

# **ANÁLISE DA SEGMENTAÇÃO DO VENTRÍCULO ESQUERDO EM IMAGENS DIGITAIS DE ECOCARDIOGRAMA POR DIFERENTES MÉTODOS DE CONTORNOS ATIVOS**

**José de Arimatéia CARVALHO SILVA JÚNIOR(1); Tarique SILVEIRA CAVALCANTE(1); Auzuir RIPARDO de ALEXANDRIA(1); José Sebastião de ABREU(2)**

(1) Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, Fortaleza, e-mail: [juniors09@gmail.com](mailto:juniors09@gmail.com)

(2) Hospital Universitário Walter Cantídio, Fortaleza, e-mail: [jsabreu@yahoo.com.br](mailto:jsabreu@yahoo.com.br)

## **RESUMO**

Em exames de ecocardiograma a análise do ventrículo esquerdo é essencial na avaliação de qualquer paciente com suspeitas de cardiopatias. Contudo, as imagens geradas por estes exames não possuem um contraste adequado com o qual se possa delimitar com precisão esta cavidade, gerando diferentes interpretações entre especialistas. Logo, buscam-se soluções com as quais se possa delimitar de modo correto a cavidade ventricular. Neste contexto, os Métodos de Contornos Ativos (MCAs) destacam-se na segmentação de imagens deste tipo, pois, propiciam uma melhor extração de parâmetros clínicos que são usados para com o intuito de tornar estes exames mais objetivos. Porém, mesmo com sua eficácia, comparado a outros métodos o MCA tradicional possui limitações: a dificuldade de segmentação partindo de um contorno inicial afastado das bordas e a não segmentação de objetos côncavos. Na literatura são propostas outras formulações de MCAs que superam estas limitações, tais como: MCA balão, MCA GVF e MCA genético. Este trabalho tem por objetivo realizar uma análise comparativa entre a segmentação automática propiciada pelos MCAs: tradicional, balão, GVF e genético, com um método de segmentação manual obtida por um especialista médico em Cardiologia e Ecocardiografia, ambos aplicados na segmentação do ventrículo esquerdo em imagens de ecocardiograma. Para esta comparação utiliza-se o erro percentual gerado pela razão entre a área segmentada pela especialista e automaticamente pelos métodos. Dentre os métodos comparados o que apresenta um resultado mais efetivo é o MCA GVF, obtendo em média 94% de concordância com o padrão ouro gerado por especialista.

**Palavras-chave:** Segmentação, métodos de contornos ativos, ventrículo esquerdo, doenças cardíacas.

## 1. INTRODUÇÃO

Um importante instrumento na detecção de doenças cardíacas é um diagnóstico precoce e preciso. A busca por essa precocidade e precisão tem aberto um campo crescente de pesquisa na área médica, em especial, em cardiologia. Neste contexto, a Medicina e a Engenharia têm unido conhecimentos com o intuito de solucionar esta busca por rapidez e precisão nos diagnósticos.

Esta união tem possibilitado a construção de equipamentos de auxílio ao diagnóstico médico com o objetivo de tornar o exame mais precoce e com maior precisão. Entre estes equipamentos encontra-se o ecocardiógrafo, que é utilizado para investigar e analisar diferentes cardiopatias por meio de imagens do coração e que com o passar do tempo mostrou-se fundamental, pois, tem possibilitado importantes avanços nos diagnósticos (REIS, 2007).

A partir de imagens geradas por este equipamento, o especialista realiza análises a respeito da saúde do paciente. Estas imagens, porém, dependendo das características do tórax do paciente podem apresentar parcialmente os contornos das cavidades cardíacas, dificultando a sua visualização, principalmente a cavidade ventricular esquerda, sendo esta a mais importante, e com isso acarretando em uma maior subjetividade no diagnóstico.

Para minimizar o caráter subjetivo do diagnóstico com base nestes exames, técnicas de Visão Computacional são empregadas, dentre estas apresenta-se o Método de Contornos Ativos (MCA). O MCA foi introduzido por Kass, Witkin e Terzopoulos (1987) e são baseados em métodos variacionais, cujo objetivo é minimizar uma função que representa a energia associada ao MCA.

