

# Uma metodologia híbrida para segmentação de lesões de pele

Alex F. de Araujo, João Manuel R. S. Tavares

Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto (FEUP) / Instituto de Engenharia Mecânica e Gestão Industrial (INEGI), R. Dr Roberto Frias s/n, 4200-465 - PORTO, Portugal  
[fa.alex@gmail.com](mailto:fa.alex@gmail.com), [tavares@fe.up.pt](mailto:tavares@fe.up.pt)

Roberta Barbosa Oliveira, Norian Marranghello, Aledir Silveira Pereira

Departamento de Ciências da Computação e Estatísticas (DCCE) / Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, R. Cristóvão Colombo, 2265, 15054-000 – São José do Rio Preto, Brasil  
[roboliveira1@gmail.com](mailto:roboliveira1@gmail.com), [{norian,aledir}@ibilce.unesp.br](mailto:{norian,aledir}@ibilce.unesp.br)

Ricardo Baccaro Rossetti

Clinica DERM, Av. José Munia 5950. 15054-000, São José do Rio Preto – SP – Brasil  
[rbrossetti2010@hotmail.com](mailto:rbrossetti2010@hotmail.com)

## Abstract

*Computer aided methods are widespread demanded in medical applications. As such, methodologies to automatic extract contours are desired to aid the automatic diagnosis of skin lesions. In this work, we propose a hybrid method to detect and extract skin lesion contours from dermatoscopic images. In the proposed method, to obtain the contour that includes all lesion regions, the region growing technique, based on a Quadtree implementation, is used to extract an initial contour. Afterwards, this contour is refined by using a traditional active contour model. Experimental results indicate that the proposed method is promising to detect skin lesion areas and to extract their contours from dermatoscopic images. Actually, the extracted contours maintain the original lesion features that are usually used in their diagnosis. Additionally, the results allow concluding that the method is able to detect lesion regions even in images with strong noise, like in images of the scalp.*

**Palavras-chave:** Segmentação de Imagens Médicas, Lesões de Pele, Crescimento de Regiões, Contornos Ativos.

## 1. Introdução

Metodologias computacionais para processamento e análise de imagens médicas têm sido extensivamente pesquisadas, e várias soluções desenvolvidas para auxílio aos profissionais da área médica. Estas soluções visam ajudar no diagnóstico e no acompanhamento da evolução de doenças e dos planos de tratamento a partir de imagens, de forma rápida e precisa.

As lesões de pele são cada vez mais frequentes e podem indicar doenças sérias, tal como o câncer de pele.

Frequentemente, para obter o seu diagnóstico, os dermatologistas analisam visualmente imagens das regiões suspeitas. A possibilidade destas lesões serem um câncer, torna este diagnóstico inicial muito importante na definição de um plano de tratamento adequado. No entanto, alguns fatores, como cansaço visual do dermatologista, pequena dimensão das lesões, especialmente quando ainda em estágio inicial de desenvolvimento, e as variações nas imagens causadas pela presença de ruídos e reflexos, tornam tal diagnóstico difícil, e por vezes impreciso.

Para a análise de imagens de lesões de pele, os dermatologistas utilizam frequentemente as características da borda e da região interna das lesões para fazerem um diagnóstico inicial e visual das lesões. Além disso, pode ser considerada também a evolução da lesão com o passar do tempo. A análise da evolução pode ser justificada devido a um aumento considerável do número de casos de câncer de pele causados pela evolução de manchas ou lesões, que são afetadas por fatores externos, como a exposição excessiva ao sol [1]. Assim, as técnicas de processamento e análise computacional de imagens podem ser usadas para ajudar o dermatologista na realização de diagnósticos mais eficientes, extraindo os contornos e as características das lesões a partir das imagens em estudo.

Para que um método computacional de auxílio a diagnóstico de lesões de pele seja eficiente, o contorno extraído deve preservar as características de irregularidade da fronteira da lesão. Com o objetivo de detectar e extrair os contornos de lesões de pele a partir de imagens, mantendo sua irregularidade, propõe-se neste trabalho a aplicação do método de crescimento de regiões, seguido da aplicação do método tradicional de contorno ativo. Assim, o método de crescimento de regiões é aplicado para segmentar a imagem original e extrair um

contorno inicial da lesão. Posteriormente, este contorno é usado como a curva inicial a ser refinada pelo método de contorno ativo.

