

Uso do método *fuzzy c-means* para segmentação de imagens dermatoscópicas de lesões de pele

Use of the c-means fuzzy method to skin lesion dermatoscopic image segmentation

Talita S. Coelho¹, Marco A. R. Fernandes ², Hélio A. Miot ² e Hélio Yoriyaz¹

¹Centro de Engenharia Nuclear do Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares (IPEN) – São Paulo (SP), Brasil.

²Departamento de Dermatologia e Radioterapia da Faculdade de Medicina de Botucatu (FMB-UNESP) – Botucatu (SP), Brasil.

Resumo

Este trabalho consiste em apresentar um método de clusterização chamado *fuzzy c-means*, utilizado na segmentação de imagens dermatoscópicas de lesões de pele. Este tipo de segmentação é baseada no método de crescimento de região que o difere dos métodos convencionais de clusterização por utilizar o conceito de números *fuzzy*, uma vez que são apropriados para lidar com incertezas referentes as regiões (*clusters*) de uma dada imagem. O método consiste em calcular o grau de pertinência de um dado *pixel* em relação as regiões que ele pode pertencer, definida por uma determinada vizinhança. Neste trabalho este método foi aplicado em três imagens de lesão de pele sendo, dois melanomas e um nevo, obtendo-se três classes de *clusters* para cada imagem. Estes *clusters* foram utilizados para calcular dois valores de limiar. Estes limiares foram aplicados no algoritmo de binarização, para a segmentação da imagem. Com o intuito de se verificar a eficiência deste método nestes tipos de imagem, as imagens segmentadas por meio do método *fuzzy c-means* foram comparadas com as mesmas imagens segmentadas por meio do algoritmo de Otsu, obtendo-se assim uma segmentação visivelmente melhor do algoritmo FCM em relação ao de Otsu, isto ocorre devido à influência dos números *fuzzy*, onde um *pixel* pode pertencer a mais de uma região, porém com diferentes graus de pertinência.

Palavras-chave: imagens dermatoscópicas, segmentação, *fuzzy c-means*.

Abstract

This work describes a clustering method called c-means fuzzy, utilized for skin lesion dermatoscopic image segmentation. This type of segmentation is based on the method of region grow that differs from conventional clusterization methods by the use of the concept of fuzzy numbers, once that it is appropriate to deal with uncertainties referent to image regions (clusters). The method consists in calculating the pixel pertinence degree in relation to the regions that it can pertain, defined by a given neighborhood. In this work this method was applied in three images of skin lesion that are: two melanomas and one nevu; obtaining three clusters class to each image. These clusters were used to calculate two threshold values. These thresholds were applied in the binarization algorithm to image segmentation. With aim of verify the efficiency of the method, the segmented images through c-means fuzzy method was compared with same images segmented by Otsu algorithm. The segmentation obtained by the FCM algorithm was visibly better than that obtained by Otsu algorithm, this occurs due to the fuzzy numbers influence, where a pixel can pertain to more than one region, but with different pertinence degree.

Keywords: dermoscopic images, segmentation, c-means fuzzy.

Introdução

O câncer de pele é a neoplasia maligna mais incidente no Brasil, correspondendo aproximadamente a 25% de todos os tumores diagnosticados¹. O melanoma maligno (MM) é sua apresentação menos frequente, sendo responsável por cerca de 4% de todos os diagnósticos. Um melhor prognóstico da doença está associado ao seu diagnóstico precoce, ou seja,

detecção no seu estágio inicial (melanoma *in situ*). A lesão em fase mais avançada, isto é, após sua infiltração nas camadas inferiores da pele, acarreta numa grande possibilidade de metástase com cura praticamente nula. Isto faz com que o câncer de pele tenha o maior índice de mortalidade em comparação com os outros tumores não melanomas.

A grande maioria dos métodos de diagnóstico do melanoma baseia-se na chamada regra do ABCD, em que são

Autor correspondente: Talita Salles Coelho – Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares (IPEN/USP) – Avenida Prof. Lineu Prestes, 2242 – Cidade Universitária – CEP: 05508-000 – São Paulo (SP), Brasil – tasallesc@gmail.com

analisados fatores físicos observados nas lesões, tais como: assimetria, borda, coloração e diâmetro. Esta metodologia foi proposta inicialmente por Wilhelm Stolz em 1994², devido à dificuldade do diagnóstico precoce do melanoma e sua comum confusão com nevos e pintas benignas (nos estágios iniciais).

