

Segmentação de Imagens de Ultra-sonografia Intracoronária

Jorge Patrão, Pedro Fernandes, Augusto Silva

Resumo - Neste artigo é abordada a segmentação de imagens obtidas por ultra-sonografia intracoronária. São descritos dois métodos de segmentação: Crescimento de Região e Contornos Activos ou *Snakes*, sendo dado especial relevo ao último dadas as suas potencialidades para a identificação das 3 principais estruturas das artérias coronárias: lúmen e lâminas interna e externa.

Abstract - This paper presents two methods to perform an automatic identification of the three major structures of the coronary artery - lumen, internal and external laminae - in images obtained by intracoronary ultrasound: Region Growing and Active Contours or *Snakes*, with special relevance to the later.

I. INTRODUÇÃO

A. A ultra-sonografia intracoronária

A ultra-sonografia intracoronária é uma técnica de imagem médica, invasiva, utilizada em diagnóstico e/ou intervenção para tratamento de doença coronária [1]. O procedimento invasivo consiste na introdução de um cateter na artéria femoral esquerda e na condução, efectuada pelo cardiologista de intervenção, através das maiores artérias que constituem a árvore coronária.

Na ponta do cateter existe um cristal piezoeléctrico, que converte a energia eléctrica num feixe acústico com uma frequência típica de 30MHz. Este feixe é reflectido pelas diferentes estruturas da artéria, sendo os ecos assim obtidos processados electronicamente de

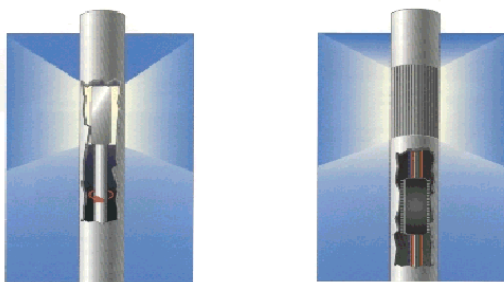


Fig. 1 - Cateteres: de elemento único e de array de elementos.

forma a gerar uma imagem seccional da artéria.

Na figura 2 apresenta-se uma imagem típica de ultra-sonografia intracoronária.



Fig. 2 - Aspecto típico de uma imagem obtida por ultra-sonografia intracoronária.

B. Morfologia da artéria coronária

A figura 3, mostra, de forma esquemática, a anatomia por corte seccional de uma artéria coronária doente. Nos adultos, as paredes das artérias coronárias normais (porção superior da mesma figura) têm a camada íntima - limitada pela lâmina elástica interna - bastante fina

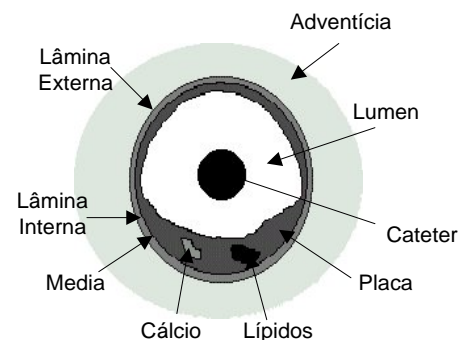


Fig. 3 - Anatomia seccional esquemática de um vaso doente

Em situações de arteroesclerose, verifica-se, um crescimento excessivo e frequentemente excêntrico da placa.

A *media* está localizada entre as lâmina elásticas interna e externa e tem uma espessura quase constante, tipicamente entre 0.1 e 0.3 mm. No exterior da lâmina elástica externa existe um tecido fibroso e gorduroso, a *adventícia*. Com a progressão da arterosclerose (porção inferior da figura 4), as células da íntima proliferam, acumulam-se lípidos e colesterol, ocorre fibrose e as paredes do vaso engrossam. À medida que a placa da íntima engrossa, a *media* pode estreitar e a lâmina interna pode romper. O volume excêntrico da placa aumenta a espessura total da parede distendendo-a localmente de forma a que o diâmetro do *lumen* se mantenha (remodelação da parede arterial). Se a placa continuar a aumentar, o *lumen* é comprometido, a placa pode tornar-se mais concêntrica, surgem áreas focais de calcificação, de lípidos extracelulares ou depósitos de colesterol.

