Revista Brasileira de Engenharia Biomédica,

v. 19, n. 2, p. 91-101, agosto 2003 © SBEB - Sociedade Brasileira de Engenharia Biomédica ISSN 1517-3151

Artigo Original Recebido em 11/11/2002 e aceito em 02/07/2003

Aplicação de operadores morfológicos na segmentação e determinação do contorno de tumores de mama em imagens por ultra-som

Application of morphological operators on the segmentation and contour detection of ultrasound breast images

André Victor Alvarenga

Doutorando em Engenharia Biomédica Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro – RJ e-mail: victor@peb.ufrj.br

Antonio Fernando Catelli Infantosi

Professor Titular Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro – RJ e-mail: afci@peb.ufrj.br

Carolina Maria de Azevedo

Professora Adjunta UniRio – HUGG – Hospital Universitário Gafrée Guinle Rio de Janeiro - RJ

Wagner Coelho de Albuquerque Pereira

Professor Adjunto Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro – RJ e-mail: wagner@peb.ufrj.br

Resumo

Em pacientes com massas palpáveis, e mamografias nãoconclusivas, o exame da mama através de imagens por ultrasom tem emergido como o mais importante coadjuvante da mamografia. As características morfológicas primárias de tumores da mama em imagens por ultra-som são divididas em: forma, tamanho, contorno, ecotextura, ecogenicidade, reforço ou sombra posterior. Tumores malignos geralmente são infiltrantes e invadem os tecidos adjacentes, gerando, na imagem por ultra-som, um contorno irregular ou indefinido. Logo, analisando o contorno do tumor é possível iniciar uma hipótese diagnóstica indicativa da malignidade. Neste trabalho, o contorno de regiões hipoecóicas em imagens por ultrasom foi determinado usando-se a segmentação baseada em operadores morfológicos. A técnica foi aplicada na determinação do contorno de 22 tumores de mama em imagens por ultra-som. Os resultados obtidos foram comparados com os contornos delineados por radiologistas experientes usandose dois parâmetros: a razão de superposição das áreas definidas pelos contornos e o valor médio quadrático residual normalizado. Para uma razão de superposição de 0,6 cerca de 90% dos contornos dos tumores foram determinados corretamente, valor compatível com a literatura. Porém, testes-t $(\alpha = 0.05)$ demonstraram que o valor médio quadrático residual normalizado é mais sensível a variações no contorno, indicando que este parâmetro é mais adequado para diferenciar contornos regulares de irregulares.

Palavras-chave: Morfologia matemática, Segmentação, Tumores da mama, Ultra-som.

Abstract

Ultrasound breast image has emerged as the most important adjunct to mammography to patients with palpable mass and inconclusive mammograms. The primary morphological ultrasound tumour features are: shape, size, contours, echotexture, echogenicity and sound transmission. Malignant tumours generally infiltrate the surrounding tissue, resulting on an irregular or imprecise contour on the ultrasound image. Thus, from the tumour contour it is possible to establish the first malignant diagnostic hypothesis. In this work, hypoechoic ultrasound regions contours were determined using a semi-automatic contour procedure based on morphological operators. This procedure was applied on 22 breast tumour ultrasound images and compared with radiologist-defined contours using two parameters: overlap ratio and normalised residual mean square value. At an overlap ratio of 0.6, the semi-automatic contour procedure correctly delineated 90% of the tumours. Nevertheless, t-tests ($\alpha = 0.05$) showed the normalised residual mean square value has more sensitivity to contour variations, indicating this parameter is more responsive than overlap ratio to identify contour irregularities.

Keywords: Breast tumors, Mathematical morphology, Segmentation, Ultrasound.

Extended Abstract

Introduction

Breast cancer in Brazil is one of the most important causes of death in human female population. The Brazilian Health Ministry (MS), through The Cancer National Institute (INCa), estimated that 36,090 new breast cancer cases would appear in 2002 (INCa, 2002). The early diagnostics is essential to increase the therapy efficacy, following the MS statement: "... the investment in prevention and early diagnostics bring more social and economical benefits than the treatment of the advanced illness".

Ultrasound breast image has emerged as the most important adjunct to mammography to patients with palpable mass and inconclusive mammograms. Malignant tumours generally infiltrate the surrounding tissue, resulting on an irregular or imprecise contour on the ultrasound image (Chou et al., 2001). Thus, from the tumour contour it is possible to establish the first malignant diagnostic hypothesis.

This work presents a methodology that uses morphologic operators to segment and detect the contour of breast tumour in ultrasound images. Morphologic operators for image processing have been largely presented on literature (Thiran e Macq, 1996; Betal et al., 1997; Zimmer et al., 1999).