A dermatoscopia é uma técnica não invasiva de reconhecimento das estruturas superficiais da pele, servindo então para a magnificação (em até 400x) e avaliação de imagens do tecido cutâneo. Os parâmetros da regra do ABCD podem ser observados através do dermatoscópio, exigindo certo grau de experiência e conhecimento de seu operador, que é um fator diferencial, mas subjetivo na tarefa de classificação dos tumores de pele com base em sinais visuais (imagens). Visto que cada apresentação de câncer de pele possui características próprias quanto à forma e coloração, cada exame tem como primeiro passo diferenciar lesões melanócitas de não melanócitas, e posteriormente, classificá-las em benignas, malignas ou suspeitas.

A proposta do emprego de métodos de processamento digital de imagens (PDI), aliado a dermatoscopia digital pode auxiliar no saneamento do possível problema inerente na dermatoscopia, ou seja, o nível de subjetividade imposto pelo dermatologista e clínico avaliador. Neste sentido, o sistema de PDI pode ser usado para análise computacional das imagens de lesão de pele adquiridas, classificando-as e produzindo resultados baseados em suas informações de cor, forma e aspectos geométrico-morfológicos associados³.

Um sistema de PDI é constituído de várias etapas e possui a capacidade de produzir uma resposta com base em um domínio do problema, no qual cada etapa é executada por uma série de algoritmos computacionais a fim de se obter um resultado ideal a partir da imagem digital. As etapas básicas de um sistema de PDI são: aquisição da imagem, pré-processamento, segmentação, extração de características e reconhecimento/interpretação.

A segmentação é uma das etapas mais importantes, uma vez que segmentada uma imagem erroneamente, a extração das características não será feita de maneira correta, principalmente quando se extrai fatores associados a regiões de borda.

Segmentar uma imagem consiste no processo de subdividir seus elementos (*pixels*) em múltiplas regiões, mediante a análise de suas características comuns, ou seja, extrai-se os objetos ou áreas de interesse presente na imagem. Normalmente as técnicas de segmentação estão associadas ao conceito de região. Esta caracterização pode, muitas vezes, estar completamente relacionada com a aplicação. Assim a região pode ser vista como um conjunto de *pixels* conectados e envolvidos por uma borda também de *pixels* criando um contorno.

Técnicas recentes têm caracterizado a detecção de borda como um problema de raciocínio *fuzzy*. A ideia de utilizar números *fuzzy* para detecção de bordas foi inspirada nos trabalhos de Jawahar e Ray^{4,5}, os quais aplicam estes números para definir histogramas e matrizes de coocorrência *fuzzy*. Estas técnicas têm mostrado bons resultados na área de processamento de imagens e visão computacional.

As técnicas *fuzzy* permitem uma maneira diferente de lidar com as incertezas devido à imprecisão dos valores de tons de cinza presentes na imagem, sendo possível utilizar a pertinência *fuzzy* para estes valores. Várias abordagens *fuzzy* para a segmentação de imagens têm surgido, tais como algoritmos de classificação *fuzzy*, medidas de fuzzificidade e informação da imagem e geometria *fuzzy*.

A classificação *fuzzy* é lida essencialmente como particionar um conjunto de dados em um determinado número de *clusters* homogêneo, com relação a uma medida de similaridade adequada. A diferença deste em relação ao algoritmo *K-means* está na forma com que se trabalha com as incertezas, isto é, um dado *pixel* pode pertencer a mais de um *cluster* com graus de pertinências diferentes, enquanto que no convencional ele pertence somente a um *cluster*.

O método mais conhecido de clusterização *fuzzy*, é o algoritmo *fuzzy c-means* (FCM), que foi proposto por Dunn e generalizado por Bezde^{6,7}.

Neste trabalho foi proposta a utilização do algoritmo FCM, implementado no toolbox de sistemas *fuzzy* presente no software Matlab versão 7.9⁸, no qual se aplica este algoritmo em imagens de lesões de pele, e calcula-se um limiar (*threshold*), com base nos resultados da clusterização, e então se obtém a imagem binarizada (segmentada). Este método é comparado com o algoritmo de Otsu, a fim de se averiguar qual é o método mais adequado à segmentação destas imagens.

Material e Métodos

As imagens utilizadas neste trabalho foram cedidas pelo departamento de dermatologia da faculdade de Medicina de Botucatu. Estas imagens dermatoscópicas foram obtidas por meio de uma câmera digital na qual possui um dermatoscópio acoplado, com capacidade de ampliação de até 100x do tamanho da lesão.