As imagens obtidas por ultra-sonografia intracoronária contêm sinais de grande amplitude reflectidos na interface entre estruturas com impedâncias acústicas diferentes, juntamente com sinais de baixa amplitude ou sinais difusos com origem em regiões de propriedades acústicas quase uniformes. O *lumen* é tipicamente uma região escura sem eco, adjacente à imagem do cateter (círculo preto). A interface *lumen-íntima* constitui uma má união, de grande impedância acústica, produzindo reflexos diferentes. A lâmina elástica interna e a externa têm entre elas a *media*, e produzem uma má união de impedância acústica. Estas camadas dão origem, tipicamente, a um modelo de duplo eco, com um padrão de 3 circunferências paralelas: brilhante - escuro - brilhante. As respostas de eco denso são das interfaces das lâminas fibro-elásticas interna e externa e da camada da *media* homogénea sem eco. A *adventícia* demarca a parede exterior da artéria com aumentos abruptos da densidade do eco [2].

Com a doença da artéria coronária, a espessura da íntima aumenta e esta identifica-se como a região ecogénica entre a interface do *lumen* e a da *media*. A aparência ultra-sonográfica de placas com arterosclerose depende da sua composição. As lesões fibromusculares aparecem como ecos de intensidade intermédia ligadas à íntima. Lesões fibrosas graves aparecem como ecos brilhantes, tal como os depósitos de cálcio. Os depósitos de lípidos formam uma região com pouco eco [2].

A análise de imagens de ultra-sonografia intracoronária pode ser complicada por padrões de eco focais ou radiais gerados por mudanças locais na densidade da placa. Por exemplo, regiões de intensidade de sinal substancialmente atenuada podem ser causadas por placas de fibra ou depósitos de cálcio, que produzem sombras acústicas [2].

II. SEGMENTAÇÃO

A segmentação de imagem pode definir-se como um processo computacional de baixo nível que consiste em dividir a imagem em regiões com significado, que, se espera, correspondam a unidades estruturais na cena; ou a objectos de interesse [3].

A. Crescimento de Região

Esta forma de segmentação permite identificar claramente um objecto na imagem. A partir de um pixel da imagem (ponto semente), analisam-se todos os seus vizinhos, em todas as direcções. Enquanto estes pixels tiverem propriedades (por exemplo nível de cinzento, textura, cor, etc.) aproximadamente iguais às do ponto semente, são considerados como pertencendo ao objecto. Quando não houver mais pixels para anexar, o objecto está identificado e o resultado é, normalmente, uma imagem binária, com o objecto segmentado a negro sobre um fundo branco (ou vice-versa).

Os problemas mais frequentes são as escolhas do ponto semente que represente devidamente a região de interesse e das propriedades dos pontos a anexar durante o processo de crescimento da região. Outra dificuldade bastante comum é a conectividade entre regiões da imagem com as mesmas propriedades: se o objecto a segmentar for atravessado por uma área de propriedades distintas das suas, o crescimento de região conduz à segmentação de apenas uma parte do objecto.

Dependendo do problema a resolver, podem ser escolhidos um ou vários pontos semente.

A aplicação desta técnica a imagens obtidas por ultra-sonografia intracoronária para identificar o *lumen* leva a resultados positivos. Não é, no entanto, uma técnica em expansão, já que é potencialmente lenta, envolvendo a análise de uma parte de uma imagem pixel a pixel. Para além disto a identificação de outras estruturas que não o *lumen* é bastante difícil de conseguir.

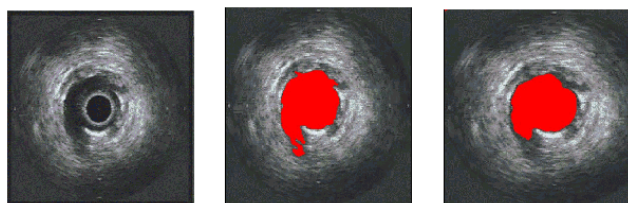


Fig. 4 - Detecção do lúmen por crescimento de região.

B. Algoritmo Snake

Os contornos activos, ou *Snakes*, foram introduzidos por Kass, Witkin e Terzopoulos em 1987 [4, 5]. O desenvolvimento deste método foi motivado pela fragilidade dos algoritmos de segmentação até então utilizados, e têm um campo de aplicação bastante alargado:

- Detecção de linhas e arestas;
- Detecção de contornos de difícil discriminação;
- Análise de movimento em imagens sequenciais;
- Análise de correspondências em imagens estéreo.

É um método eficiente e eficaz, que leva a bons resultados finais, desde que se introduzam os dados apropriados ao seu bom funcionamento.

O algoritmo *Snake*, por nós implementado, baseia-se na teoria dos contornos activos, e foi desenvolvido com o objectivo de identificar as três principais estruturas das artérias coronárias – *lumen*, *lâminas interna e externa* – com o mínimo de intervenção por parte do utilizador.

