

# Segmentação de Imagens de Vitiligo utilizando Análise de Componente Independente

Gabriel Bruno Monteiro Fernandes e Carlos Danilo M. Regis

**Resumo**—Este trabalho descreve uma técnica objetiva de segmentação de imagens de vitiligo, doença responsável pelo desenvolvimento de manchas pálidas e irregulares na pele humana. Por meio da Análise de Componente Independente é possível separar a distribuição espacial de melanina e hemoglobina de uma imagem de coloração da pele, permitindo mensurar a real extensão da lesão do vitiligo. Resultados demonstram a segmentação eficiente para imagens com iluminação homogênea e pouco sombreamento.

**Palavras-Chave**—Vitiligo, Segmentação, Análise de Componente Independente.

**Abstract**—This paper describes an objective technique for vitiligo image segmentation. Vitiligo is a disease which is responsible for the development of pale blotches on human skin. By using Independent Component Analysis it is possible to separate the spatial distribution of melanin and hemoglobin in a skin color image, making it possible to measure the actual extent of the vitiligo injury. Results demonstrate an efficient segmentation for images with homogeneous illumination and little shading.

**Keywords**—Vitiligo, Image segmentation, Independent Component Analysis.

## I. INTRODUÇÃO

Doenças de pele podem ser classificadas em inúmeras patologias. A variedade destas, com características similares, dificulta o processo de diagnóstico precoce, comprometendo o tratamento eficaz do paciente [3]. O vitiligo é uma dessas doenças e é causada pela ausência de melanina, cuja função é conferir pigmentação à pele [5].

A maioria das técnicas, comumente aplicadas à segmentação de imagens de doenças de pele, não levam em consideração as propriedades ópticas da pele e da luz em imagens digitais e suas relações com os cromóforos da pele, isto é, a melanina e hemoglobina [4][1]. A fim de efetuar uma análise precisa, foi realizada a separação dos componentes de maior relevância, responsáveis pela coloração da pele humana, por meio de uma Análise de Componente Independente para a segmentação da patologia vitiligo.

## II. AQUISIÇÃO DAS IMAGENS

As imagens utilizadas neste trabalho são provenientes do banco de dados dermatológico Dermatology Atlas disponível na página [www.atlasdermatologico.com.br](http://www.atlasdermatologico.com.br), contendo 43 imagens indicadas como vitiligo. A análise proposta é realizada apenas em imagens de vitiligo focal, cuja característica é a de uma ou mais manchas presentes em uma área limitada do

corpo. Deste modo foram utilizadas 10 imagens de vitiligo focal, as quais foram cortadas manualmente, de forma que só estivesse contido pele sadia e patologia.

## III. MODELO DE SÍNTESE DA COLORAÇÃO DA PELE HUMANA

A melanina e hemoglobina são pigmentos que estão contidos na pele humana e pequenas mudanças em suas concentrações podem produzir ricas variações de coloração no meio que estão contidos [6]. A distribuição da melanina e hemoglobina pode ser separada ao empregar-se a análise de componente independente (ICA) na imagem de cores. A ICA é uma técnica cuja finalidade é a extração de sinais originais provenientes de misturas de variadas fontes independentes.

Tem-se como primeiro passo fazer com que o número de canais seja igual ao número de pigmentos, utilizando assim a Análise de Componente Principal (PCA) como uma ferramenta de redução do domínio original da imagem RGB para um sub-espaço bidimensional.

### A. Análise de Componente Principal

A PCA é um procedimento matemático que utiliza uma transformação ortogonal para a conversão de um conjunto de observações de variáveis, possivelmente correlacionadas, em um conjunto de valores de variáveis independentes, chamadas de componentes principais. Para o cálculo dos componentes principais de uma imagem, devemos subtrair o valor médio de cada canal da imagem para obtenção de um dado de média zero, como apresentado pela equação 1.

$$R = R_0 - \mu_{R0} \quad G = G_0 - \mu_{G0} \quad B = B_0 - \mu_{B0} \quad (1)$$

De forma que  $R_0$ ,  $G_0$  e  $B_0$  correspondem aos canais antes da subtração e  $\mu_{R0}$ ,  $\mu_{G0}$ ,  $\mu_{B0}$  suas respectivas médias. Em seguida, a matriz de covariância do sinal é calculada como apresentado em 2.

$$COV = \begin{bmatrix} C_{RR} & C_{GR} & C_{BR} \\ C_{RG} & C_{GG} & C_{BG} \\ C_{RB} & C_{GB} & C_{BB} \end{bmatrix} \quad (2)$$

De forma que:

$$C_{XX} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu_i)^2 \quad (3)$$

$$C_{XY} = C_{YX} = \frac{1}{N} \sum_{i=2}^N (X_i Y_i) - \mu_X \mu_Y \quad (4)$$

$$X, Y \in R, G, B \quad (5)$$

N equivale ao número de *pixels* na imagem e  $\mu$  ao valor médio. O próximo passo é calcular os autovetores por meio da matriz de covariância, resolvendo a expressão 6.

$$COV = \gamma\lambda\gamma^T \quad (6)$$

O termo  $\lambda$  é uma matriz diagonal representando os autovalores e  $\gamma$  a matriz de autovetores da matriz de covariância. COV corresponde a matriz de covariância organizada em coluna.

