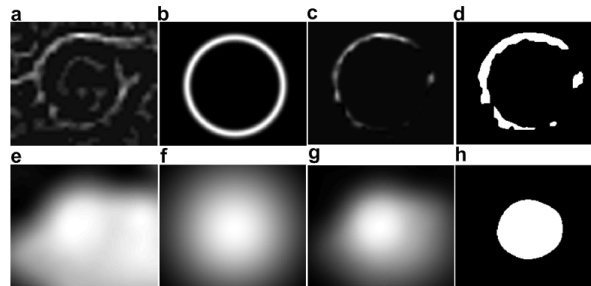


Figura 5: Imagens de uma primeira iteração (a) imagem passa-altas; (b) subtração de Gaussianas; (c) multiplicação entre (a) e (b); (d) binarização de (c); (e) imagem passa-baixas; (f) Gaussiana; (g) multiplicação entre (e) e (f); (h) binarização de (g).

O processo iterativo para encontrar o centro geométrico da aorta tem, para a primeira imagem processada, seu ponto inicial determinado manualmente. Para as imagens seguintes, utiliza-se o centro geométrico calculado da imagem anterior. Cada nova estimativa do centro geométrico da aorta é calculada como:

$$(x_o, y_o) = \frac{\sum_{m=1}^b \sum_{n=1}^a (x_n I(x_n, y_m) \cdot y_n I(x_n, y_m))}{\sum_{m=1}^b \sum_{n=1}^a (I(x_n, y_m))}. \quad (1)$$

onde a imagem $I(x, y)$, de tamanho $a \times b$ (Figura 6), consiste na soma entre: i) uma Gaussiana de amplitude máxima unitária, centrada na estimativa atual do centro geométrico da aorta; ii) a imagem binária obtida a partir da imagem passa-altas, multiplicada por um ganho g_1 (Figura 5d); e iii) a imagem binária obtida a partir da imagem passa-baixas, multiplicada por um ganho g_2 (Figura 5h). Os ganhos g_1 e g_2 são definidos pelo operador, e podem ser ajustados de acordo com as características de resolução e contraste da imagem. Este processo iterativo se repete até que o deslocamento do centro de massa de imagem $I(x, y)$ seja menor que um determinado valor, definido com base no tamanho da imagem recortada (Figura 6).

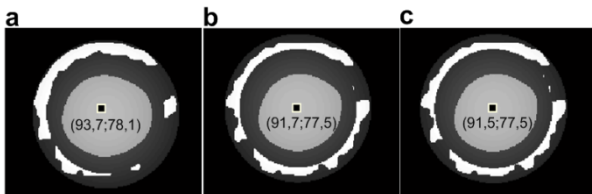


Figura 6: Sequência de três iterações da imagem $I(x, y)$, com seus centros de massa (x_o, y_o) indicados: (a) Primeira iteração; (b) terceira iteração; (c) sexta e última iteração. Note que o deslocamento do centro de massa foi muito pequeno de (b) para (c), o que justifica o fim do processo iterativo.

Pré-processamento – Antes do cálculo da imagem modelo, a ser submetida ao processo de limiarização, uma imagem passa-altas (Fig. 7c) é obtida subtraindo uma versão passa-baixas (com filtro Gaussiano) (Fig. 7b) da imagem recortada (Fig. 7a). Note que este passa-baixas (Figuras 3 e 7) tem efeito mais brando que o passa-baixas usado na etapa de busca do centro geométrico (Figuras 4 e 5).

Obtenção da imagem modelo – A imagem modelo (Fig. 7f) é obtida pelo produto entre: i) a imagem (Fig. 7d) fruto da subtração da imagem passa-altas obtida no pré-processamento (Fig. 7c) de uma imagem onde todos os pixels são brancos (iguais a 255); e ii) uma Gaussiana bidimensional $G(x, y)$ (Fig. 7e). Essa Gaussiana tem amplitude máxima unitária e centro geométrico em (x_o, y_o) . Seu raio r é definido pelo operador, e deve ser similar ao raio médio da aorta. Assim, temos:

$$G(x, y) = e^{-\frac{(x-x_o)^2 + (y-y_o)^2}{2r^2}}. \quad (2)$$

A máscara binária (Fig. 7g) que representa o lúmen da aorta (Fig. 7h) é obtida a partir de um processo de limiarização da imagem modelo (Fig. 7f).