III. ENERGIAS E FORÇAS

Numa definição qualitativa e genérica, pode entender-se por contorno activo, uma curva adaptativa resultando dum processo de minimização de energia definida por critérios intrínsecos ao próprio contorno e/ou à imagem que se pretende analisar. A minimização de energia equivale a um processo de balanceamento de forças sendo estas definidas e parametrizadas de acordo com o objectivo específico da segmentação. As forças mais comuns a que uma *snake* está sujeita são:

- Força elástica;
- Força de flexão;
- Força da imagem;
- Força de enchimento.

O contorno é normalmente definido por um conjunto relativamente pequeno de pontos de controlo ligados entre si por rectas. Esta aproximação deve-se a razões computacionais, pois o menor número de pontos a ter em conta possibilita um processamento mais rápido. Do outro lado da balança está a precisão do contorno identificado.

A partir de uma posição inicial grosseira, o contorno evolui com o objectivo de minimizar a sua energia. Quando as forças que sobre ele actuam se anulam, o deslocamento cessa. A posição final do contorno corresponde a um mínimo local da sua função energética:

$$E_{contorno}(v) = E_{interna}(v) + E_{externa}(v) \quad (1)$$

A energia interna depende das propriedades intrínsecas do contorno, como a sua elasticidade e rigidez. A energia externa depende da estrutura da imagem e de limitações impostas pelo utilizador [6].

A. Energia Interna do Contorno

Depende das propriedades mecânicas do contorno, nomeadamente a elasticidade e rigidez. Este termo resulta, assim, da soma de duas componentes: energia elástica e energia de flexão.

$$E_{interna}(v) = E_{flex}(v) + E_{elast}(v) \quad (2)$$

A energia de flexão define a resistência do contorno à curvatura e a energia elástica define a resistência do contorno ao alongamento.

A.1. Energia Elástica

Para que os pontos do contorno não se afastem demasiado dos pontos vizinhos, a componente elástica da sua energia deve ser proporcional ao afastamento entre pontos contíguos. Uma forma adequada para o fazer é definir a função energética do contorno como sendo proporcional à soma dos quadrados das distâncias entre pontos adjacentes.

Se Ω for o domínio de integração da variável s que parametriza o contorno, a função E_{elast} , é, então, definida formalmente como:

$$E_{elast}(v) = \int_{\Omega} w_1(s) \|v'(s)\|^2 ds \quad (3)$$

ou, numa versão discretizada:

$$E_{elast}(v) = \sum_{i=1}^n w_1(i) \|v(i+1) - v(i)\|^2 \quad (4)$$

em que n é o número de pontos do contorno e $w_1(i)$ o parâmetro que quantifica a elasticidade do contorno no ponto i . A distância entre pontos de controlo contíguos é dada em primeira instância pela norma euclidiana

$$\|v(i+1) - v(i)\| = \sqrt{(x(i+1) - x(i))^2 + (y(i+1) - y(i))^2}$$

Para diminuir o número de operações a realizar e, consequentemente, o tempo de processamento, pode adoptar-se a norma

$$\|v(i+1) - v(i)\| = |x(i) - x(i+1)| + |y(i) - y(i+1)|$$

Para se calcular a força elástica diferencia-se a equação (3) segundo as direcções XX e YY , obtendo-se, para o i -ésimo ponto,

$$\begin{aligned} F_{elast}(x_i) &= 2w_1(i)((x_{i-1} - x_i) + (x_{i+1} - x_i)) \\ F_{elast}(y_i) &= 2w_1(i)((y_{i-1} - y_i) + (y_{i+1} - y_i)) \end{aligned} \quad (5)$$

Uma força elástica assim definida, quando aplicada a todos os pontos de controlo do contorno, contrai-o.

Quanto maior for $w_1(i)$, mais rápida é a suavização e contracção do contorno. No limite, o contorno reduz-se a um único ponto.

A.2. Energia de Flexão

Se sobre o contorno actuar apenas a força elástica, este contrai-se até se reduzir a um único ponto. É por isso necessário definir um outro tipo de energia interna – a energia de flexão – destinada a limitar a curvatura do contorno.

A energia de flexão é definida, de forma aproximada, a partir de uma função energética proporcional à segunda derivada espacial da posição do contorno:

$$E_{flex}(v) = \int_{\Omega} w_2(s) \|v''(s)\|^2 ds \quad (6)$$

ou, discretizando esta equação recorrendo a diferenças finitas de segunda ordem

$$E_{flex}(v) = \sum_{i=1}^n w_2(i) \|v(i+2) - 2v(i+1) + v(i)\|^2 \quad (7)$$

Quanto maior forem os ângulos definidos pelos vizinhos mais próximos de um ponto de controlo maior será a curvatura do contorno nesse ponto e, consequentemente, maior será a energia de flexão.