O algoritmo FCM foi aplicado à imagem com o objetivo de segmentá-la, ou seja, detectar a borda da lesão. Este processo consiste em dividi-la em classes de *clusters*, onde estes são calculados determinando-se os agrupamentos e seus centros segundo a norma euclidiana existente entre um dado e os centros dos agrupamentos. Desta forma, quanto mais próxima do centro de um agrupamento o dado estiver, maior será seu grau de pertinência a esse agrupamento.

Dado um conjunto de entradas $x_{mn} = \{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{mn}\}$. Um grupo de matrizes reais $k \times n$ é representado por U_{kn} , onde c é um inteiro obedecendo à relação $2 \leq k \leq n$, a partição *fuzzy* definida para x é:

$$M_{fcn} = \{U \in U_{kn} : u_{ci} \in [0, 1], \sum_{c=1}^k u_{ci} = 1 < \sum_{i=1}^n u_{ci} < n\} \quad (1)$$

na qual u_{ci} é o grau de pertinência para x_{mn} em um agrupamento $c = (1, \dots, k)$.

A forma de determinar se o algoritmo FCM encontra uma partição *fuzzy* ótima é definida pela função objetivo:

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^k u_{ci}^M \left\| x_{mn} - v_{mc} \right\|^2 \quad (2)$$

na qual $v_{mc} = (v_{11}, \dots, v_{mc})$ é a matriz que contém os centros dos agrupamentos, M é o coeficiente *fuzzy* responsável pelo grau de fuzzificação dos elementos x_{mn} e v_{mc} , e o centroide do c -ésimo *cluster*.

Esta função objetivo é utilizada para obtenção dos *clusters*, calcula a distância euclidiana, entre os dados da imagem e os centros dos *clusters*.

O centro $v_{mc}^{(t)}$ de cada agrupamento c ($c=1, \dots, k$) para uma iteração t , pode ser calculado pela equação:

$$v_{mc}^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{ci}^{(t)})^M x_{mn}}{\sum_{i=1}^n (u_{ci}^{(t)})^M} \quad (3)$$

Os novos centros $v_{mc}^{(t)}$ e os valores de pertinência podem ser obtidos pela Equação 4.

O critério de parada do algoritmo deve estar relacionado ao momento quando se chega num estado em que as posições dos centros dos *clusters* calculadas num dado instante não diferem das posições num instante anterior.

$$u_{ci}^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{c=1}^k \left(\frac{\|x_{mn} - v_{mc}^{(t)}\|^2}{\|x_{mn} - v_c^{(t)}\|^2} \right)^{\frac{2}{M-1}}} \quad (4)$$

O algoritmo *fuzzy* apresenta-se da seguinte maneira⁹:

1. Inicializa-se os seguintes parâmetros:
 - número de *clusters* c , que é a quantidade de grupos a serem formados.
 - número máximo de iterações e taxa de erro mínimo (ϵ) que são os critérios de parada.
 - coeficiente *fuzzy* M , responsável pelo grau de fuzzificação, sendo $M \in (1, \infty)$.
2. Gera-se aleatoriamente a partição *fuzzy* u^0 , obedecendo as restrições impostas pela Equação 1.
3. Atribui-se ao contador de iterações (t) o valor 0.
4. Atribui-se $J_m^{(t)}=0$.
5. Calcula-se os centroides dos *clusters* ($v_{mc}^{(t)}$), segundo a Equação 3.
6. Calcula-se a função objetivo $J_m^{(t+1)}$ por meio da Equação 2.
7. Atualiza-se a matriz de pertinência $u_{ci}^{(t+1)}$ para os novos centros dos *clusters*, onde:

se $\|x_{mn} - v_{mc}^{(t)}\|^2 > 0$, calcula-se o grau de pertinência u_{ci} , pela Equação 4,

senão se $\|x_{mn} - v_{mc}^{(t)}\|^2 = 0$ então $u_{ci} = 1$

senão $u_{ci} = 0$.

8. A cada execução do algoritmo, é verificado se os critérios de parada são atendidos (iteração e taxa de erro).
 - Calcula-se $\delta = J_m^{(t+1)} - J_m^{(t)}$ (cálculo da função erro).

9. Se a condição de parada é falsa ($\delta < \epsilon$) finaliza-se o algoritmo, senão $t = t + 1$ e volta-se ao passo 5.