O crescimento de regiões foi implementado baseando-se no algoritmo *Quadtree*, adotando o desvio padrão dos níveis das componentes do espaço de cor RGB (*Red-Green-Blue*) de cada quadrante como parâmetro de controle de crescimento. Depois da sua execução, um algoritmo de união é aplicado baseado na intensidade de cor das áreas da lesão em estudo, tornando possível a extração do seu contorno inicial. A topologia deste contorno inicial é similar à topologia da borda desejada. No entanto, o contorno inicial deve ser refinado para representar convenientemente a borda da lesão. Para tal refinamento, o método tradicional de contorno ativo é usado, considerando o contorno resultante do algoritmo de união como a curva inicial a ser refinada.

Este artigo está organizado da seguinte forma: na próxima seção, trabalhos correlatos à segmentação de imagens são apresentados. Na seção 3, descreve-se o método proposto. Uma discussão sobre os testes realizados e os resultados experimentais obtidos é incluída na seção 4. Finalmente, são apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

## 2. Trabalhos Correlatos

Geralmente, as técnicas de segmentação de imagens médicas tentam detectar estruturas, tais como órgãos, lesões, tumores e tecidos, representados em imagens, bem como extrair seus contornos de uma forma eficiente, robusta e automatizada. As pesquisas nesta área têm focado em métodos capazes de segmentar eficientemente as imagens afetadas por ruídos e outras interferências, evitando a perda das características principais da borda original, como a rugosidade, irregularidade e forma. Outra característica muito pesquisada é a automatização dos métodos na tentativa de evitar intervenções externas e subjetivas durante a etapa de processamento computacional das imagens. Há métodos de segmentação baseados em diferentes conceitos e técnicas, como a limiarização de imagens, crescimento de regiões, algoritmos genéticos, redes neurais artificiais e modelos de contornos ativos [2].

As metodologias de segmentação baseadas em limiares tentam separar as regiões de interesse do fundo da imagem, usando valores como classificadores de uma característica particular. Por exemplo, na limiarização simples de uma imagem em níveis de cinza, um dos níveis de cinza é escolhido como limiar, e então todos os pixels com intensidade maior do que este limiar são classificados como pertencentes à estrutura e os outros são classificados como fundo da imagem [3].

Na tentativa de unir o maior número possível de pixels em regiões homogêneas, têm sido propostos métodos baseados em crescimento de regiões. Uma abordagem frequentemente usada é dividir a imagem de entrada em conjuntos de regiões disjuntas, tal como realizado pelo método de divisão e união. Esta técnica também é chamada de método de crescimento de regiões *Quadtree*, por usar uma *Quadtree* como estrutura de dados para a imagem. Esta abordagem consiste em dividir recursivamente a imagem original em quadrantes, até que um dado parâmetro de crescimento  $P$  seja verdadeiro. Usualmente, este parâmetro é baseado nos níveis de intensidade de cada quadrante, como a média por exemplo. Então uma árvore é construída, onde cada nó não-folha possui 4 (quatro) nós filhos, os quais podem ser unidos de acordo com sua similaridade [3]. Diversas outras abordagens para crescimento de regiões têm sido propostas [4, 5].

Algoritmos genéticos (AG) têm sido usados na segmentação de imagens com características variadas [6, 7]. Os AG usam funções, conhecidas como operadores genéticos, para gerar novas populações a partir de uma população inicial, com o objetivo de produzir indivíduos mais aptos. Os operadores mais comuns são o de cruzamento e mutação. O primeiro recombina as características dos pais durante o processo de reprodução, resultando na herança de características pelas gerações seguintes. Este operador pode ser implementado de diferentes formas: cruzamento de ponto único, onde um ponto é selecionado para dividir os cromossomos dos indivíduos pais em duas partes, e então as informações genéticas (genes) dos pais são trocadas, passando uma das partes de um pai para o outro; e o cruzamento multiponto, onde os genes são trocados considerando mais do que um ponto de corte. O operador mutação atua na manutenção da diversidade genética da população, evitando a estagnação na evolução dos indivíduos, que pode gerar resultados falsos-positivos.