B. Energia Externa do contorno

Com as duas forças apresentadas até agora, o contorno é inútil: seja qual for a imagem, a forma final do contorno será sempre a mesma. É preciso definir outras funções energéticas que actuem sobre o contorno, consoante as características da imagem – é este o papel da energia externa.

A energia externa é dada em termos de M potenciais definidos pelas características locais da imagem, cada um com o seu peso:

$$E_{ext}(v) = \int_{\Omega} \sum_{i=1}^M k_i P_i(v(s)) ds \quad (8)$$

A força correspondente a cada potencial é definida como:

$$F_i(v) = -\nabla P_i(v(s)) \quad i = 1 \dots M \quad (9)$$

As forças externas podem ser agrupadas em quatro classes distintas:

- Força da intensidade da imagem;
- Força do gradiente da imagem;
- Força do detector de arestas;
- Força de enchimento do contorno;

B.1. Força da intensidade da Imagem

A função de energia da intensidade da imagem pode ser definida como sendo a soma dos valores dos pixels pertencentes ao contorno:

$$E_{int}(v) = \pm \int_{\Omega} f(v(s)) ds \quad (10)$$

consoante seja pretendido atrair a *snake* para contornos que correspondam a zonas mais escuras ou claras da imagem (sinal positivo ou negativo, respectivamente). A notação $f(v(s))$ designa o brilho da imagem no ponto $v(s)$.

Para se poder controlar a importância desta energia relativamente às outras, introduz-se um termo adicional K_{int} , de forma a que numa versão discretizada

$$E_{int}(v) = \pm k_{int} \sum_{i=1}^n f(v(i)) \quad (11)$$

O potencial da imagem em cada ponto é a respectiva intensidade. A força gerada por este potencial em cada ponto do contorno é dada pelo gradiente da imagem no referido ponto

$$F_{int}(v(i)) = -\nabla f(v(i)) \quad (12)$$

Esta força pode ser discretizada e calculada recorrendo a uma máscara de cálculo do gradiente, como foi visto atrás.

A forma como é calculado o gradiente influencia muito o desempenho do processo de segmentação: se estabelecermos para o efeito uma vizinhança de um *pixel* a *snake* fica fortemente dependente das características locais da imagem e do ruído. Para limitar esta dependência e possibilitar à *snake* encontrar as características desejadas na imagem, mesmo que estas não se encontrem próximas dos seus pontos de controlo iniciais, utilizam-se outras formas de cálculo do gradiente. Outra estratégia passa por suavizar previamente a imagem ou considerar uma maior vizinhança dos pontos de controlo.

B.2. Força do Gradiente de Imagem

Há interesse em ter uma energia que seja simétrica do valor absoluto do gradiente da imagem uma vez que os contornos do objecto que se quer identificar

correspondem a altos valores do gradiente. Uma forma de representar essa energia pode ser a seguinte:

$$E_{grad}(v) = -\int_{\Omega} |\nabla f(v(s))| ds \quad (13)$$

tendo para a força do gradiente num ponto específico a expressão:

$$F_{grad}(v(i)) = |\nabla^2 f(v(i))| \quad (14)$$

Para que cada ponto da *snake* possa ser influenciado por componentes estruturais de maior dimensão é conveniente espalhar o efeito das forças da imagem a regiões adjacentes. Para o efeito deve previamente *suavizar-se* a imagem com um núcleo gaussiano de dimensão J de tal forma que

$$F_{grad}(v(i)) = |\nabla^2(G(J) \otimes f(v(i)))| \quad (15)$$

A suavização dispersa as forças do gradiente da imagem. Quanto maior for a suavização, maior será a dispersão das forças do gradiente, mas menor será a precisão da detecção das zonas que correspondem aos máximos da função gradiente.

A força do gradiente atrai o contorno para as regiões da imagem onde se verificam maiores variações do brilho dos *pixels* que, pressupostamente, correspondem às arestas dos objectos.

B.3. Força do detector de arestas

É possível combinar a detecção de arestas com contornos activos, melhorando assim a qualidade do resultado final.

Esta associação é feita definindo uma força externa a partir de um mapa de arestas obtido através de um detector de arestas.