O algoritmo FCM foi aplicado neste trabalho, tendo como parâmetros: a imagem de uma lesão e a quantidade de classes de *clusters* desejados. No presente caso foram definidas três classes, sendo que na classe 1, foram obtidos valores de tonalidades baixos; na classe 2, valores de tonalidades médios e na classe 3, valores de tonalidades altos. Para os demais parâmetros, foram utilizados os valores de *default*, fornecidos pelo Matlab, que são: $\epsilon = 1$ e -5 , $M=2$ e $t_{máx}=100$.

Uma vez executado o algoritmo, foram obtidas as três classes de *clusters*. Para a segmentação da imagem, foi aplicada a binarização e para isto foi calculado o limiar por meio dos 3 *clusters* obtidos do algoritmo anterior.

Foram calculados dois limiares: level0 e level1. Um dos limiares foi obtido utilizando-se os *clusters* 1 e 2 que contém os valores de intensidades baixas e médias. O outro limiar foi obtido utilizando-se os *clusters* 2 e 3, com valores de intensidades médias e altas.

Uma vez obtido o valor de limiar, a imagem foi binarizada, obtendo-se assim duas imagens binarizadas, cada uma com um valor de limiar, level0 e level1.

Resultados

Para avaliação de desempenho, a técnica de FCM foi testada em três imagens diferentes, dois melanomas e um nevo e, comparada com os resultados obtidos pelo algoritmo de Otsu, que consiste em encontrar um limiar global automático e a partir deste binarizar a imagem.

As Figuras 1 a 3 apresentadas abaixo, correspondem às três imagens analisadas: melanoma1, melanoma2 e nevo. Cada uma destas figuras é composta por quatro imagens: a primeira é a imagem dermatoscópica da lesão de pele original, a segunda é a imagem segmentada pelo algoritmo de Otsu, a terceira é a imagem segmentada, utilizando um limiar calculado por meio do algoritmo FCM0 e a quarta é a imagem segmentada, utilizando um limiar calculado por meio do algoritmo FCM1.

Observa-se nas Figuras 1 e 2 que a imagem melhor segmentada foi a de FCM0, por delinear melhor a região de borda da lesão. Isto ocorre pelo fato das imagens originais possuírem uma grande diferença de tonalidade entre as regiões de lesão (baixa intensidade) e a de fundo (alta intensidade), assim, o FCM0, utiliza os *clusters* 1 (com valores de baixas intensidades) e 2 (com valores de intensidades médias) para calcular o valor do limiar. Nestes casos, quanto mais baixos forem os valores de limiar melhor é o resultado.

O algoritmo de Otsu também apresenta uma imagem segmentada, porém com uma borda menos refinada do que com o FCM0, este fato é devido ao valor do limiar calculado, pelo algoritmo FCM0 ser menor do que o de Otsu. Provando desta forma que este algoritmo apresenta melhor resultado em relação ao de Otsu.

No caso do algoritmo FCM1 o valor do limiar encontrado foi muito alto, devido a utilização dos *clusters* 2 (com valores de intensidades médios) e 3 (com valores de intensidades altos) e, com isso, a segmentação torna-se ruim para este tipo de imagem, não sendo possível separar a borda da lesão.

A Figura 3 difere das Figuras 1 e 2 pela proximidade nas intensidades dos *pixels*, isto é, a lesão em relação ao fundo

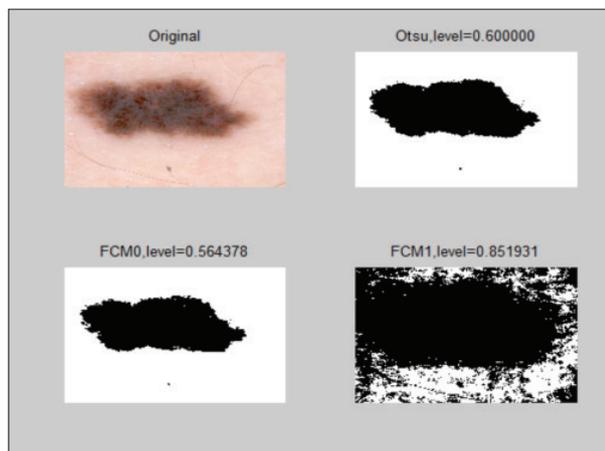


Figura 1. Segmentação de imagem do melanoma 1.