Segmentation and Contour Detection

A simulated image (Figure 1a) was normalised by its maximum and the opening by reconstruction (Soille, 1999), with a square (3 x 3 pixels) structuring element (SE), was applied increase contrast among distinct regions (Figure 1b). Then it was also applied a morphological open (line SE with 3 pixels) (Soille, 1999) on the histogram of a reconstructed image to filter irrelevant peaks. Then the watershed operator was used to determine the modal regions of the histograms. Each region was numerically labelled. Using the labels, the modal regions were sorted in crescent order and a new image characterised by a small number of grey levels is achieved (Figure 1c). To enhance the tumour from the image background, a minima imposition operator was applied. To assure that pixels inside the tumour have smaller values than the background, any of them should be indicated as belonging to the tumour. The resulting image shows well-defined regions, as exemplified in Figure 3a, and thus its histogram has also well-defined peaks, with the first ones characterising the tumour region.

In order to proceed the image segmentation, an adequate threshold grey level should be used to identify the tumour. This threshold was established as the maximum of the gradient of the cumulative-area (regions) curve determined from the histogram. It was based on the assumption that this maximum represents the transition between the tumour region and the background. The final segmentation can exhibit some flaws due to false pixel classification. It can be corrected by applying the morphological close operator (SE square 3 x 3 pixels). Finally, the tumour contour was determined using the Laplacian of Gaussian method (Castleman, 1996).

Contour Evaluation Parameters

The SAC performance was assessed by comparison with the radiologist-defined contour using two parameters: overlap ratio (RS) (Horsh et al., 2001) and normalised residual mean square value (nrv) (Infantosi et al., 1998). These parameters were applied on two simulated images with eight (G8) and sixteen (G16) teeth gears, over a random noise pattern. Table 1 indicate that SAC presents best results than radiologists-defined contour, in spite of the parameter.

To assess parameters sensitivity onto the irregularity growth on contour, RS and nrv percentage variation, among G8 and G16 contours, was calculated (Table 2). Results point that nrv parameter is more sensitive than RS at irregularity variations.

Morphologic Operators on Breast Images

Twenty-two breast US images and respective radiological diagnoses from patients of the Brazilian National Cancer Institute (INCa) were selected.

Figure 7 exemplifies the results of applying the semiautomatic contour (SAC) procedure to an US breast image showing a round tumour. Also the contours manually drawn by distinct radiologists are depicted. The result image of applying the SAC to an irregular breast tumour is presented in Figure 8. In both cases the SAC presents more details than radiologists contours.

Performance of Parameters on Breast Tumours Contours The percentage of the twenty-two images at different RS

and nrv values for which the SAC and the radiologistsdefined contours (R1 and R2) agrees is shown in Figure 9. Four paired t-tests ($\alpha = 0.05$) among SAC, R1 and R2 contours are presented at Table 3. Thus, to RS there is no statistically significant difference among the SAC and the radiologists-defined contours. Nevertheless, to nrv, R1 and SAC are statistically different (Table 3). So, R2 was chosen to test the power of nrv to separate tumours with regular and irregular contours.

The percentage of the images at different RS and nrv values to each contour group (regular and irregular) was determined (Figure 10). Nrv parameter presented best results than RS. Two t-tests ($\alpha = 0.05$) were performed to confirm this observation (Table 4).

Discussion and Conclusion

A method, based on morphologic operators, to segment and detect breast tumours contour on ultrasound images was presented and applied to twenty-two breast images containing tumours with regular and irregular contour. The results obtained with the method had been compared with the contours defined by two radiologists (R1 and R2). Two parameters had been used to quantify and to compare the performance of the method in relation with the contours defined for the radiologists. Nrv presented more sensitivity to detect variations on tumour contours.

Introdução

No Brasil, o câncer de mama é uma das principais causas de morte da mulher. O Ministério da Saúde (MS), através do Instituto Nacional do Câncer (INCa), estima 36.090 novos casos de câncer de mama em 2002 (INCa, 2001).

O diagnóstico precoce é imprescindível para aumentar as chances de tratamento. Segundo o MS, "... o investimento nas áreas de prevenção e diagnóstico precoce traz, assim, maior benefício social e econômico do que o custeio do tratamento da doença na fase avançada" (INCa, 1997).

A mamografia é a única técnica diagnóstica que comprovadamente contribui, através de um programa de acompanhamento periódico, para a redução da mortalidade por câncer de mama (Skaane, 1999). Porém, sua precisão depende da composição do parênquima mamário e das características tissulares dos tumores, pois um parênquima mamário denso dificulta a localização de um tumor (Azevedo, 1994). Assim, o exame da mama através de imagens por ultra-som (US) tem emergido como o mais importante coadjuvante da mamografia para pacientes com massas palpáveis e mamografias não-conclusivas (Skaane, 1999).