Partindo da imagem de arestas, são eliminadas as arestas mais fracas, e as forças das restantes normalizadas para o intervalo $[0,1]$. A imagem assim obtida tem um potencial elevado nos pontos correspondentes às arestas e reduzido nos restantes, dado por:

$$P_{edge}(v(s)) = |f_{edge}(v(s))| \quad (16)$$

Esta imagem é também convoluída com um núcleo gaussiano de forma a dispersar o potencial, e só então é calculado o gradiente que define a força do detector de arestas:

$$F_{edge}(v(s)) = |\nabla(G(J) \otimes f_{edge}(v(s)))| \quad (17)$$

A resolução do detector de arestas pode ser alterada, o que permite utilizar a força do detector para controlar o tipo de contorno a detectar: contorno forte (baixa resolução) ou fraco (alta resolução). Variando a

dimensão do núcleo gaussiano é possível alterar o compromisso precisão – dispersão das forças. Estas *puxam* o contorno para as regiões onde se encontram as arestas.

B.4. Força de Enchimento do Contorno

As forças do gradiente e do detector de arestas são forças localizadas, isto é, só apresentam valores elevados próximo das regiões que correspondem a contornos de objectos. Por esta razão, se os pontos iniciais de um contorno activo se situarem longe daquelas regiões, este será atraído por um arco reduzido do contorno a detectar, contraindo-se de seguida devido à acção das suas forças internas. Esta situação é de todo indesejável já que conduz a resultados claramente errados.

A dispersão das forças permite melhorar os resultados mas, não só não é sempre eficaz como pode levar a resultados finais pouco precisos.

A solução para o problema consiste em definir uma força de enchimento que dá ao contorno o comportamento típico de um balão quando insuflado. O enchimento do balão só é travado quando este encontrar forças da imagem de intensidade superior à força de enchimento.

Esta solução apresenta importantes proveitos. O contorno é menos sensível às condições iniciais, às características locais da imagem, ao ruído e é possível conseguir bons resultados definindo contornos iniciais mais simples e mais distantes da solução pretendida.

A força de enchimento é definida, em cada ponto do contorno, como um vector perpendicular \mathbf{n} , ao próprio contorno. O seu coeficiente k_{fill} , determina a intensidade da força.

$$F_{fill} = k_{fill} \mathbf{n}(v(s)) \quad (18)$$

A constante k_{fill} , é positiva ou negativa conforme a inicialização do contorno seja feita dentro ou fora do contorno a detectar.

C. Solução Numérica

Conhecidas todas as forças externas que susceptíveis de condicionar o contorno a energia total á dada por

$$E(v) = E_{int}(v) + E_{ext}(v) \\ = \int_{\Omega} (w_1(s) \|v'(s)\|^2 + w_2(s) \|v''(s)\|^2 + P_{ext}(v(s))) ds \quad (19)$$

Se os coeficientes de elasticidade e rigidez $w_1(s), w_2(s)$, forem constantes ao longo de todo o contorno, a equação (discretizada) da energia interna do reduz-se a:

$$E_{int}(v) = w_1 \sum_{i=1}^n \|v(i) - v(i-1)\|^2 + w_2 \sum_{i=1}^n \|v(i) - v(i-1)\|^2 \quad (20)$$

Como já se referiu, a evolução do contorno depende do processo de minimização de energia. Para minimizar a função energética total, um contorno $v(s)$ tem que ser um mínimo local da função $E(v)$, satisfazendo uma equação de Euler-Lagrange:

$$-\frac{w_1 \partial(v(s))}{\partial s} + \frac{w_2 \partial^2(v(s))}{\partial s^2} + \nabla P_{ext}(v) = 0 \quad (21)$$

A formulação da equação anterior equivale a afirmar que o contorno está em equilíbrio: a força total aplicada ao contorno é nula.

Discretizando no espaço a equação atrás referida, obtêm-se equações de Euler que podem ser apresentadas na forma matricial:

$$A.V = F_{ext} \quad (22)$$

em que A é uma matriz simétrica.

Para obter um contorno fechado será necessário alterar a equação anterior impondo um conjunto de condições fronteira. Como um ponto é determinado unicamente a partir dos seus quatro pontos vizinhos mais próximos, as condições de fronteira a aplicar, para garantir um contorno fechado, serão as seguintes:

$$\begin{aligned} v(-1) &= v(n-1) \\ v(0) &= v(n) \\ v(n+1) &= v(1) \\ v(n+2) &= v(2) \end{aligned} \quad (23)$$

Na prática, é mais fácil trabalhar com forças do que com energias. Assim, e para cada ponto de controlo do contorno, é calculada a força resultante, e o ponto move-se de acordo com a direcção e intensidade dessa força.