Apesar de apresentar resultados adequados em alguns casos, a formulação tradicional possui limitações, como a deficiência na segmentação de objetos côncavos e a dificuldade de convergência, se a curva inicial é traçada afastada das bordas do objeto a ser segmentado (KASS et al, 1987). Para superar tais limitações foram propostas outras formulações de contorno ativos, dentre estas citam-se o MCA GVF (XU;PRINCE, 1998), MCA balão (COHEM, 2001) e o MCA genético (BALLERINI, 1998).

Devido à importância de técnicas de segmentação de imagens digitais, em especial, as técnicas baseadas em contornos ativos, este trabalho tem como objetivo realizar uma análise comparativa entre o método automático de segmentação propiciado pelos MCAs: tradicional, balão, GVF e genético e o método manual de segmentação realizado por um médico especialista, quanto a área segmentada.

Este trabalho está estruturado do seguinte modo: na seção 2 são discutidas as definições fundamentais sobre contornos ativos e suas variantes utilizadas: balão, GVF e genético, bem como suas limitações. Na seção materiais e métodos são apresentadas as metodologias empregadas na concretização deste trabalho. Na seção de resultados e discussões são mostrados os resultados obtidos para cada um dos métodos propostos, comparados com a segmentação do médico especialista. Por fim, são apresentadas as conclusões e contribuições.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O MCA, introduzido por Kass, Witkin e Terzopoulos, (1987), em sua formulação tradicional, pode ser definido como uma curva paramétrica representada por

$$\left\{ \begin{array}{l} [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2 \\ \mathbf{s} \rightarrow \mathbf{c}(\mathbf{s}) = (x(\mathbf{s}), y(\mathbf{s}))' \end{array} \right. \quad [\text{Eq. 01}]$$

em que  $\mathbf{c}(\mathbf{s})$  é a curva formada pelos pontos de coordenada  $(x, y)$ , e esses pontos movem-se no domínio da imagem com  $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^2$ . O MCA possui uma energia associada que é definida por

$$E = \int_0^1 E_{int} + \int_0^1 E_{ext}, \quad [\text{Eq. 02}]$$

em que  $E$  representa a energia total da curva, formado pelo somatório das energias interna e externa, representadas respectivamente por  $E_{int}$  e  $E_{ext}$ .

A Energia interna é obtida por meio da própria curva, ou seja, depende apenas de sua forma e da localização de seus pontos. Seu principal objetivo é manter a suavidade da curva. Esta energia se divide em dois termos, conhecidos como forças internas definidos por

$$E_{int} = \alpha(s) \left| \frac{d}{ds} c(s) \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2}{ds^2} c(s) \right|^2, \quad [\text{Eq. 03}]$$

em que o primeiro termo é chamado de força de continuidade, definido como a primeira derivada da curva, e o segundo é chamado de força de curvatura e é definida como a segunda derivada da curva. Nesta equação, os coeficientes  $\alpha(s)$  e  $\beta(s)$ , especificam respectivamente os pesos para cada termo (KASS et al, 1987).

O primeiro termo ou força de continuidade  $F_{cont}$  é descrito como a diferença espacial entre dois pontos consecutivos da curva  $c(s)$ . Logo, para seu cálculo, a distância entre os pontos da curva é associada a distância euclidiana, sendo assim, obtida por (KASS et al, 1987)

$$F_{cont} = \sqrt{(X_i - X_{i-1})^2 + (Y_i - Y_{i-1})^2}, \quad [\text{Eq. 04}]$$

em que  $X_i, Y_i$  são coordenadas dos pontos atuais e  $X_{i-1}, Y_{i-1}$  anteriores, respectivamente. Já o segundo termo da Equação (3) denotado por força de curvatura  $F_{curv}$ , definido por

$$F_{curv} = \sqrt{(X_{i-1} - 2X_i + X_{i+1})^2 + (Y_{i-1} - 2Y_i + Y_{i+1})^2}, \quad [\text{Eq. 05}]$$

em que  $X_i, Y_i$  são coordenadas do ponto atual,  $X_{i-1}, Y_{i-1}$  e  $X_{i+1}, Y_{i+1}$  são coordenadas dos pontos anterior e posterior, respectivamente.