Tumores malignos geralmente infiltram o tecido adjacente resultando em irregularidades no contorno (Azevedo, 1994). Espiculações, margens anguladas e irregulares presentes em imagens por US são características do contorno que indicam malignidade nos tumores de mama (Chou *et al.*, 2001). Portanto, analisando o contorno de um tumor é possível iniciar uma hipótese diagnóstica que aponte a malignidade.

A segmentação de uma região de interesse é um passo difícil na análise digital de imagens. Em aplicações médicas esta dificuldade se apresenta ainda maior devido às restrições impostas pelo processo de aquisição da imagem, a patologia e variações biológicas (Olabarriaga & Smeulders, 2001). Particularmente em imagens por ultra-som (US), a segmentação é difícultada pela presença de ruído e pela natureza textural deste tipo de imagem. Estas características resultam de fatores como o processamento do sinal para a formação da imagem, a interpolação, as propriedades físicas do tecido, o *speckle* e artefatos (Chen *et al.*, 2001).

Visando estudar quantitativamente o comportamento dos contornos dos tumores de mama, este artigo apresenta um método, baseado em operadores morfológicos (OM), para segmentar e determinar este contorno em imagens por US. Os OMs têm sido utilizados em diferentes tipos de imagens médicas como uma ferramenta poderosa para auxiliar no seu processamento (Thiran e Macq, 1996; Betal *et al.*, 1997; Zimmer *et al.*, 1999).

Operadores morfológicos

A morfologia matemática é o estudo quantificado da forma e estrutura de conjuntos de pontos (no caso de imagens, conjunto de *pixels*), cujo principal objetivo é revelar a estrutura dos objetos formados pelos pontos através da transformação dos conjuntos que os modelam. Isto é realizado através de OMs. A partir desta estreita relação da morfologia matemática com a forma, torna-se natural aplicá-la como técnica de processamento de imagens (Cardoso, 1999).

Nas aplicações mais simples, os OMs utilizam-se apenas da imagem em estudo e de um elemento estruturante (ES). O ES é formado por determinado conjunto de *pixels* e é usado para investigar a imagem durante a aplicação do operador morfológico. Caso o ES coincida com alguma estrutura da imagem, uma determinada transformação é realizada ou não, dependendo do operador aplicado. Logo, a forma e o tamanho do ES devem ser adaptados às propriedades geométricas dos objetos que serão estudados na imagem.

Os operadores utilizados no processamento morfológico de imagem formam uma ampla classe de operadores não-lineares. Porém, todos estes são construídos pela interação de duas operações básicas: a *erosão* e a *dilatação*. A *erosão* da imagem f para um dado *pixel x* é definida como o valor mínimo da imagem em uma janela definida pelo ES B, estando a origem de ES na posição de x (Soille, 1999), ou seja:

$$[\varepsilon_B(f)](x) = \min_{b \in B} f(x+b) \tag{1}$$

onde b é um pixel pertencente ao ES B. Por outro lado, a dilatação é definida como:

$$[\delta_B(f)](x) = \max_{b \in B} f(x+b)$$
(2)

Aplicações alternadas da *dilatação* e da *erosão* levam à formação de duas novas operações denominadas *abertura e fechamento* (Soille, 1999). A *abertura* morfológica da imagem f é definida como a *erosão* da imagem f com ES B, seguida de uma *dilatação* com o ES transposto:

$$\gamma_B(f) = \delta_{B^T}[\varepsilon_B(f)] \tag{3}$$

enquanto que o *fechamento* morfológico é definido através da seqüência *dilatação - erosão* com o ES transposto:

$$\phi_B(f) = \varepsilon_{B^T}[\delta_B(f)] \tag{4}$$

A *abertura* tem um efeito de alisamento do contorno, eliminando pequenas protuberâncias de uma imagem. Em contrapartida, o *fechamento* pode preencher pequenos buracos e lacunas no contorno de uma imagem (Soille, 1999).

Operadores Baseados em Reconstrução

Diferente dos OMs mais simples, os operadores baseados em reconstrução necessitam do uso de uma outra imagem, além da original, para promover suas transformações. Esta outra imagem, conhecida como marca, pode ser a original transformada por um OM ou uma totalmente diferente. A marca sofre uma transformação morfológica e seu resultado é forçado a pertencer ao domínio definido pela imagem original, conhecida como máscara (Soille, 1999). A seguir apresenta-se uma sucinta descrição do funcionamento dos operadores utilizados neste trabalho.