IV. IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO

O desenvolvimento de um algoritmo de segmentação de imagens baseado no método dos contornos activos foi motivado pela necessidade de uma metodologia que conduzisse de forma eficiente a resultados fiáveis. A rapidez é um ponto crucial, por exemplo, num contexto em se pretende uma reconstrução tridimensional dum segmento de artéria coronária a partir de um número muito elevado de imagens obtidas por ultra-sonografia intracoronária.

A. Forças utilizadas

A.1. Força Elástica

A força elástica actua sobre os pontos de controlo do contorno de forma a que cada ponto é puxado pelos seus 2 vizinhos mais próximos. Como se pretende demonstrar na figura 5, o contorno apresenta assim um comportamento semelhante ao de um elástico – tende a arredondar-se:

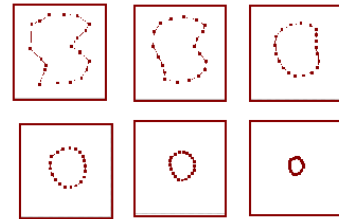


Fig. 5– Evolução de um contorno sujeito apenas à Força Elástica

A.2. Força de enchimento

Esta força actua sobre os pontos do contorno empurrando-os para fora, funcionando o contorno como um balão a ser enchido. Esta força costuma definir-se como sendo *perpendicular* à superfície do contorno em cada ponto de controlo, apontando para fora:

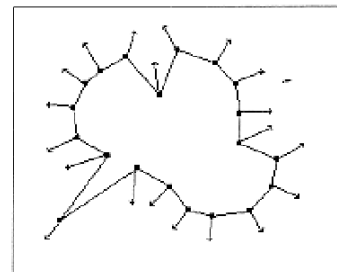


Fig. 6- Direcção da Força de Enchimento em cada ponto de controlo

No entanto, e porque achar a direcção perpendicular ao contorno é uma tarefa morosa e que exige muitos cálculos, optamos por calcular a direcção da força de um modo diferente, mas muito mais simples: a força de enchimento num dado ponto de controlo tem a direcção da recta que une esse ponto ao ponto médio do contorno. Esta aproximação revelou-se válida.

O ponto médio do contorno corresponde ao seu centro de massa, dado por:

$$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad y_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (24)$$

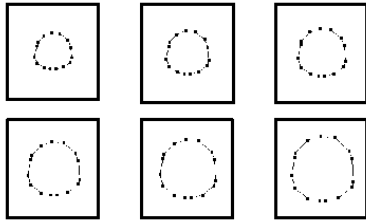


Fig. 7: Movimentação de um contorno sujeito apenas à Força de Enchimento

A.3. Força da Intensidade da Imagem

A força da intensidade da imagem actua sobre o contorno, deslocando-o para as zonas mais claras ou mais escuras da imagem, de acordo com o pretendido pelo utilizador. No exemplo seguinte, o contorno desloca-se para as zonas claras.

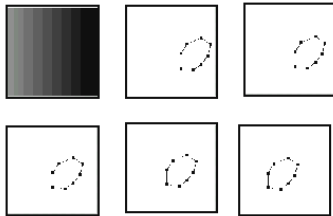


Fig. 8- Movimentação de um contorno sujeito à força da intensidade da imagem

Do mesmo modo que se desloca o contorno para as zonas claras, é possível deslocá-lo para as zonas escuras.

A.4. Força do Gradiente da imagem

O papel da força do gradiente é atrair o contorno para as zonas da imagem onde existem maiores variações no nível de cinzento dos pixels. O gradiente da imagem é calculado aplicando uma máscara de Sobel. A força do gradiente num dado ponto do contorno é o gradiente da

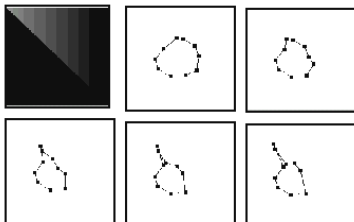


imagem nesse mesmo ponto.

Fig. 9 - Movimentação de um contorno sujeito apenas à Força do Gradiente da Imagem

Há, no entanto, o problema de estabelecer a vizinhança adequada para o cálculo do gradiente. Se a vizinhança for pequena, o gradiente depende quase exclusivamente das características locais da imagem. Se a vizinhança for demasiado grande, a força do gradiente depende apenas das características globais da imagem, não sendo afectada por pequenos detalhes, muitas vezes de grande importância.

Nas imagens da figura 9, é visível o efeito da utilização de uma vizinhança pequena: o contorno deveria ser atraído em direcção ao triângulo a negro, mas acontece que, como a vizinhança é demasiado pequena, o contorno não "repara" na existência da transição brusca. Os pontos sobre o referido triângulo não se movem: a região é homogénea e o gradiente da imagem nulo.