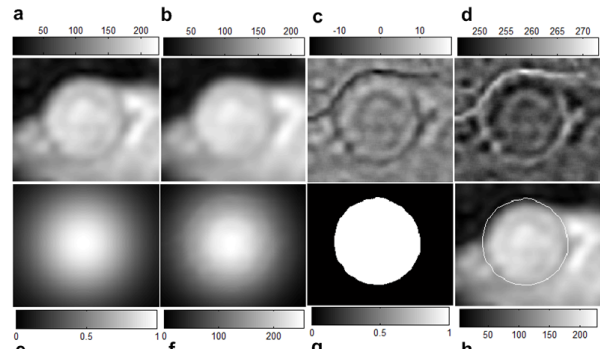


Figura 7: Passo-a-passo da segmentação: (a) imagem recortada; (b) imagem passa-baixas; (c) imagem obtida subtraindo (b) de (a); (d) imagem obtida subtraindo (c) de uma imagem branca (255); (e) Gaussiana; (f) multiplicação entre (d) e (e); (g) binarização de (f); (h) contorno gerado a partir da máscara (g), sobreposto à imagem (a).

Limiarização – Em processamento de imagens, a limiarização destaca uma imagem de seu fundo a partir de um limiar L . Isso é possível após um pré-processamento apropriado, que amplifique as bordas do objeto. Podemos definir a limiarização como:

$$M_{lim}(x, y) = T\{M(x, y)\} = \begin{cases} 1 & \text{se } M(x, y) \geq L \\ 0 & \text{se } M(x, y) < L \end{cases}. \quad (3)$$

A limiarização consiste na binarização (Fig. 7g) da imagem processada (Fig. 7f), após um estudo de seu histograma. Embora um contorno (Fig. 7h) possa ser trivialmente obtido a partir da máscara binária resultante do processo de limiarização, obter a máscara binária (Fig. 7g) é o objetivo final deste trabalho, uma vez que ela é necessária e suficiente para o cálculo do fluxo sanguíneo, permitindo conhecer a área da seção da aorta (contando o número de pixels na máscara) e a velocidade do sangue que flui por ela (avaliando o mapa de velocidades (Fig. 1 c) nos pixels da máscara).

Neste trabalho, a limiarização é aplicada na imagem modelo (Fig. 7f). Assim, o limiar L controla o raio médio de uma região aproximadamente circular, que se aproxima à região real da aorta. O valor de L é definido pelo operador para a primeira imagem, com base no raio médio da aorta nessa imagem. Para as imagens seguintes, seu valor é ajustado adaptativamente, com base no desvio padrão da imagem, o qual apresenta uma variação aproximadamente periódica, relacionada com o ciclo cardíaco (Figura 8). O desvio padrão é utilizado para quantificar variações no contraste da imagem, o qual aumenta com o volume de sangue, que, por sua vez, está diretamente relacionado à dilatação da aorta. Quanto maior o desvio padrão dos valores de amplitude dos pixels da imagem, maior será o raio médio da região segmentada. Assim, esta é capaz de se ajustar à dilatação e contração da parede da aorta durante ciclo cardíaco.

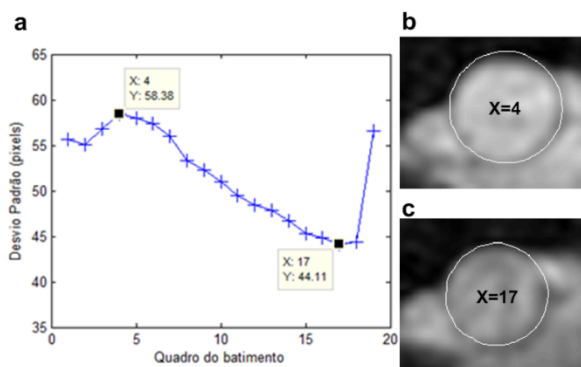


Figura 8: Desvio padrão máximo e mínimo dos pixels de quadros de um batimento relacionados com seus respectivos mapas de magnitude.

Resultados

Os resultados podem ser separados de acordo com o contraste da aquisição (Figura 9), mesmo com baixo contraste (Figura 9c), e definição visual do que é a região da aorta, o algoritmo se mostra bastante eficiente na captura do fluxo sanguíneo. As imagens mostram três voluntários distintos nos quadros de um batimento em que há maior fluxo sanguíneo.

Discussão

A técnica proposta oferece alta precisão e robustez, especialmente se comparada a outros métodos previamente propostos com o mesmo objetivo [4,5,6]. O algoritmo proposto se diferencia por não dar enfoque a uma segmentação milimetricamente precisa da

parede da aorta, mas sim em separar, com precisão, o fluxo aórtico dos fluxos vizinhos (ver Figura 9). Isso deve ser, de fato, a principal meta, uma vez que o objetivo final é medir o fluxo aórtico, e não a área de seção da aorta em si. Embora o cálculo de fluxo requiera conhecimento tanto da velocidade do sangue quanto da área de seção da aorta, a velocidade do sangue da parede da aorta é praticamente nula, bem como o sangue em sua vizinhança mais próxima (especialmente na ausência de estenose, quando é seguro supor que o fluxo é laminar, isto é, tem perfil aproximadamente parabólico). Assim, uma leve sobreestimação da área da aorta, desde que a área segmentada não inclua fluxos não nulos externos à aorta, é muito menos danosa que uma subestimação.