Abertura por reconstrução

Como visto anteriormente, a *abertura* morfológica é formada pela aplicação de uma *erosão* seguida de uma *dilatação*. A *abertura por reconstrução* funciona de forma semelhante com o porém de que a *dilatação* é realizada nas estruturas que restaram após a *erosão* até que elas coincidam com a máscara definida. Desta forma, ao contrário da *abertura* morfológica, a *abertura por reconstrução* preserva a forma dos componentes que não são removidos pela *erosão*, ou seja, todas as estruturas da imagem que não contêm o ES são removidas, as outras permanecem inalteradas.

Imposição de mínimos

Essa técnica consiste em forçar uma região de mínimo na imagem. Para tal, é necessária a definição de um conjunto de marcadores (conjunto de *pixels*) definindo as regiões que serão mínimos relevantes da imagem. Desta forma, mínimos são criados na posição destes marcadores garantindo que os *pixels* da imagem resultante sejam menores que os da imagem original.

Watershed

Este operador determina as linhas que delimitam a transição entre os vales de uma imagem representada na forma topográfica. Porém, este conceito também pode ser utilizado para separar regiões modais de um histograma, conforme exemplificado na metodologia.

Detecção de contorno e Avaliação em Imagens Simuladas

Na descrição dos procedimentos de segmentação e detecção de contorno utilizou-se de imagem simulada com características conhecidas de modo a permitir a avaliação da metodologia proposta. A imagem simulada consistiu de um fundo base com nível de cinza igual a 53, ao qual adicionou-se um ruído randômico a 70 % e, em seguida, aplicou-se um filtro despeckle e adicionou-se uma figura geométrica (roda dentada) com um tom de cinza de 10 (Figura 1a).

Segmentação

Inicialmente, a imagem original (Figura 1a) foi normalizada pelo seu máximo, e então se aplicou o operador de *abertura* por reconstrução através de um ES de 3 x 3 *pixels*. Tal procedimento aumenta o contraste entre regiões distintas, evidenciando as diferenças



Figura 1. (a) Imagem simulada contendo uma roda com 8 (oito) dentes sobre um padrão de ruído randômico.
(b) Após a aplicação da abertura por reconstrução. (c) Imagem gerada a partir dos pixels rotulados e ordenados.
Figure 1. (a) Simulated image with an eight-tooth gear over a random noise pattern. (b) After applying the opening by reconstruction operator. (c) Image generated after pixel labelling and ordering.

Revista Brasileira de Engenharia Biomédica / v. 19 / n. 2



Figura 2. (a) Histograma da imagem da Figura 1b. (b) Histograma (a) filtrado por uma abertura morfológica (linha tracejada) e rótulos numéricos (linha contínua) gerados pelo watershed. (c) Rótulos numéricos originais (curva tracejada) e ordenados (curva contínua). Figure 2. (a) Histogram from image in Figure 1b. (b) Histogram from (a) filtered by a morphologic opening (dashed line) and numeric labels (solid line) determined by watershed. (c) Original (dashed line) and sorted (solid line) numeric labels. existentes (Figura 1b). O histograma da imagem reconstruída (Figura 2a) foi filtrado, aplicando-se o operador de *abertura* morfológica com um ES linear de 3 *pixels*, obtendo-se o histograma da Figura 2b. Em seguida, aplicou-se o operador morfológico *watershed* para rotular cada região modal, identificando assim seus *pixels* (Figura 2b). Os rótulos numéricos das regiões modais foram ordenados de forma crescente (Figura 2c), obtendo-se uma nova imagem caracterizada por um número menor de níveis de cinza (Figura 1c).

Para selecionar a região de interesse (ROI) desejada, aplicou-se o operador de imposição de mínimo. Para garantir que os *pixels* no interior da ROI possuiriam valores inferiores ao restante da imagem, selecionou-se um deles, manualmente, como pertencente à ROI. A imagem resultante (Figura 3a) mostra regiões bem definidas, com histograma (Figura 3b) caracterizado por picos facilmente identificados, sendo os primeiros picos (de menor amplitude) pertencentes à ROI.

Para, finalmente, realizar a segmentação da ROI, escolheu-se o limiar em nível de cinza adequado, o qual foi estabelecido como o máximo gradiente da curva da área cumulativa, determinada a partir do histograma da Figura 3b. Este critério baseia-se na suposição de que este máximo representa a transição entre a área da ROI e o restante da imagem. A curva da área cumulativa é apresentada Figura 3c e seu gradiente na Figura 3d. A segmentação resultante pode possuir algumas falhas provenientes da criação dos rótulos (Figura 4b). Estas são corrigidas realizando-se um *fechamento* morfológico com um ES circular 3 x 3, obtendo-se a imagem da Figura 4c.