As redes neurais artificiais (RNA) tentam simular o funcionamento do cérebro humano para interpretar e resolver problemas computacionais. Técnicas baseadas em RNA têm sido muito usadas no processamento e análise de imagens médicas. Iscan e colaboradores, por exemplo, apresentaram em [8] uma abordagem através do uso de uma rede neural incremental para a segmentação de imagens. O método realiza a atualização dos pesos dos nós (neurônios) da rede durante o treinamento da mesma, melhorando a performance da classificação das regiões na imagem.

Com o objetivo de desenvolver métodos de segmentação mais precisos e capazes de realizar a detecção aceitável de objetos e estruturas irregulares, várias técnicas de segmentação de imagens baseadas no modelo de contorno ativo proposto por Kass, Within e Terzopoulos [9] têm sido propostas. Usualmente, estes

métodos iniciam com uma curva inicial, definida dentro do domínio da imagem, deformando esta curva em direção à borda desejada, pela ação de forças internas e externas aplicadas sobre a curva. Esta deformação é obtida pela minimização da energia da curva, sendo a energia mínima encontrada quando a curva está sobre a característica a ser segmentada. O uso dos métodos de segmentação baseados em contornos ativos tem sido muito explorado no processamento de imagens médicas [10, 11].

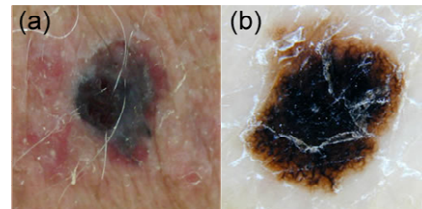
Existe também cada vez mais uma tendência para unir diferentes técnicas [12, 13]. Estas metodologias híbridas têm ganhado atenção especial devido à sua habilidade para produzir resultados mais precisos, além de processar imagens mais complexas. Através da combinação das características de duas ou mais técnicas, estas metodologias tentam superar algumas dificuldades da segmentação, tais como a heterogeneidade das regiões, as interferências de ruídos, as variações de posicionamento ou oclusões. Jianli e Baoqi [14], por exemplo, utilizaram redes neurais genéticas para a segmentação de câncer de pele a partir de imagens. Os autores utilizaram o algoritmo genético para otimizar os pesos dos nós da rede neural, tentando acelerar o treinamento da mesma. O método para segmentação de imagens usando redes neurais genéticas se mostrou viável, mas o valor do limiar usado para segmentação da imagem não foi adequado para todos os tipos de imagens de câncer de pele, principalmente nos casos quando a estrutura da lesão é complexa e o contraste entre as regiões saudável e doente é baixo.

### 3. Método Proposto

As lesões de pele são analisadas a partir de imagens obtidas de duas maneiras: por fotografia tradicional e por meio de um exame de dermatoscopia. As imagens de dermatoscopia possuem mais detalhes das lesões do que as obtidas por fotografia convencional, porque são obtidas por um equipamento especial chamado dermatoscópio. Além disso, é comum também adicionar um gel sobre a lesão para realçar o contraste entre as áreas doente e saudável. No entanto, os exames por dermatoscopia não são acessíveis a toda população, sendo ainda muito usado o exame por fotografias convencionais. Na Figura 1, pode-se observar duas imagens, com lesões diferentes, obtidas através de fotografia convencional (a) e por um dermatoscópio (b).

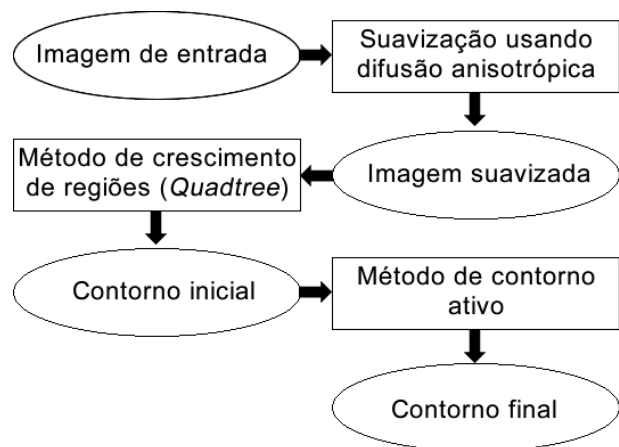
Nota-se que em ambas as imagens da Figura 1, existe a interferência causada por ruídos e outros artefatos, como pêlos, bolhas e interferências da iluminação. Além disso, as lesões de pele possuem formas, dimensões e cores variadas. Assim, realizar a caracterização visual destas lesões é uma tarefa complexa. A extração eficiente das

bordas de lesões é crucial para facilitar o seu diagnóstico pelo dermatologista. Neste trabalho, é proposta uma metodologia híbrida para extrair contornos de lesões de pele a partir de imagens dermatoscópicas e convencionais, usando os métodos de crescimento de regiões e contornos ativos.