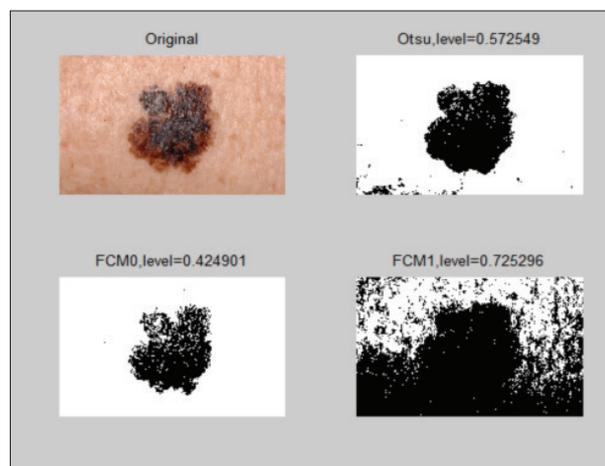


Figura 2. Segmentação de imagem do melanoma 2.

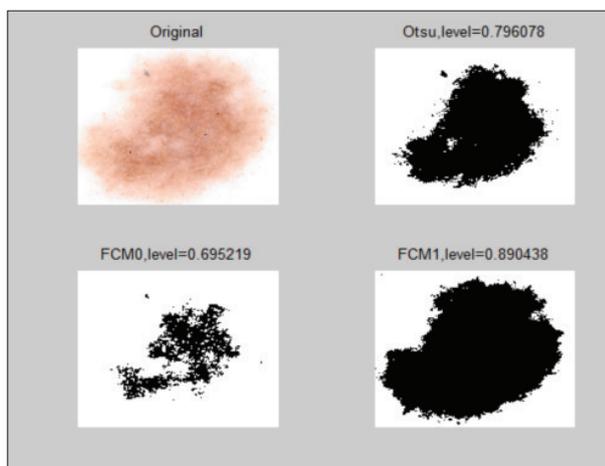


Figura 3. Segmentação de imagem de um nevo.

não apresenta uma alta variação nas intensidades dos *pixels*, ambos possuem altos valores de intensidades, desta forma o algoritmo que apresenta um melhor resultado é o FCM1, pois o seu cálculo é realizado por meio dos *clusters* de médias e altas intensidades, o que gera um valor de limiar alto.

Neste caso, o algoritmo de Otsu é melhor do que o do FCM0, devido ao seu valor de limiar ser maior.

Discussão e Conclusões

Este trabalho apresenta uma abordagem para detecção de bordas em imagens dermatoscópicas de lesões de pele, por meio do algoritmo FCM, que utiliza a teoria dos números fuzzy para extrair borda.

Nestes tipos de imagens, pode ou não haver uma grande diferença de contraste entre a região da pele e a região da lesão, sendo assim, a ideia de se trabalhar com três classes de *clusters* se torna plausível, uma vez que, se a imagem analisada possuir grande diferença de contraste entre a região da lesão e da pele, o algoritmo FCM0 vai apresentar um melhor resultado de segmentação, devido ao seu valor de limiar ser baixo. Porém, se a imagem possuir uma pequena diferença de contraste o algoritmo FCM1 será mais adequado, pois trabalha com um valor de limiar alto.

Observa-se bons resultados deste método em relação ao método de Otsu. Isto ocorre devido à influência dos números fuzzy, onde um *pixel* pode pertencer a mais de uma região, porém com diferentes graus de pertinência.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro da CAPES.

Referências

1. Faria SL, Salvajoli JV, Souhami L. Radioterapia em Oncologia. Rio de Janeiro: Medsi; 1999.
2. Stolz W, Riemann A, Cognetta AB, Pillet I, Abmayr W, Holzel D. ABCD rule of dermatoscopy: a new practical method for early recognition of malignant melanoma. *Eur J Dermatol*. 1994;4:521-7.
3. Gonzalez RC, Woods RE. Digital Image Processing. New Jersey: Edgard Blücher; 2002.
4. Tolias YA, Panas SM. Image Segmentation by a fuzzy clustering algorithm using adaptive spatially constrained membership functions. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*. 1998;28(3):359-69.
5. Liang LR, Basallo E, Looney CG. Image detection with fuzzy classifier. *Proceedings of the ISCA 14th Las Vegas: International Conference*; 2001;279-83.
6. Dunn JC. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *J Cybernetics. An International Journal*. 1973;3(3):32-57.
7. Bezdek J, Hathaway R. Recent convergence results for the fuzzy c-means clustering algorithms. *J Classif*. 1988;5(2):237-47.
8. Matsumoto EY. *Matlab 7: fundamentos*. São Paulo: Érica; 2004.
9. Santos MO. Armazenamento e recuperação de documentos XML heterogêneos: aplicando técnicas de KDD para apoiar o projeto físico em SGBD's XML Nativos. [Dissertação de Mestrado]. Rio de Janeiro: Instituto Militar de Engenharia; 2007.