A algoritmo do procedimento de segmentação foi implementado em MATLAB® (The Mathworks, Natick, EUA) usando a *toolbox* SDC Morphology Toolbox V0.14 (SDC Information Systems, Naperville, EUA).

Detecção do contorno

O contorno do tumor é determinado através do *Laplaciano* da imagem segmentada, o que permite determinar as suas fronteiras abruptas, ou seja:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y)$$
(5)

sendo f(x,y) uma função bidimensional. No caso da imagem binária obtida da segmentação, a fronteira determinada pelo *Laplaciano* será o contorno da re-

A.V. Alvarenga, A.F.C. Infantosi, C.M. Azevedo, W.C.A. Pereira



Figura 3. (a) Imagem da Figura 1c após aplicação da imposição de mínimos e (b) respectivo histograma, onde cada pico representa uma região rotulada. (c) Curva da área cumulativa do histograma da Figura 3b e seu (d) respectivo gradiente, onde o pico representa a transição entre a área da ROI e do restante a imagem. Figure 3. (a) Image of Figure 1c after minima imposition and (b) respective histogram, where each peak indicates a labelled region. (c) Cumulative-area curve determined from the histogram of Figure 3b and its (d) respective gradient, where maximum peak represents the transition between the tumour region (ROI) and the background.



Figura 4. (a) Imagem original. (b) Após a aplicação da segmentação. (c) Após aplicação do operador de *fechamento* morfológico por reconstrução na imagem (b). Figure 4. (a) Original image. (b) After the segmentation. (c) After applying a morphologic close by reconstruction on image (b).

gião segmentada. A implementação digital de (5) foi realizada como (Castleman, 1996):

$$\nabla^2 f(x, y) = a * f(x, y) \tag{6}$$

onde * é a convolução da imagem com a matriz a.

$$a = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & +8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$
(7)

Esta matriz, clássica no processamento digital de imagens, foi construída de modo que a convolução seja nula quando todos os valores da imagem sob *a* forem iguais, ou resulte em valores elevados quando houver transições bruscas entre os valores da imagem sob *a*. Assim, este operador é adequado para imagens binárias.

O resultado final obtido da segmentação e da detecção do contorno convencionou-se chamar de SAC (*Semi-Automatic Contour*).

Parâmetros de avaliação de contorno

Inicialmente, em Alvarenga *et al.* (2002), utilizou-se o parâmetro global definido por Horsch *et al.* (2001):

$$RS = \frac{Area(S_i \cap S_m)}{Area(S_i \cup S_m)} \tag{8}$$

que é a razão de superposição (*RS*), onde S_m refere-se ao SAC e S_i ao contorno estabelecido por radiologistas, sendo que os símbolos $\cap e \cup$ indicam interseção e união, respectivamente. Como as imagens segmentadas são binárias, as áreas são determinadas pela soma de todos os *pixels* pertencentes a região segmentada. Quando os contornos são idênticos, *RS* = 1.

RS mostrou-se um parâmetro satisfatório para comparar a forma da lesão, mas muito robusto para representar irregularidades nos contornos. Isso ocorre, pois *RS* não leva em consideração a posição relativa dos *pixels* que definem o contorno da lesão. Desta forma, procurando um parâmetro mais sensível as irregularidades dos contornos, propões-se utilizar o valor médio quadrático residual normalizado (*nrv*), que fornece uma medida global de imprecisão entre o SAC e os radiologistas. Este parâmetro foi utilizado com sucesso para a avaliação do desempenho de interpoladores no mapeamento cerebral através de EEG (Infantosi *et al.*, 1998).

Sua aplicação neste trabalho, baseia-se na determinação de um resíduo f_r definido como:

$$f_{r}(i) = \left| (f_{p}(i) \cup f_{o}(i)) - (f_{p}(i) \cap f_{o}(i)) \right|$$
(9)

onde f_p é a imagem binária que contém a área definida pelo SAC e f_p a imagem binária que contém a área definida pelos radiologistas. Esta diferença representa a área residual existente entre $f_p e f_o$. Se as áreas são idênticas e estão na mesma posição, $f_r = 0$

O valor médio quadrático residual normalizado (*nrv*) é definido como:

$$nrv = \frac{\Psi_r^2}{\Psi_o^2} \tag{10}$$

onde Ψ_r^2 é o valor médio quadrático de $f_r e \Psi_o^2$ é valor médio quadrático do perímetro p_o . Normalmente, no lugar de p_o , usar-se-ia $\Psi_{o'}$ definindo-se uma relação entre áreas. Porém para tornar o parâmetro mais sensível às variações presentes entre os contornos, optou-se por utilizar p_o . Assim, *nrv* apresenta uma relação entre área residual, mais sensível a variações no contorno, e o contorno definido pelos radiologistas. O valor de *nrv* para dois contornos coincidentes deve ser igual a zero.