**Figura 1:** Exemplo de imagens de lesões de pele obtidas através de fotografia convencional (a) e por dermatoscópio (b).

Na Figura 2, apresenta-se o diagrama de fluxo do método proposto. Devido ao ruído e artefatos que normalmente afetam as imagens a analisar, estas são pré-processadas usando o filtro por difusão não-linear proposto por Barcelos e colaboradores [15]. Este método de remoção de ruídos suaviza a imagem original de forma não linear, retardando o efeito degenerativo da suavização nas regiões de borda.



**Figura 2:** Diagrama de fluxo do método de segmentação proposto.

Em seguida, as imagens são segmentadas pelo uso do método de crescimento de regiões. Em particular, um método de crescimento de regiões *Quadtree* é usado para obter os contornos aproximados das lesões. Nesta segmentação inicial, cada componente do sistema de cores RGB é processada separadamente e unidas posteriormente. Na tentativa de aceitar apenas os quadrantes da imagem que possuam uma variação de intensidade reduzida, adotou-se o desvio padrão das intensidades dos pixels de cada quadrante como parâmetro de crescimento. Sendo a imagem suavizada

dividida até que o desvio padrão do quadrante seja inferior a 20% do desvio padrão da imagem antes da divisão. Este valor foi definido experimentalmente a partir de testes realizados sobre o conjunto de imagens analisadas neste trabalho. Assim, a divisão acontece até que este parâmetro seja satisfeito ou, no pior caso, até que o quadrante tenha dimensões iguais a 2x2 pixels e assim não seja mais divisível.

O passo anterior permite que as imagens suavizadas sejam representadas por um conjunto de regiões homogêneas, facilitando a detecção das regiões de pele que são potenciais áreas doentes. Para unir as várias regiões segmentadas e isolar o fundo da imagem, um método de união é aplicado considerando a distância entre as intensidades das regiões e agrupando as regiões com intensidades similares. A representação da imagem usando uma *Quadtree* foi adotada porque esta estrutura parte da maior porção da imagem (a imagem inteira) em direção à menor, assim os quadrantes que representam uma região homogênea não são totalmente divididos, e assim o custo computacional associado é reduzido. Em todas as imagens testadas, os contornos aproximados obtidos pelo método de crescimento de regiões foram quase sempre coincidentes com a topologia das bordas das lesões.

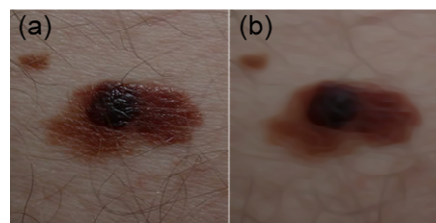
O resultado dos passos anteriores é uma imagem binarizada, a qual torna possível a extração dos contornos aproximados para as lesões pela avaliação das intensidades dos seus pixels. Estes contornos são então melhor ajustados para a fronteira da lesão pelo uso de um método de contorno ativo. Dois métodos de contorno ativo foram estudados: o método de contornos ativos tradicional (*snakes*) [9] e o método GVF (*Gradient Vector Flow*) [16]. Os parâmetros usados relacionados com a elasticidade e a rigidez do contorno e o peso das forças aplicadas foram adotados como constantes e iguais para os dois métodos. O peso das forças externas adotado experimentalmente foi 0.1, e os parâmetros de elasticidade de rigidez foram considerados iguais e com valor 0.05. É importante ressaltar que os parâmetros adotados foram baixos para evitar que a topologia inicial da borda da lesão fosse muito afetada. Mesmo usando parâmetros de elasticidade e rigidez baixos, o método GVF gerou maiores deformações sobre os contornos iniciais do que o método tradicional de contornos ativos. Então, uma vez que o contorno inicial é já próximo do desejado, o modelo tradicional de contornos ativos foi escolhido para ajustar os contornos aproximados obtidos pelo método de crescimento de regiões às lesões em análise.