A energia externa é determinada pelas influências externas, sendo proveniente totalmente da imagem, responsável por atrair a curva em direção às regiões de mínima energia. Diversos MCAs empregam o gradiente da imagem como sua força externa, neste contexto, utilizam-se os operadores gradientes porque o mesmo contém informações das bordas (GONZALEZ; WOOD, 2008). Neste trabalho utiliza-se o operador gradiente Sobel por este ser mais simétrico. Logo a energia externa é comumente definida por

$$E_{ext} = \Theta \cdot g(x, y), \quad [\text{Eq. 06}]$$

em que  $g(x, y)$  é o gradiente da imagem, proveniente do operador *Sobel* e  $\Theta$  corresponde ao seu peso.

## 2.1 Limitações do MCA tradicional

A aplicação do MCA tradicional para segmentação de regiões de interesse possui, entretanto, algumas limitações tais como dificuldade para convergir em regiões côncavas de objetos e a necessidade de uma inicialização próxima das bordas do objeto que se deseja segmentar.

A curva tem dificuldade para convergir em concavidades de objetos. A parametrização da energia interna pode limitar a sua flexibilidade e impedir a representação de formas tubulares e saliências. O modelo é incapaz de fazer modificações em sua topologia sem processamento adicional (KASS, 1987). Um exemplo desta limitação pode ser observado na Figura 1.



**Figura 1 – Deficiência do MCA tradicional em segmentar objetos côncavos.**

Outra limitação é que a curva só expande quando inicializada próxima às bordas do objeto a ser segmentado. Isto ocorre devido ao fato de que a energia externa, que é responsável por atrair a curva para a borda, é proveniente do gradiente e este só é detectado próximo as bordas. Distantes das bordas, este gradiente é nulo e o movimento do contorno é determinado apenas pela energia interna que faz com que a curva minimize sua energia diminuindo sua área interna, provocando um colapso. Um exemplo desta limitação pode ser observado na Figura 2.



**Figura 2 – Deficiência do MCA tradicional em segmentar objetos partindo de uma curva inicial afastada das bordas.**

Em virtude das limitações do MCA tradicional, outras formulações foram propostas entre estas se tem os MCAs: balão, GVF e genético.

## 2.2 MCA balão

Diferente da modelagem tradicional na qual a energia interna é oriunda somente do somatório das forças internas de continuidade e curvatura, no MCA balão há a definição de outra energia interna (COHEM, 2001).

A energia interna, neste caso, é resultante do somatório entre a força de continuidade e uma nova força interna definida como força balão. Logo, no MCA balão a  $E_{int}$  é dada por

$$E_{int} = \alpha(s).F_{cont} + \gamma(s).F_{bal}, \quad [\text{Eq. 07}]$$

em que  $F_{cont}$  é a mesma força de continuidade utilizada no MCA Tradicional, definida pela Equação (4),  $F_{bal}$  é a força balão e os parâmetros  $\alpha(s)$  e  $\gamma(s)$  são pesos utilizados para ajustar a contribuição de cada termo no cálculo da energia interna. A força balão  $F_{bal}$  é dada por

$$F_{bal} = \sqrt{E_x^2 + E_y^2}, \quad [\text{Eq. 08}]$$

em que os termos da raiz são calculados por

$$E_x = x(s) - \left| \frac{x_e - x(s)}{x_{max}} \right| \quad [\text{Eq. 09}]$$

e

$$E_y = y(s) - \left| \frac{y_c - y(s)}{y_{max}} \right|, \quad [\text{Eq. 10}]$$

em que  $x(s)$  e  $y(s)$  são as coordenadas do ponto  $c(s)$ , formador da curva, onde  $F_{bdi}$  está sendo calculada,  $x_c$  e  $y_c$  são as coordenadas do centróide da curva,  $x_{max}$  e  $y_{max}$  são as máximas distâncias entre o ponto da curva  $c$  e o centróide, nos eixos das abscissas e das ordenadas, respectivamente.

No MCA balão a energia externa se mantém igual à modelagem tradicional, portanto, dada com base no gradiente de Sobel.

### 2.3 MCA GVF

Outra abordagem de MCA, também usada para suprir limitações impostas pelo método tradicional, foi proposta por Xu e Prince (1998). Neste método, utiliza-se uma diferente energia externa, chamada de *gradient vector flow (GVF)*.