Desempenho dos parâmetros de avaliação do contorno

O desempenho de RS e de nrv foi avaliado usando duas imagens simuladas contendo figuras geométricas conhecidas, duas rodas dentadas com 8 (G8) e 16 (G16) dentes. Os resultados são apresentados na Tabela 1.

Observa-se inicialmente que, independente do parâmetro utilizado, o SAC apresentou melhores resultados do que o contorno manual definido pelo radiologista.

Para avaliar a sensibilidade dos parâmetros quanto ao aumento das irregularidades presentes no contorno, analisou-se a variação percentual dos parâmetros *RS* e *nrv* para os resultados obtidos com G8 com G16, apresentados na Tabela 2.

Nota-se que o parâmetro *nrv* é mais sensível que *RS* para avaliar variações no contorno.

Tabela 1. Valor dos parâmetros para os contornos das imagens simuladas (G8 e G16) comparados aos obtidos pelo o SAC e por R1 e R2. **Table 1.** Parameter values for the contour of simulated images (G8 e G16) versus the contours obtained by SAC and R1 e R2

	R1 x Original		R2 x Original		SAC x Original	
	RS	nrv	RS	nrv	RS	nrv
G8	0,99	1,21	0,99	1,18	1,00	0,26
G16	0,98	1,35	0,99	1,32	1,00	0,37

Revista Brasileira de Engenharia Biomédica / v. 19 / n. 2

	R2 x Original		SAC	c Original
	∆RS	Δnrv	ΔRS	Δnrv
G8 x G16	0,38 %	10,44 %	0,11 %	46,35 %

Tabela 2. Variação percentual entre os contornos das rodas dentadas (G8 x G16), usando *RS* e *nrv*, para os contornos obtidos por SAC e R2. **Table 2.** Percentual variation among contours of simulated images with eight-tooth and sixteen-tooth gears, using *RS* and *nrv*, for the contours obtained by SAC and *R2*

Aplicação de OM à Imagens de Mama

O método de segmentação foi aplicado a 22 imagens de US de mama, contendo tumores hipoecóicos. Vinte e duas imagens, e respectivos diagnósticos, foram selecionadas junto ao Instituto Nacional do Câncer (INCa I). Tais imagens foram adquiridas em formato TIF usando-se um equipamento de US à 7,5 MHz (Sonoline – *Sienna*®, Siemens).

Exemplos da aplicação do método a duas imagens de US de mama, ambas contendo lesões hipoecóicas estão apresentados nas Figuras 5 e 6. Nestas, utilizando-se os mesmos ES usados para a imagem simulada, nota-se que, devido à presença de algumas estruturas hiperecóicas no interior do tumor e a ausência de bordas bem definidas, a segmentação apresentou algumas falhas, sendo estas corrigidas com a aplicação do *fechamento* morfológico por reconstrução com um ES circular 3 x 3.

Outro exemplo, agora da detecção do contorno, para uma imagem de mama por US contendo um tumor de contorno regular é apresentado na Figura 7, junto com os contornos estabelecidos por dois radiologistas (R1 e R2). Na Figura 8, tem-se outro exemplo da detecção do contorno, agora para um tumor de mama de contorno irregular. Em ambos os casos, o SAC apresentou mais detalhes que os contornos definidos pelos radiologistas R1 e R2.

Desempenho dos Parâmetros de Avaliação do Contorno nas Imagens de Mama

Com os valores de *RS* e *nrv* determinados a partir da 22 imagens de US de mama, pôde-se calcular o percentual das imagens que possuem *RS* maior, ou *nrv* menor, do que um determinado limiar. Assim, é possível construir curvas que representem o percentual de imagens, cujos contornos obtidos a partir do SAC se assemelham aos estabelecidos por R1 e R2, em função dos valores de *RS* e *nrv*, conforme observa-se na Figura 9. Analisando-se a Figura 9, observa-se que para RS = 0.6 cerca de 90% dos contornos dos tumores foram determinados corretamente, que é um valor compatível ao da literatura (Horsch *et al.*, 2001). Notase também, que para o parâmetro *nrv*, R2 destaca-se em relação a R1.