Os autovetores são utilizados como uma transformação linear dos valores do domínio original (R,G,B) e é relatado que os vetores resultantes possuem componentes descorrelacionados. Os vetores do novo espaço são obtidos em 7.

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \gamma_{23} \\ \gamma_{31} & \gamma_{32} & \gamma_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (7)$$

### B. Análise de Componente Independente

Para exemplificação da ICA, digamos que hajam duas ou mais pessoas falando ao mesmo tempo. Caso os sinais sonoros fossem gravados pelo número apropriado de microfones, teríamos um sinal resultante formado pela mistura das falas. A tarefa da ICA é buscar os sinais originais sem informações sobre como estes foram misturados.

Denota-se então  $s_1(x, y)$  e  $s_2(x, y)$  como as quantidades dos pigmentos, melanina e hemoglobina, como funções das coordenadas (x,y) e  $s(x, y) = [s_1(x, y), s_2(x, y)]^t$  como vetor quantidade. Os vetores de intensidade de cor  $a_1$  e  $a_2$  são assumidos como distintos, sendo expressos por  $A = [a_1, a_2]$  como uma matriz constante de combinação. Assim assumimos o vetor de cor composto  $c(x,y)$  nas coordenadas (x,y) como a combinação linear entre os vetores de intensidade de cor e a matriz de combinação, expresso em 8[6].

$$c(x, y) = As(x, y) \quad (8)$$

A quantidade relativa de cada pigmento pode ser extraída a partir da ICA, sem utilização de qualquer informação anterior de quantidade dos sinais ou de como foram misturados. O objetivo da ICA é encontrar uma transformação linear H para a extração dos sinais mutuamente independentes  $e_1(x, y)$  e  $e_2(x, y)$  do vetor  $c(x, y)$ , de acordo com a equação 9. O método utilizado para o cálculo da matriz de separação H foi o de otimização baseada em ponto fixo desenvolvido por Hyvarinen [2].

$$e(x, y) = Hc(x, y) \quad (9)$$

### IV. SEGMENTAÇÃO

Foi aplicado o método de Otsu na imagem correspondente ao componente de melanina para seleção da área da patologia. Descartando a parcela de hemoglobina, foi possível eliminar vermelhidões ou tonalidades similares nas lesões, garantindo assim a homogeneidade na área da doença. Por fim, realizou-se a segmentação manual da área afetada para comparação com o método automático descrito neste trabalho. As amostras 03

e 10 continham picos de iluminação concentrados em uma pequena região ou elevado nível de sombreamento, apresentando piores resultados; nas demais, a presença de iluminação homogênea favoreceu um melhor desempenho. A Tabela I mostra a porcentagem de proximidade do método automático em relação à segmentação manual.

TABELA I  
PORCENTAGEM DE PROXIMIDADE ENTRE SEGMENTAÇÃO AUTOMÁTICA E MANUAL

Amostra	Porcentagem
01	86.94%
02	94.23%
03	54.72%
04	89.84%
05	90.01%
06	70.78%
07	77.72%
08	95.75%
09	84.22%
10	16.46%

### V. CONCLUSÃO

Neste trabalho, foi realizada a segmentação de lesões de vitiligo em imagens digitais. Para o processamento das imagens foi utilizada a PCA como ferramenta de redução dimensional do sinal, e a ICA para a separação dos componentes melanina e hemoglobina. Os resultados demonstraram a influência do processo de aquisição das imagens, alcançando maior desempenho nas amostras com a presença de iluminação homogênea. Trabalhos futuros serão direcionados ao aumento da precisão do método, buscando a separação ou correção de elementos como sombreamento e picos de iluminação que influenciam negativamente na seleção da área de interesse.

### REFERÊNCIAS

- [1] Nanny Van Geel, Yves Vander Haeghen, Katia Ongenaes, and Jean-Marie Naeyart. A new digital image analysis system useful for surface assessment of vitiligo lesions in transplantation studies. In *European Journal of Dermatology*, 2004.
- [2] A. Hyvarinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. In *IEEE Transactions on Neural Networks*, volume 10, pages 626–634, May 1999.
- [3] Rozita Jailanil, Mohd Nasir Taib, and Saadih Sulaiman. Color space for psoriasis skin diseases analysis. *Asia SENSE*, pages 263–268, 2003.
- [4] Anal Kumar Mitra. Automated detection of skin diseases using texture features. In *International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST)*, volume 3, pages 4801–4808, June 2011.
- [5] H. Nugroho, M.H.A. Fadzil, V. V. Yap, S. Norashikin, and H. H. Suraiya. Determination of skin repigmentation progression. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, pages 3442–3445, 2007.
- [6] Norimichi Tsumura, Nobutoshi Ojima, Kayoko Sato, Mitsuhiro Shiraishi, Hideto Shimizu, Hirohide Nabeshima, Syuuichi Akazaki, Kimihiko Hori, and Yoichi Miyake. Image-based skin color and texture analysis/synthesis by extracting hemoglobin and melanin information in the skin. *ACM Trans. Graph.*, 22(3):770–779, 2003.