O GVF é definido por um campo de vetores gradientes dado por

$$Gvf(x, y) = [u(x, y), v(x, y)], \quad [\text{Eq. 11}]$$

em que os termos  $u(x, y)$  e  $v(x, y)$  são gradientes da imagem na coordenadas  $(x, y)$ , e  $Gvf(x, y)$  é o gradiente da imagem resultante da composição de  $u$  e  $v$  nas mesmas coordenadas  $(x, y)$ . É definido de tal forma que minimize a função

$$E_{gvf} = \iint \mu \left[ \left( \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} \right) + |vf|^2 |v - vf|^2 \right] dx dy \quad [\text{Eq. 13}]$$

em que  $f$  é o mapa de bordas derivados da imagem a ser segmentada  $I(x, y)$ . O parâmetro  $\mu$  controla a relação entre o primeiro e o segundo termo da integral.

### 2.4 MCA Genético

O MCA genético é uma formulação de MCA baseada em algoritmos genéticos (AG). AG tem seus princípios baseados na evolução natural e genética darwiniana, tendo sido desenvolvido para que a resolução de problemas fosse semelhante ao processo de evolução natural (DAVIS, 1991).

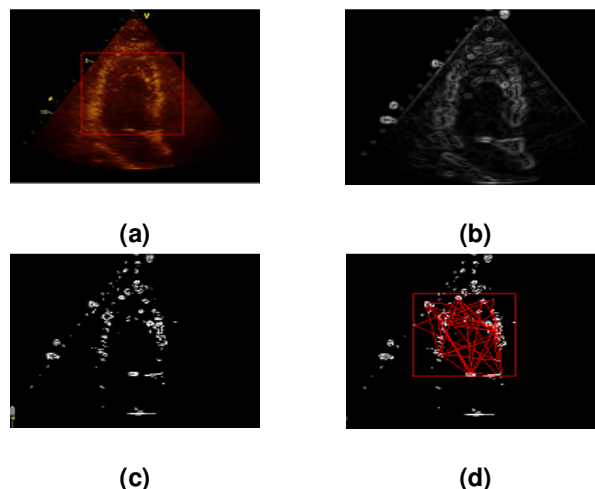
O MCA genético foi proposto por Ballerini (1998). Neste método, o cromossomo é definido como sendo a própria curva, formada por uma quantidade finita de gene, onde cada gene é definido como sendo uma coordenada cartesiana  $(x, y)$ .

A população é constituída por um conjunto de cromossomos, criadas de modo aleatório, com seu número de genes definidos pelo usuário. Logo após a etapa de criação da população é iniciado o processo de seleção. Tal processo é realizado pela função de aptidão que, neste caso, é dada pela própria equação de energia total do MCA, vista na equação (2).

No processo de seleção são escolhidos os melhores cromossomos e, com estes, realizadas as operações genéticas de cruzamento e mutação.

Neste trabalho, é proposto um pré-processamento com a finalidade de obter um melhor resultado final ao MCA genético. Este pré-processamento é composto por: criação de uma região de interesse, o que torna mais específico o espaço de busca do AG, além do uso do operador *Sobel* na imagem, seguido de um limiar. Isto acarreta uma significativa melhora na criação da população inicial que agora é realizada totalmente sobre as bordas do ventrículo.

Os resultados intermediários do pré-processamento são visualizados na Figura 1.



**Figura 3 – resultados do pré-processamento do MCA genético, (a) criação de região de interesse, (b) aplicação do operador Sobel, (c) aplicação de limiar, e (d) criação da população inicial.**

### 3. MATERIAIS E MÉTODOS

Os algoritmos comparados neste trabalho são: o MCA tradicional, o MCA balão, o MCA GVF e o MCA genético. Todos foram implementados utilizando programação orientada a objetos por meio da linguagem C++, em ambiente Builder C++ da Borland na sua versão 6.0.

As imagens, juntamente com o padrão médico de segmentação, foram obtidas por meio de um médico especialista do Hospital Universitário Walter Cantídio (HUWC).

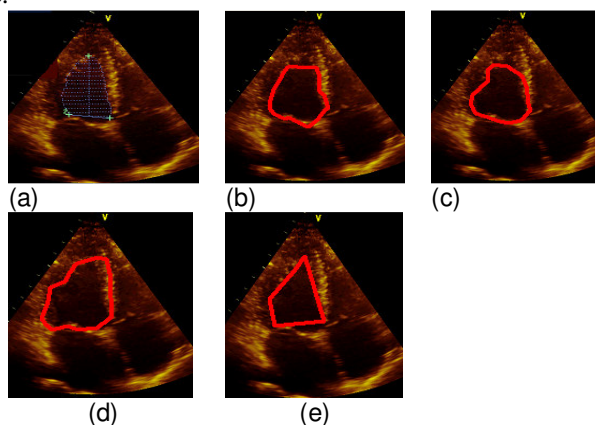
Logo após a fase de implementação, os MCAs são utilizados na segmentação do ventrículo esquerdo, e seus resultados comparados com a segmentação de um médico especialista. Foram utilizadas neste trabalho 35 imagens diferentes.