Realizando-se um teste-*t* pareado com os valores de *RS*, não se observou diferença estatística significativa entre os resultados obtidos pelo SAC comparados aos obtidos pelos radiologistas (vide Tabela 3) para $\alpha = 0,05$. Porém, realizando-se o mesmo teste com *nrv*, SAC apresenta um resultado estatisticamente diferente de R1, conforme apresentado na Tabela 3. Este resultado confirma a separação observada entre R2 e R1 (Figura 9).

Baseando-se neste resultado, escolheu-se R2 para testar a capacidade dos parâmetros *RS* e *nrv* em separar os tumores entre os que possuem contorno regular e irregular. Para cada grupo (regular e irregular) determinou-se as curvas percentuais referentes aos valores de *RS* e *nrv* (Figura 10).

Nota-se que o parâmetro *nrv* obteve um melhor resultado que *RS* na separação entre contornos regulares e irregulares. Com o intuito de confirmar estatisticamente esta observação, foram realizados dois testes-*t* (Tabela 4) para avaliar a capacidade de classificação dos parâmetros *RS* e *nrv*. Considerou-se como hipótese nula que o valor médio de *RS* e *nrv* dos tumores regulares (μ_r) é igual à dos irregulares (μ_i), e como hipóteses alternativas que $\mu_r < \mu_i$ para *nrv* e $\mu_r > \mu_i$ para *RS*. H = 0 indica que não se rejeita a hipótese nula para $\alpha = 0,05$.

Discussão e Conclusão

Foi apresentado um método de detecção de contornos de tumores de mama, baseado no uso de operadores morfológicos, sendo o mesmo aplicado a imagens simuladas e a 22 imagens reais de ultra-sonografias de mama contendo tumores de contorno regular e irre-



Figura 5. (a) Imagem original de US de mama. (b) Após a realização da segmentação. (c) Após aplicação do operador de *fechamento* morfológico por reconstrução na imagem (b). Figure 5. (a) Breast tumour on a US image. (b) After segmentation. (c) After applying a morphologic close by reconstruction on image (b).



Figura 6. (a) Imagem original de US de mama. (b) Após a realização da segmentação. (c) Após aplicação do operador de fechamento morfológico na imagem (b). Figure 6. (a) Breast tumour on a US image. (b) After segmentation. (c) After applying a morphologic close by reconstruction on image (b).



Figura 7. (a) Imagem de um tumor de mama de contorno regular. Contornos definidos por (b) R1, (c) R2 e (d) SAC. Figure 7. (a) Image of a round shape breast tumour. Contours drawn by (b) R1, (c) R2 and (d) using SAC.



Figura 8. (a) Imagem de um tumor de mama de contorno irregular. Contornos definidos por (b) R1, (c) R2 e (d) SAC. *Figure 8.* (a) Image of an irregular shape breast tumour. Contours drawn by (b) R1, (c) R2 and (d) using SAC.

gular. Os resultados obtidos com o método foram comparados com os contornos feitos por dois radiologistas (R1 e R2) de forma independente. Foram utilizados dois parâmetros para quantificar e comparar a desempenho do método em relação aos contornos definidos pelos radiologistas: a razão de superposição (*RS*) e o valor médio quadrático residual normalizado (*nrv*). *Nrv* mostrou-se mais sensível na detecção de variações no contorno dos tumores estudados.

O método não se utiliza da opinião do radiologista. Logo, na avaliação de tumores com uma porção do seu contorno parcialmente preciso (sem plano de clivagem com tecidos adjacentes), este pode ser delineado com critérios objetivos. Além disso, os contornos obtidos revelaram mais detalhes que os estabelecidos pelos radiologistas, sendo esta uma característica importante na avaliação da irregularidade do con-



Figura 9. Percentual das 22 imagens para diferentes níveis de *RS* e *nrv* para os quais o SAC e os contornos definidos pelos radiologistas (R1 e R2) concordam. **Figure 9.** Percentage of the 22 images at different RS (overlap ratio) and nrv values for which SAC and the radiologists-defined contour (R1 and R2) agrees.

Tabela 3. Teste-t ($\alpha = 0,05$) realizado a partir dos parâmetros *RS* e *nrv* entre os contorno definidos por SAC e por R1 e R2. **Table 3.** t-test ($\alpha = 0.05$) to RS and nrv parameters among contours defined by SAC, *R1* and *R2*

	R2 x SAC		R1 x SAC	
	nrv	RS	nrv	RS
p	0,63	0,13	0,01	0,06

Percentual de Imagens regulares e irregulares(%) 100 90 80 70 60 50 40 30 20 x R2 - regular x R2 - irregula SAC 0.2 0.3 0. 0.4 0.5 0.6 0.7 0.8 0.9 Razão de Superposição (overlap ratio) irregulares(%) 100 90 80 Imagens regulares e 70 60 50 40 30 de 20 Percentual _ . . SAC SAC x R2 - regular x R2 - irregular 0 0 0.5 2 25 3 3.5 4 4.5 Valor médio quadrático residual normalizado (nrv)