B. Critério de paragem

Em situações de simulação é relativamente fácil sintetizar imagens, livres de ruído, em que é possível identificar claramente uma situação de equilíbrio de forças aplicadas sobre um determinado contorno

O que acontece na prática é que as forças que actuam sobre o contorno muito raramente se anulam, e este nunca atinge uma situação de repouso sujeito apenas a estas forças. É por esta razão que surge a noção de *potencial* da imagem como critério de paragem do algoritmo de detecção. Quando o potencial de um dado ponto do contorno for superior a um determinado limiar, esse ponto não se mexe mais uma vez que, pressupostamente, terá alcançado uma componente estrutural do vaso sanguíneo ou uma acumulação de cálcio ou lípidos.

C. Potencial da Imagem

O detector utilizado implementa o algoritmo de Canny [7], visando uma detecção óptima de arestas.

Canny propôs uma nova forma de detecção de arestas, que é óptima para arestas corrompidas por ruído branco. O desempenho óptimo está relacionado com 3 critérios:

- O critério de **detecção** expressa o facto de que arestas importantes não devem ser omitidas e não pode haver respostas falsas;
- O critério de **localização** diz que a distância entre as posições actual e localizada da aresta deve ser mínima;
- O critério de **resposta única** minimiza respostas múltiplas a uma simples aresta. Este critério resolve o problema de arestas corrompidas por ruído.

Este detector utiliza filtragem linear com um núcleo gaussiano para suavizar o ruído. A seguir, calcula a força e a direcção da aresta para cada pixel da imagem suavizada. Para tal, diferencia-se a imagem em duas direcções ortogonais e calcula-se a magnitude do gradiente. A direcção do gradiente é calculada usando o arcotangente da razão das derivadas.

Após este processo, os pixels candidatos a aresta são os que sobrevivem a um processo de *thinning* denominado *supressão de não-máximos*. Neste processo, a força de aresta de cada pixel candidato é nula se a sua força de aresta não for maior que a força de aresta dos dois pixels adjacentes na direcção do gradiente.

O passo seguinte é efectuar limiarização sobre a imagem resultante da supressão de não-máximos usando histerese: são utilizados 2 limiares de força da aresta distintos. Todos os pixels candidatos a aresta com força superior ao limiar máximo são considerados pixels da aresta; os pixels cuja força seja inferior ao limiar mínimo são considerados como não pertencendo à aresta. Todos os pixels candidatos com força superior ao limiar mínimo que possam ser conectados a qualquer pixel candidato com força superior ao limiar máximo através de uma cadeia de pixels de aresta são considerados como sendo pixels da aresta.

Há 3 parâmetros especificados pelo utilizador: os 2 limiares extremos e σ , o desvio padrão do filtro gaussiano. O limiar máximo é uma fracção da magnitude do gradiente e o limiar mínimo é uma fracção do valor calculado para o limiar máximo.

Seja G um filtro Gaussiano 2D, simétrico e assumindo que queremos convoluir a imagem com um operador G_n , que é a 1ª derivada de G na direcção \mathbf{n} :

$$G_n = \frac{\partial G}{\partial \mathbf{n}} = \langle \mathbf{n}, \nabla G \rangle \quad (25)$$

A direcção \mathbf{n} é perpendicular à aresta. Embora esta direcção não seja conhecida *a priori* pode ser utilizada uma estimativa precisa baseada na direcção do gradiente da imagem suavizada. Se g for a imagem, \mathbf{n} pode ser estimada como:

$$\mathbf{n} = \frac{\nabla(G * g)}{|\nabla(G * g)|} \quad (26)$$

A aresta localiza-se no máximo local de $(G_n * g)$ na direcção \mathbf{n} :

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{n}} G_n * g = 0 \quad (27)$$

Substituindo na equação (27) G_n da equação (26), vem

$$\frac{\partial^2}{\partial \mathbf{n}^2} G * g = 0 \quad (28)$$

Esta equação permite encontrar o máximo local na direcção perpendicular à aresta. Como a convolução e a derivação são operações associativas, podemos começar

por convoluir a imagem g com um filtro gaussiano simétrico G e calcular a 2ª derivada direcional usando uma estimativa da direcção \mathbf{n} de acordo com a equação (25). A força da aresta é dada por:

$$|G_n * g| = |\nabla(G * g)| \quad (29)$$

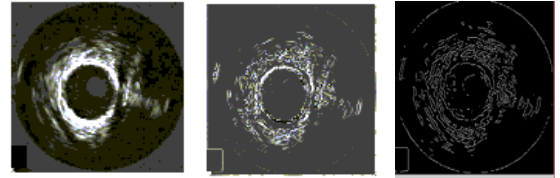


Fig. - 10 Aplicação do detector de Canny a imagens ICUS

A operação de *thinning* (supressão dos pixels não-máximos) é morosa e não apresenta quaisquer vantagens, pelo que não é efectuada. No seu lugar, efectuamos uma limiarização simples de modo a eliminar as arestas fracas. Os pixels com valor superior ao limiar são colocados a **1** (aresta forte), os restantes a **0** (aresta fraca).