Neste trabalho usa-se o operador gradiente Sobel para obtenção da energia externa para todos os MCAs por ser simétrico e o mais difundido na literatura (GONZALEZ;WOOD, 2008).

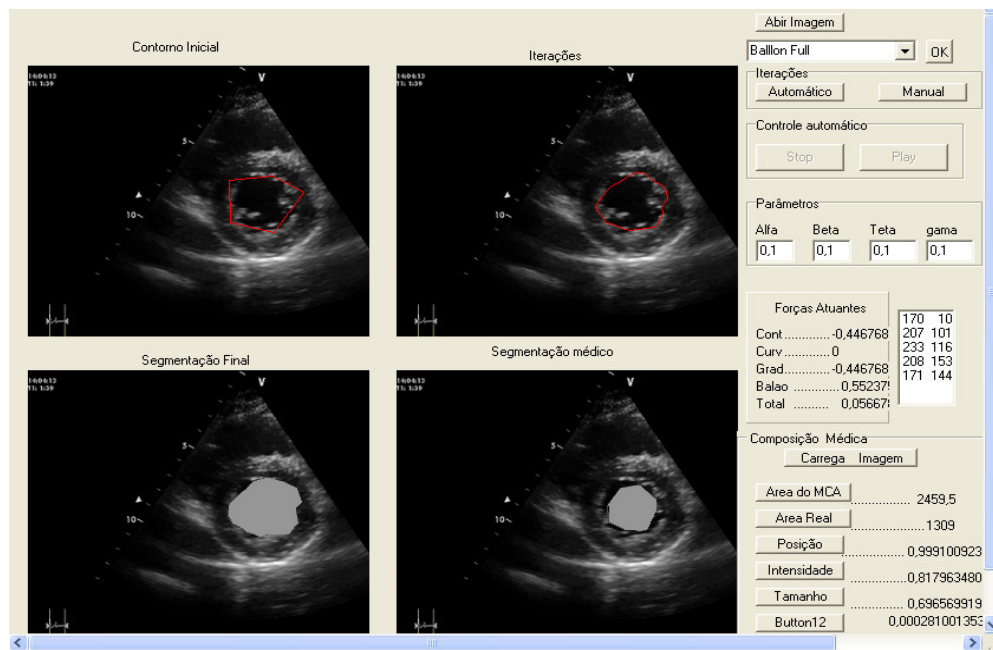
Uma interface gráfica é desenvolvida para controlar a aplicação dos algoritmos. Na interface é possível selecionar a imagem para segmentar e analisar, além de realizar os ajuste de parâmetros para cada algoritmo selecionado, logo após a etapa de segmentação, tem-se a medição da área resultante da segmentação proporcionada pelos métodos propostos, bem como, o cálculo de coerência entre tal área e a segmentação manual realizada pela médico especialista, vale ressaltar que ambas interfaces são produzidas em ambiente Builder C++. A interface é visualizada na Figura 5.

Neste trabalho, a curva inicial é realizada de forma manual pelo próprio usuário com o uso de dispositivos apontadores na imagem, utilizando-se a mesma curva inicial para todos os métodos.

Um exemplo da segmentação de um especialista é apresentado na Figura 2(a) e são mostrados exemplos de segmentação pelos MCAs: tradicional, balão, GVF, genético nas Figuras 2(b), 2(c), 2(d) e 2(e), respectivamente.



**Figura 4 - Exemplo de segmentação: (a) por um especialista ou contorno ouro, (b) por MCA tradicional, (c) por MCA balão, (d) por MCA GVF e (e) por MCA genético.**



**Figura 5 – Tela da testes de segmentação e análise**

Os valores de parâmetros são obtidos de modo empírico para todas as formulações de MCA e estes valores são normalizados entre 0 e 1. Para o MCA tradicional tem-se  $\alpha = 0,3$ ,  $\beta = 0,3$  e  $\theta = 1$ .