#### 4. Resultados Experimentais

Durante os testes experimentais realizados com o método proposto, foram usadas 40 imagens coloridas, com 256x256 pixels, obtidas das bases de imagens

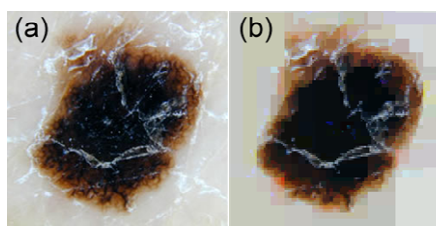
Dermatlas [17] e Dermlite [18]. Destas imagens, 10 foram adquiridas por um dermatoscópio e 30 imagens por fotografia convencional. O conjunto de imagens adotado foi formado por imagens variadas, possuindo imagens com bom contraste, baixo contraste, afetadas por diferentes quantidades de ruído e artefatos, como pêlos, bolhas e reflexos de luz, e com lesões malignas, não-malignas e atípicas.

Na Figura 3, apresenta-se um exemplo de uma imagem retornada pela etapa de suavização. Nota-se que os ruídos presentes na imagem original (a) foram parcialmente removidos (b). Mesmo não sendo completamente eliminados os ruídos presentes na imagem original, a sua suavização foi suficiente para que a etapa de segmentação inicial pudesse detectar e extrair com sucesso o contorno aproximado das lesões representadas.



**Figura 3:** Exemplo de uma imagem original (a) e após a suavização por difusão anisotrópica (b).

Após a suavização da imagem original, o método de crescimento de regiões é aplicado, aumentando as áreas homogêneas, como apresentado na imagem (b) da Figura 4. Na figura referida, pode-se observar que as áreas internas da lesão e do fundo da imagem ficaram mais homogêneas (b) do que as correspondentes áreas na imagem original (a).



**Figura 4:** Exemplo do resultado da aplicação da etapa de divisão do método *Quadtree*: Imagem original (a) e imagem dividida em regiões (b).

Na Figura 5, são apresentadas algumas imagens originais (1a, 2a, 3a e 4a) bem como os respectivos contornos obtidos pelo método proposto (1b, 2b, 3b e 4b). Nas imagens apresentadas, nota-se que as lesões foram detectadas e envolvidas pelo contorno final, mesmo quando as lesões são de dimensão reduzida, como no caso da imagem 2b. Todos os contornos finais obtidos foram visualmente avaliados por um especialista que confirmou



que as lesões existentes nas imagens em estudo foram todas detectadas com sucesso. Vale ressaltar que as regiões com reflexo na parte interna das lesões, como na imagem 3b, não interferiram na segmentação devido à aplicação da suavização por difusão anisotrópica. No entanto, é importante destacar também, que se o reflexo sobrepor uma parte da borda da área doente, a segmentação será afetada, uma vez que serão perdidos alguns detalhes da borda naquela região.

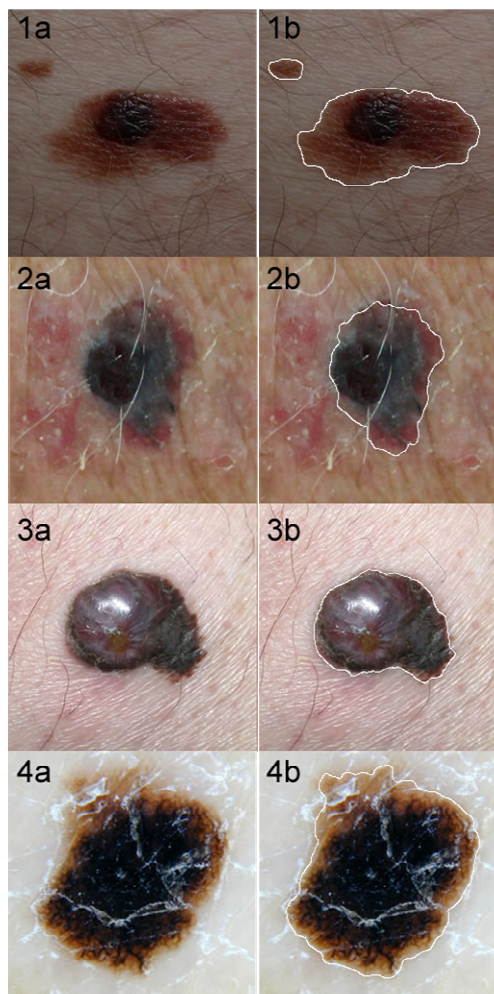
Apesar de todas as regiões suspeitas de lesão terem sido detectadas eficientemente pelo método proposto, nas imagens com a presença de transições muito suaves entre as regiões saudáveis e doentes e com muita interferência de pêlos, como no couro cabeludo, os contornos segmentados foram de qualidade inferior, como pode ser visto nos exemplos da Figura 6. Nesta figura, pode-se verificar que a região superior da lesão na imagem (a) (indicada pelo círculo amarelo) não foi corretamente envolvida pelo contorno final segmentado. Na imagem (b), tem-se o resultado do contorno obtido a partir da segmentação inicial, e nota-se que a região doente foi corretamente encontrada, mas várias bordas falsas ainda foram detectadas devido ao excesso de pêlos. No entanto, é importante salientar que, mesmo nos casos onde os contornos segmentados não foram bem ajustados às bordas das lesões, o método proposto foi capaz de detectar com sucesso todas as lesões de pele existentes.