O potencial de um dado ponto do contorno é, então, definido como sendo a soma dos valores dos seus p pixels vizinhos. Se o potencial for superior a um certo limiar, o ponto não se mexe mais indicando que encontrou uma estrutura do vaso. Tanto a vizinhança como o limiar são definidos pelo utilizador, permitindo escolher entre a detecção de arestas fracas com limiar e vizinhança reduzida ou arestas fortes com um limiar mais elevado e/ou uma vizinhança mais alargada.

V. RESULTADOS

Nas figuras que se seguem apresentam-se os principais resultados obtidos com esta metodologia de segmentação. Na figura 11 pode observar-se que o *lumen* está correctamente detectado nas 3 imagens, mas o mesmo não acontece com as lâminas interna e externa.

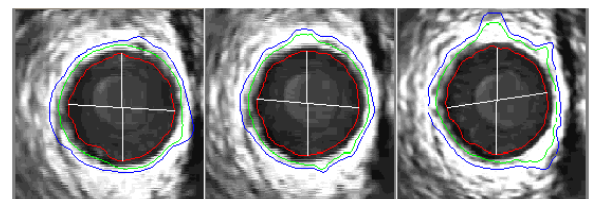


Fig. 11- Exemplo de detecção das estruturas de uma artéria recorrendo ao algoritmo *Snakes* (vaso saudável)

Nas imagens da figura 12, é possível ver como os artefactos presentes na imagem afectam a detecção do *lumen* e das lâminas: um dos pontos da grelha de calibração (apontado pela seta) é interpretado pela *snake* como uma aresta forte. A elipse a branco realça a má detecção das lâminas interna e externa.

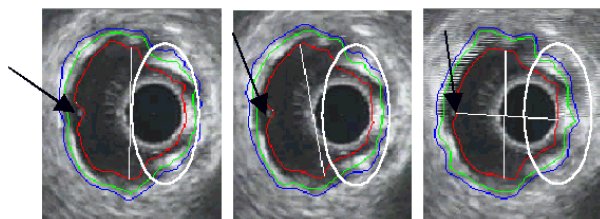


Fig. 12- Aplicação do mesmo método a imagens seccionais de um vaso doente, e já sujeito a uma prótese

VI. CONCLUSÃO

Duma forma geral podemos dizer que o método dos contornos activos ou *snakes* conduz a resultados bastante bons na detecção do *lumen*. No entanto, o método de detecção das outras duas estruturas, lâminas interna e externa, deve ser refinado, já que os resultados obtidos, sendo satisfatórios, podem (e devem) ser melhores. A introdução de conhecimento prévio no algoritmo de detecção é susceptível de introduzir melhorias significativas na discriminação das lâminas interna e externa [8]. Num contexto de visualização 3D, em que previamente é necessário segmentar uma sucessão contígua de imagens seccionais, é legítimo impôr restrições de distância ao nível morfológico entre contornos longitudinalmente próximos.

REFERÊNCIAS

- [1] P. Yock, P. Fitzgerald, and R. Popp, "Intravascular Ultrasound," in *Scientific American - Science & Medicine*, vol. 2, 1995, pp. 68 - 77.
- [2] N. G. Uren, "An Introduction to Intravascular Ultrasound," Cordis - Johnson and Johnson 1996.
- [3] J. C. Russ, *The Image Processing Handbook*, 2 ed: CRC/IEEE press, 1995.
- [4] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopolous, "Snakes: Active contour models," presented at Proceedings of International Conf. on Computer Vision, Londres, 1987.
- [5] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopolous, "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp. 321 - 333, 1988.
- [6] L. Reis, "Sistema Integrado de Detecção e Seguimento de Contornos," in *Faculdade de Engenharia*. Porto: Universidade do Porto, 1995, pp. 130.
- [7] J. F. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 679 - 698, 1986.
- [8] M. Sonka, X. Zhang, M. Siebes, M. Bissing, S. C. DeJong, S. M. Collins, and C. R. McKay, "Segmentation of Intravascular Ultrasound Images: A Knowledge-Based Approach," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, pp. 719 - 732, 1995.