Para o MCA balão, cujos parâmetros são  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\theta$ , tem-se  $\alpha = 0,3$ , para  $\beta = 0,6$  e  $\theta = 1$ .

Para o MCA GVF cujos parâmetros são  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\theta$  são usados os valores  $\alpha = 0$ ,  $\beta = 0$  e  $\theta = 1$ , porém, além da configuração dos parâmetros, devem-se definir  $\mu$  e o número de interações para obtenção do gradiente GVF, cujos valores são  $\mu = 0,1$  e 100, respectivamente.

Para o MCA genético com parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta$ , e  $\theta$ , usam-se os mesmos valores do MCA tradicional, porém, além do ajuste destes pesos tem-se a configuração de quantidade de genes por cromossomo, tamanho da população, e número de gerações. O tamanho da população juntamente com o número de genes por indivíduos e gerações são fixados em 40, 6 e 20, respectivamente.

A análise quantitativa é baseada na razão entre o valor das áreas obtidas das regiões segmentadas pelo especialista médico, padrão ouro, e pelos MCAs: tradicional, balão, GVF e genético. O cálculo da área é realizado considerando-se a quantidade de *pixels* da região segmentada.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados obtidos da análise comparativa entre os MCAs estão dispostos na Tabela (1), que por motivos de otimização de espaço foram postos somente alguns resultados, cujo valor resultante, indica o percentual de coerência existente entre as áreas segmentadas, pelos MCAs e pelo médico especialista.

**Tabela 1 – Tabela de valores de coerência entre as áreas do contorno ouro e MCAs**

Imagem	Tradicional	Balão	GVF	Genético
1	74%	81%	95%	77%
2	85%	84%	96%	80%
3	70%	69%	95%	90%
4	90%	85%	95%	68%
5	83%	88%	95%	80%
6	73%	76%	90%	63%
7	79%	80%	94%	76%
8	81%	84%	93%	77%
9	87%	81%	94%	84%
Média	80%	80%	94%	77%

Pelos resultados encontrados, pode-se observar que o MCA *GVF* apresenta uma maior coerência com a área do contorno ouro, obtendo uma média de 95% de coerência entre as imagens testadas. Isto ocorre porque este algoritmo completa as bordas falhadas com linhas imaginárias, permitindo assim uma melhor segmentação.

## CONCLUSÕES E CONTRIBUIÇÕES

Neste trabalho é realizada uma análise comparativa dos MCAs: tradicional, balão, *GVF* e genético empregados na segmentação do ventrículo esquerdo em imagens de ecocardiograma com relação a segmentação padrão ouro, realizada pelo médico especialista.

De acordo com os resultados encontrados para as imagens utilizadas é possível concluir que o MCA *GVF* (94%) possui a segmentação mais efetiva, seguido pelos MCAs balão (80%), tradicional (79%) e genético (76%).

Sendo assim, o método *MCA GVF* possui forte indicação para ser aplicado em imagens de ecocardiograma para segmentar o ventrículo esquerdo e quantificar sua área interna.

A principal contribuição deste trabalho está na implementação e análise comparativa dos MCAs, notadamente incluindo-se o padrão ouro traçado por um especialista. Estes aspectos não são comumente encontrados na literatura, produzindo-se resultados sem caracterização para tal.

Como trabalhos futuros pretendem-se realizar testes com um número maior de imagens, além de comparar com outro MCA baseado na transformada *wavelet*.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. REIS, M. D. C. Detecção semi automática da borda do ventrículo esquerdo. Dissertação Universidade de Brasília, 2007.
2. KASS, M.; WITKIN, A.; TERZOPULOS, D. Snakes/ Active contours models. International Journal On computed Vision, 1987.
3. XU, C.; PRINCE, J. L. Snakes, shapes, and gradient vector flow. IEEE Transactions on Image Processing, v. 7, n. 3, p. 359 - 369, Mar. 1998.
4. COHEM, L. On active contours models and balloons. CVGIV: Image Understanding, v. 53, p. 211 -218, 2001.
5. BALLERINNI, L. Genetic snakes for medical image segmentation. Mathematical modeling and estimation techniques in computer vision, 1998, 284 – 295.
6. GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. Digital Image Processing. 3rd. ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2008.
7. DAVIS, L. Handbook of G.A, van nostrand reinhold , New York- USA 1991.