## 5. Conclusões e Trabalhos Futuros

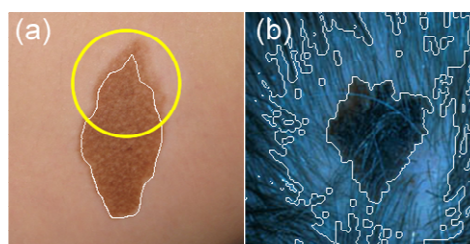
Um método híbrido para segmentação de imagens coloridas foi apresentado neste trabalho. O objetivo do método é segmentar imagens de lesões de pele, para detectar e extrair as bordas destas lesões e auxiliar no seu diagnóstico médico.

O método desenvolvido une as características das técnicas de crescimento de regiões e modelos de contornos ativos para detectar, extrair e refinar as bordas das lesões, preservando suas características principais, como a rugosidade e a irregularidade. Antes de aplicar os métodos para segmentação, a imagem original é pré-processada, usando um filtro de difusão anisotrópica, para amenizar as interferências causadas por ruídos e outros artefatos. Posteriormente, a imagem é pré-segmentada pelo método de crescimento de regiões *Quadtree*, definindo um contorno aproximado para as áreas suspeitas de lesão, o qual é seguidamente deformado pelo método de contornos ativos para obtenção do contorno final.

A partir da análise visual dos resultados obtidos, pode-se concluir que o método proposto é promissor, sendo capaz de detectar as prováveis regiões doentes em imagens de lesões de pele, tanto obtidas por uso de um dermatoscópio como por fotografia convencional.



**Figura 5:** Alguns resultados obtidos pelo método proposto: imagens originais à esquerda (a); imagens originais com os respectivos contornos finais sobrepostos à direita (b).



**Figura 6:** Exemplos de contornos que não foram corretamente ajustados à lesão existente.

No entanto, o método proposto ainda possui algumas limitações quando a imagem original possui transições muito suaves entre as regiões doentes e saudáveis, ou quando as lesões encontram-se no couro cabeludo e existe uma presença excessiva de pêlos na região doente. Este último caso é comum em imagens obtidas por fotografia convencional, uma vez que no exame de dermatoscopia,

as áreas mais afastadas da lesão não são adquiridas, e a interferência de pêlos é menor. Para superar o problema das transições muito suaves, o método de contornos ativos usado será substituído por outro método capaz de realizar uma deformação mais adequada do contorno aproximado dado pelo método de crescimento de regiões. Além disso, na tentativa de solucionar as falhas para extrair o contorno das lesões no couro cabeludo, serão testados outros parâmetros para a metodologia de suavização adotada. Outra etapa a ser desenvolvida na sequência deste trabalho é uma melhor comparação do método proposto com os métodos existentes, bem como uma análise mais detalhada dos resultados, analisando as diferenças obtidas entre as imagens de fotografias convencionais e as imagens obtidas pelo exame de dermatoscopia.

## Agradecimentos

O primeiro autor gostaria de agradecer à Fundação para a Ciência e a Tecnologia (FCT), em Portugal, pela sua bolsa de Doutoramento com referência SFRH/BD/61983/2009.

Os autores são gratos à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), no Brasil, pelo suporte financeiro.