A qualidade da segmentação depende dos seguintes fatores: i) contraste da imagem; ii) definição do deslocamento mínimo que dá fim ao processo iterativo de rastreamento do centro geométrico da aorta.

Contraste das imagens – O contraste é fator determinante na qualidade da segmentação, pois afeta diretamente a capacidade do algoritmo de encontrar o centro geométrico da região da aorta com precisão. Tal parâmetro é importantíssimo para o cálculo da imagem modelo, a qual é a imagem efetivamente utilizada na segmentação em si. Além disso, erros na estimação do centro geométrico de uma imagem podem se propagar para imagens seguintes, uma vez que a busca pelo centro geométrico de cada imagem se inicia usando como parâmetro inicial o centro geométrico calculado para a imagem anterior.

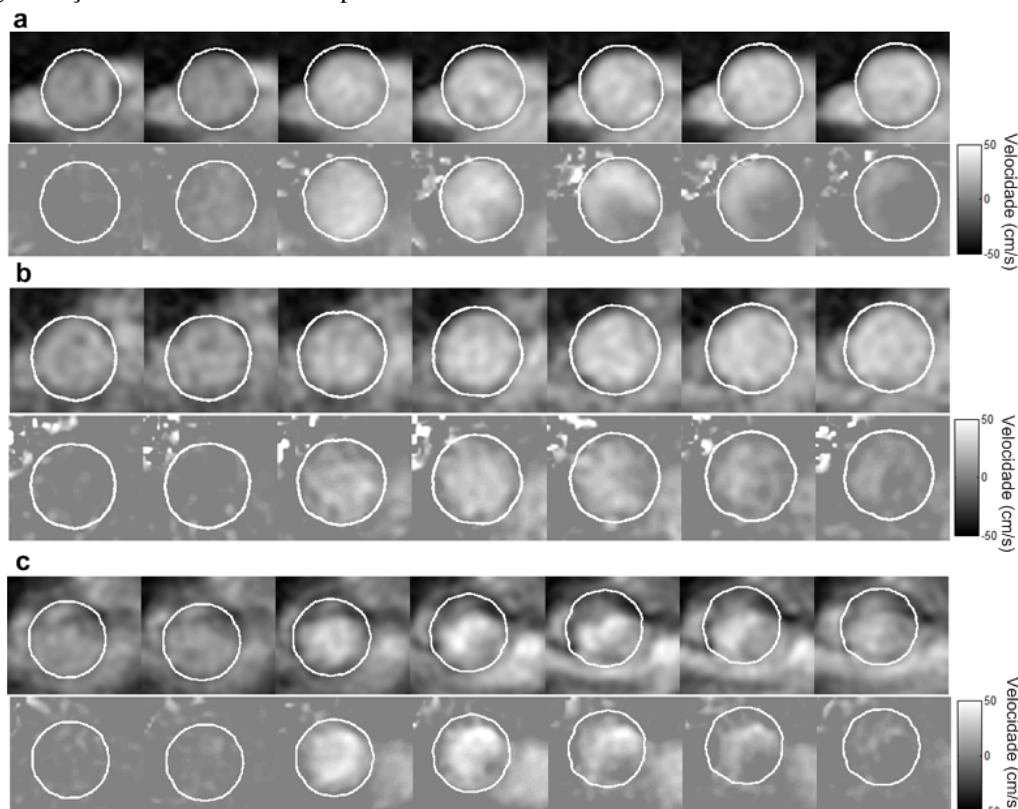


Figura 9: Sequências de imagens segmentadas com (a) bom contraste; (b) médio contraste; e (c) baixo contraste.

O contraste nas imagens varia ao longo do fluxo sanguíneo, pois o tempo de relaxamento T_1 do sinal de ressonância magnética associado ao sangue (aproximadamente 1500 ms [7]) é muito maior que o tempo de repetição de pulso (TR) da sequência de aquisição utilizada (7 ms). Assim, o sangue fluindo pela aorta (durante a sístole) aparece mais brilhante na imagem que o sangue aproximadamente estático (durante a diástole), resultando em contraste temporalmente variável. Desse modo, a segmentação tende a ser mais precisa em quadros temporais onde o fluxo é maior, pois as bordas aparecem mais bem definidas. Contudo, se os erros acarretados por essa perda de contraste não forem grandes o suficientes para levar a inclusão de fluxos externos à aorta na área segmentada, isto terá pouco ou nenhum efeito nos valores de fluxo sanguíneos medidos.