Figura 10. Percentual de contornos regulares e irregulares para diferentes níveis de RS e nrv. Figure 10. Percentage of regular and irregular contours at different levels of RS and nrv. **Tabela 4.** Teste t para avaliar a capacidade de separação dos parâmetros *RS* e *nrv* de tumores de contorno regular e irregular. **Table 4.** t-test to evaluate the separation ability of *RS* e *nrv* parameters of regular and irregular tumour contours

	R2 x SAC		R1 x SAC	
	nrv	RS	nrv	RS
Н	1	0	0	0
р	0,0261	0,2515	0,1166	0,7184

torno dos tumores. Isto demonstra a potencialidade do uso de operadores morfológicos para segmentar tumores de mama em imagens por ultra-som.

Espera-se, numa próxima etapa, aplicar o método a um número maior de tumores de mama e avaliar, usando uma rede neural, o potencial dos parâmetros *RS* e *nrv* em separar tumores de contorno regular e irregular.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Departamento de Radiologia do Instituto Nacional do Câncer (INCa I e III) pelas imagens usadas neste trabalho e ao CNPq pelo apoio financeiro.

Referências

- Alvarenga, A.V., Infantosi, A.F.C., Pereira, W.C.A. (2002), "Aplicação de morfologia matemática na segmentação de estruturas hipoecóicas em imagens médicas por ultra-som", In: Anais do XVIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, São José dos Campos, São Paulo, 9-12 set.
- Azevedo, C.M., (1994), Manual de radiologia da mama, Rio de Janeiro: INCa / Du Pont / Microservice.
- Betal, D., Roberts, N., Whitehouse, G.H. (1997), "Segmentation and numerical analysis of microcalcifications on mammograms using mathematical morphology", *British Journal of Radiology*, v. 70, n. 837, p. 903-917.
- Cardoso, E.S.J. (1999), Compressão de Imagens Utilizando Decomposições em Multi-resolução Morfológicas, Tese de Mestrado, Programa de Engenharia Elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 114 p.
- Castleman, K.N. (1996), *Digital Image Processing*, New Jersey: Prentice-Hall International.
- Chen, C.M., Lu, H.H.S., Han, K.H. (2001), "A textural approach based on Gabor functions for texture edge detection in ultrasound images", *Ultrasound in Medicine and Biology*, v. 27, n. 4, p. 515–534.
- Chou, Y., Tiu, C., Hung, G., Wu, S., Chang, T.Y., Chiang,

H.K. (2001), "Stepwise logistic regression analysis of tumor contour features for breast ultrasound diagnosis", *Ultrasound in Medicine and Biology*, v. 27, n. 11, p. 1493-1498.

- Horsh, K., Giger, M.L., Venta, L.A., Vyborny, C.J. (2001), "Automatic Segmentation of Breast Lesions on Ultrasound", *Medical Physics*, v. 28, n. 8, p. 1652-1659.
- Infantosi, A.F.C., Silva Jr, J.L., Tierra-Criollo, C.J. e Simpson D.M. (1998), "Avaliação do Desempenho de Técnicas de Interpolação no Mapeamento Cerebral Utilizando Simulação", *RBE Caderno de Engenharia Biomédica*, v. 14, n. 2, p. 71-96.
- INCa (1997), O Problema do Câncer no Brasil, Quarta Edição, Instituto Nacional do Câncer / Pro-Onco, Rio de Janeiro, Brasil.
- INCa (2002), Instituto Nacional do Câncer INCa, Disponível em: http://www.inca.org.br. Acesso em: 08/11/2002.

- Olabarriaga, S.D., Smeulders, A.W.M., (2001), "Interaction in the segmentation of medical images: A survey", *Medical Image Analysis*, v. 5, p. 127-142
- Skaane, P. (1999), "Ultrasonography as adjunct to mammography in the evaluation of breast tumors" Acta Radiologica Supplementum, v. 40, suppl. 000, p. 1-47.
- Soille, P. (1999): Morphological Image Analysis, Heidelberg: Springer-Verlag.
- Thiran, J.P., Macq, B. (1996), "Morphological feature extraction for the classification of digital images of cancerous tissues", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 43, n. 10, p. 1011-1020.
- Zimmer, Y., Tepper, R., Akselrod, S. (1999), "Computerized quantification of structure within ovarian cysts using ultrasound images", *Ultrasound in Medicine and Biology*, v. 25, n. 2, p. 189-200.