Este trabalho foi parcialmente desenvolvido no escopo dos projetos “Methodologies to Analyze Organs from Complex Medical Images – Applications to Female Pelvic Cavity”, “Aberrant Crypt Foci and Human Colorectal Polyps: mathematical modelling and endoscopic image processing” e “Cardiovascular Imaging Modeling and Simulation - SIMCARD”, com as referências PTDC/EEA-CRO/103320/2008, UTAustin/MAT/0009/2008 e UTAustin/CA/0047/2008, respectivamente, suportados pela FCT.

## Referências

- [1] Guide. Skin cancer self-examination. Disponível em: [http://www.skincancerguide.ca/prevention/self\\_examination.html](http://www.skincancerguide.ca/prevention/self_examination.html). (acessado em 2011).
- [2] Ma, Z., Tavares, J. M. R., Jorge, R. N., Mascarenas, T. “A review of algorithms for medical image segmentation and their applications to the female pelvic cavity. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*. 2010. Vol. 13:2, p. 235-246.
- [3] Gonzalez, R.C., R.E. Woods, and S.L. Eddins. “Digital Image Processing Using MATLAB”. Prentice-Hall, Inc. 2003.
- [4] Lee, W.-L., Chen, Y.-C., Chen, Y.-C., Hsieh, K.-S., “Unsupervised segmentation of ultrasonic liver images by multiresolution fractal feature vector”. *Information Sciences: an International Journal*, 2005. Vol. 175:3, p. 177-199.
- [5] M. E. Celebi, H. A. Kingravi, H. Iyatomi, Y. A. Aslandogan, W. V. Stoecker, R. H. Moss, J. M. Malter, J. M. Grichnik, A. A. Marghoob, H. S. Rabinovitz. S. W. Menzies. “Border detection in dermoscopy images using statistical region merging”. *Skin Research and Technology*. 2008. Vol. 14:3, p. 347–353.
- [6] Hashemi, S., Kiani, S., Noroozi, N., Moghaddam, M. E., “An image contrast enhancement method based on genetic algorithm”. *Pattern Recognition Letters*, 2010. Vol. 31:13, p. 1816-1824.
- [7] Mukhopadhyay, A., U. Maulik, “A multiobjective approach to MR brain image segmentation”. *Applied Soft Computing*, 2011. Vol. 11:1, p. 872-880.
- [8] Iscan, Z., Yüksel, A., Dokur, Z., Kortürek, M., Ölmez, T., “Medical image segmentation with transform and moment based features and incremental supervised neural network”. *Digital Signal Processing*, 2009. Vol. 19:5, p. 890-901.
- [9] Kass, M., A. Witkin, D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models”. *International Journal of Computer Vision*, 1988. Vol. 1:4, p. 321-331.
- [10] Yoon, S.W., Lee, C., Kim, J. K., Lee, M., “Wavelet-based Multi-resolution Deformation for Medical Endoscopic Image Segmentation”. *Journal of Medical Systems*, 2008. Vol. 32:3, p. 207-214
- [11] Lu, R., Y. Shen, “Automatic Ultrasound Image Segmentation by Active Contour Model Based on Texture”, *Proceedings of the First International Conference on Innovative Computing, Information and Control*. 2006, Vol. 2:1, p. 689-692.
- [12] Dokur, Z., T. Ölmez, “Segmentation of ultrasound images by using a hybrid neural network”. *Pattern Recognition Letters*, 2002. Vol. 23:14, p. 1825-1836.
- [13] Kolár, R., J. Kozumplík, “Fuzzy Approach in Ultrasound Image Segmentation”, *Proceedings of the International Conference, 7th Fuzzy Days on Computational Intelligence, Theory and Applications*. 2001, Vol. 1:1, p. 924-929.
- [14] L. Jianli, Z. Baoqi. “The Segmentation of Skin Cancer Image Based on Genetic Neural Network”. *Proceedings of the 2009 WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering*. 2009. Vol. 5:1, p. 594-599.
- [15] Barcelos, C.A.Z., M. Boaventura, E.C. Silva, “A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003. Vol. 12:1, p. 751-763.
- [16] Xu, C., J.L. Prince. “Snakes, shapes, and gradient vector flow”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998. Vol. 7:3, p. 359-369.
- [17] Dermatlas. “Dermatology image atlas”. Disponível em : <http://dermatlas.med.jhmi.edu/derm> (acessado em 2011).
- [18] DermLite. “Detect Skin Cancer – Early”. Disponível em: <http://www.dermlite.com/> (acessado em 2011).