As nuances das imagens variam de voluntário para voluntário, devido a diversos fatores, como, por exemplo, a posição e a altura do corte de imageamento. Em algumas imagens, a aorta aparece circundada pelo coração ou por tecidos que oferecem pouco contraste à ela; em outras, esta se encontra parcialmente em contato com tecidos que propicia melhor contraste.

Essas diferenças de contraste no contorno da aorta podem interferir na imagem binária obtida após filtragem LoG. Isto pode fazer com que o centro geométrico estimado se desloque para uma região indesejada. Nessa situação, é vantajoso, durante o cálculo do centro de massa das imagens binárias, usar um peso maior para a imagem passa-baixas que para a imagem passa-altas (ver Figura 4). Contudo, isso diminuirá a precisão da segmentação, que poderá ficar parcialmente deslocada de sua posição correta.

Determinação do deslocamento mínimo – No rastreamento do centro geométrico as primeiras iterações mostram um de valor deslocamento considerável deste centro. A cada iteração, esse valor diminui e o centro geométrico estimado se aproxima do valor real. O processo iterativo para uma imagem é interrompido quando o deslocamento da estimativa observado é menor que um deslocamento mínimo, especificado pelo operador.

Quanto menor for o valor do deslocamento mínimo especificado, maior será o número de iterações, o que aumenta a probabilidade do algoritmo não convergir. Em casos de imagens com contraste muito ruim, um valor extremo para esse parâmetro, visando velocidade de convergência e minimização de erros, é de 15% do tamanho do raio estimado para a aorta. Contudo, para os sujeitos avaliados, trabalhou-se com valores entre 1% e 10% do raio estimado.

Conclusão

Foi apresentado um novo método de segmentação para imagens de ressonância magnética em tempo real de fluxo aórtico, visando estimar o débito sistólico associado a cada batimento, individualmente. O algoritmo proposto apresenta diversas contribuições

originais para a área de imagens médicas, se diferenciando de métodos anteriores por não dar enfoque a uma segmentação milimetricamente precisa da parede da aorta, mas sim em separar, com precisão, o fluxo aórtico dos fluxos vizinhos. Assim, o novo método oferece maior precisão no cálculo do débito cardíaco a partir dessas imagens, especialmente para imagens com baixo contraste ou baixa relação sinal-ruído. Com isso, o algoritmo apresentado tem potencial para transformar a ressonância magnética em tempo real em uma técnica unicamente capaz de medir, não invasivamente e com precisão, a variabilidade do volume sistólico.

Agradecimentos

Os autores agradecem a colaboração de Gustavo M. Gondim, Thiago Z. Viana, Bruno L. Macchiavello e Juliana F. Camapum. A aquisição dos dados foi realizada na University of Southern California em colaboração com o Prof. Krishna S. Nayak. Este trabalho recebeu apoio financeiro oriundo do Edital MCT/CNPq N° 014/2010 – Universal. Gustavo M. Q. Mendonça é aluno de iniciação científica do ProIC/DPP/UnB com bolsa financiada pelo CNPq.

Referências

- [1] Gatehouse, P. D., Firmin, D. N., Collins S., Longmore D. B. (1994) "Real time blood flow imaging by spiral scan phase velocity mapping" *Magnetic Resonance in Medicine*, v. 31, n. 5, p. 504-12.
- [2] Pike, G. B., Meyer, C. H., Brosnan, T. J., Pelc, N. J. (1994) "Magnetic resonance velocity imaging using a fast spiral phase contrast sequence" *Magnetic Resonance in Medicine*, v. 32, n. 4, p. 476-83.
- [3] Nayak, K. S., Pauly J. M., Kerr, A. B., Hu, B. S., Nishimura, D. G. (2000) "Real-time color flow MRI." *Magnetic Resonance in Medicine*, v. 43, n. 2, p. 251-8.
- [4] Carvalho, J. L. A., Pohost G. M., and Nayak, K. S. (2007) "Stroke volume and cardiac output measured on a beat-to-beat basis", In: *Proc. 15th Intl Soc Mag Reson Med*, p. 248, Berlin, 19-25 May.
- [5] Carvalho, J.L.A., Carvalho, H.S., and Nayak, K.S. (2010) "Medição da variabilidade do volume sistólico por meio de ressonância magnética de tempo real", In: *Proc. XXII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, p. 806-9, Tiradentes-MG.
- [6] Gondim, G.M., Viana, T.Z. (2008), *Segmentação da artéria aorta em sequências de imagens de ressonância magnética nuclear cardíaca*, Relatório de Projeto Final de Graduação, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, 98 p.
- [7] Lu, H., Clingman, C., Golay, X., van Zijl, P. (2003) "What is the longitudinal relaxation time (T1) of blood at 3.0 Tesla?", In: *Proc. 11th Intl. Soc. Mag. Reson. Med.*, Toronto, p. 669, 10-16 Jul.