

Detecção de Pele Baseada em Modelos de Cor

Oeslle A. S. Lucena¹, Ítalo de P. Oliveira^{1,2}, Luciana R. Veloso¹ e Waslon T. A. Lopes³

Resumo—A detecção de pele é utilizada em diversas aplicações, muitas vezes associadas a outros algoritmos que necessitem preprocessar uma imagem e se certificar da existência de pele. Logo, uma validação robusta do detector é necessária para tornar o seu uso confiável. Este trabalho apresenta um algoritmo, baseado na análise de histogramas de cor, para detecção de pele em imagens coloridas. O algoritmo proposto foi validado em duas bases distintas e resultaram em desempenho superior a 0,9 de área sob a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

Palavras-Chave—Detecção de Pele, Histogramas de Cor, Avaliação de Desempenho.

Abstract—Skin detection has been used in many applications, in some of them, it was necessary a pre-processing to identify human skin in them. Therefore, a robust validation it is required to turn the algorithm reliable. In this work, it is shown an application of a skin detection method for coloured images, which is performed using probabilities provided by colour histograms, furthermore, the performance of the classifier is evaluated. The proposed algorithm was validated in two databases, and the results of the area under the ROC curve were greater than 0,9.

Keywords—Skin Detection, Colour Histograms, Performance Evaluation.

I. INTRODUÇÃO

A detecção de pele tem como objetivo determinar em uma imagem (ou vídeo) regiões nas quais os *pixels* representam pele humana. Diversas aplicações são observadas com o seu uso, como por exemplo, reconhecimento de gestos e de faces e interfaces homem-máquina [1]. Várias técnicas têm sido propostas para realização de detecção de pele, dentre elas, técnicas com base na análise via intensidade de cor [2–4].

Este trabalho tem como objetivo avaliar o desempenho de um detector de pele, que se baseia na utilização de histogramas de cor no processo de detecção. Para isto, foi feita uma validação cruzada entre diferentes bases, a ECU [5] e a Jones & Regh [6], além de uma validação interna de cada base.

O artigo está dividido como se segue: a Seção II apresenta uma descrição dos conceitos sobre a detecção de pele utilizando histogramas de cor, a Seção III detalha os conceitos utilizados para avaliação de desempenho do detector de pele considerado nesse trabalho. Em seguida, a Seção IV apresenta os resultados de avaliação de desempenho para as diferentes bases de dados utilizadas. Por fim, as conclusões e propostas de trabalhos futuros são discutidas na Seção V.

¹Centro de Engenharia Elétrica e Informática, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB, Brasil. ²Bolsista do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). ³Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa-PB, Brasil. E-mail: oeslle.lucena@ee.ufcg.edu.br, italooliveira@copin.ufcg.edu.br, luciana.veloso@dee.ufcg.edu.br, waslon@cear.ufpb.br.

II. DETECÇÃO DE PELE BASEADO EM MODELOS DE HISTOGRAMA DE COR

Nesse trabalho foi utilizado o detector de pele proposto por Jones & Regh [6]. Esse algoritmo utiliza histogramas de cores para identificar se um *pixel* corresponde à região da imagem de pele ou de não-pele. Cada histograma possui 3 componentes para representar as intensidades das cores dos *pixels* nos canais vermelho, verde e azul (*Red, Green, Blue - RGB*), com 256 intensidades de cores por canal, representando até 16,7 milhões (256^3) de cores diferentes por histograma. As cores variam entre o preto ($RGB = [0, 0, 0]$) e o branco ($RGB = [255, 255, 255]$).

Os modelos são obtidos com o uso de um conjunto de imagens (base de dados) e suas respectivas máscaras, as quais se caracterizam por rótulos manuais indicando quais *pixels* na imagem representam ou não intensidades de cor de pele. Para criação dos modelos de histogramas de cor pele e não pele, utilizam-se as seguintes expressões, respectivamente:

$$P(\text{cor}|H_p) = \frac{H_p(\text{cor})}{N_p}, P(\text{cor}|H_{np}) = \frac{H_{np}(\text{cor})}{N_{np}} \quad (1)$$

em que $H_p(\text{cor})$ representa o número de *pixels* para uma dada cor de pele no histograma de pele e $H_{np}(\text{cor})$ representa o número de *pixels* para uma dada cor de não-pele no histograma de não-pele. N_p representa o número total de *pixels* do histograma de cor de pele e N_{np} representa o o número total de *pixels* para o histograma de cor de não-pele. Desse modo, para uma dada cor, $P(\text{cor}|H_p)$ representa a probabilidade condicionada de ser cor de pele dado o histograma de pele e $P(\text{cor}|H_{np})$ representa a probabilidade condicionada de ser cor de não-pele dado o histograma de não-pele.

Segundo Napela et al [7], uma redução no número de *bins* na construção de histogramas é eficaz e reduz o tempo computacional. Dessa forma, foram utilizados 64 *bins*, como valor ótimo, na construção dos histogramas de cor. Uma vez determinadas as probabilidades de cada pixel ser ou não ser de pele para toda a base de dados, um limiar é utilizado para classificação. Caso a razão entre a probabilidade da cor de ser pele sobre a de não ser pele for maior que uma dado limiar, este *pixel* é identificado como pele, caso contrário considera-se como não-pele. Ou seja,

$$\frac{P(\text{cor}|H_p)}{P(\text{cor}|H_{np})} \geq \Theta, \quad (2)$$

em que Θ é o limiar obtido da análise das detecções corretas e das falsas detecções calculados utilizando a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) [8].

III. AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

A curva ROC é uma representação gráfica utilizada para avaliar classificadores binários ao variar um determinado limiar [9]. A curva é gerada à partir da matriz de confusão, calculando-se as Taxas de Verdadeiros Positivos (TVP) e a Taxa de Falsos Positivos (TFP). Além da curva ROC, a Área Sob uma Curva (*Area Under the Curve* – AUC) é uma métrica que avalia o desempenho de classificadores, sendo calculada com base na matriz de confusão e área unitária seu valor ideal.

IV. RESULTADOS

Os experimentos descritos nesse trabalho foram realizados com as bases de dados de Jones & Regh [6] e a ECU [5]. As bases foram utilizadas da seguinte forma: Jones & Regh, 6839 imagens para treinamento e teste; e ECU, 2000 imagens para treinamento e teste. Nesse experimento, foi utilizado um computador com processador Intel® i7-3632QM, 8 GB de memória principal e sistema operacional *Windows 10 Home*. Todas as rotinas foram implementadas na Linguagem C++ e com uso da biblioteca OpenCV.

O experimento para avaliar o detector de pele desse trabalho consistiu nas fases de treinamento e validação. A fase de treinamento consiste na criação dos modelos de histogramas e a fase de validação consiste em gerar a curva ROC descrita na Seção III, de modo a avaliar o desempenho variando o limiar Θ . Para geração da curva ROC apresentado na Figura 1, variou-se o limiar Θ da Equação 2 no intervalo $[0, 10]$ com passo de 0,1, totalizando 101 iterações, com intuito de gerar um gráfico com maior representatividade visando extrair o Θ ótimo teórico [9].

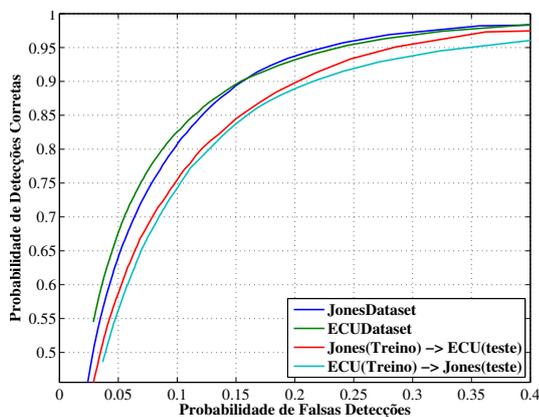


Fig. 1. Curvas ROC para análise de desempenho do algoritmo em diferentes bases de dados.

A Tabela I mostra os valores obtidos das AUC, TVP, TFP e Θ para o ponto de operação ótimos teórico dos testes realizados.

A Figura 2, ilustra a detecção de pele para $\Theta = 0,9$ e $\Theta = 1,3$, utilizando-se do conjunto de imagens *Jones & Regh* e *ECU*, respectivamente.

V. CONCLUSÕES

Os experimentos de avaliação subjetiva informais corroboraram os resultados da Tabela I, os quais mostram boas taxas de

TABELA I

RESULTADOS OBTIDOS DAS CURVAS ROC NOS EXPERIMENTOS PARA O PONTO ÓTIMO DE OPERAÇÃO.

Base de Dados	AUC	TVP	TFP	Θ
Jones & Regh [6]	0,92	89,4%	15%	0,9
ECU [5]	0,92	88,1%	13,7%	1,3
Jones & Regh (Treino) -> ECU (teste)	0,92	85,6%	15,9%	0,8
ECU (Treino) -> Jones & Regh (teste)	0,90	86,1%	16,8%	0,9

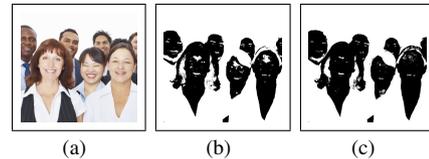


Fig. 2. Exemplo de aplicação do detector de pele. (a) Imagem original; (b) Detector de pele $\Theta = 0,9$ treinado na base de dados de Jones & Regh [6] e (c) Detector de pele com $\Theta = 1,3$ treinado na base de dados ECU [5].

acertos (TVP) para baixas taxas de erro (TFP), sendo maiores que 85% e abaixo de 20%, respectivamente. Como também, as AUC para foram maiores ou em torno de 0,9, validando o detector de pele implementado com a limitação de não corrigir variações de iluminação. Como trabalhos futuros, pretende-se implementar um detector de pele mais robusto considerando correções de luminosidade, validando por análise comparativa. Visando, assim, aumentar o desempenho do classificador.

REFERÊNCIAS

- [1] S. Kang, B. Choi, and D. Jo, "Faces Detection Method Based on Skin Color Modeling," *Journal of Systems Architecture*, vol. 64, pp. 100–109, 2015.
- [2] R. Khan, A. Hanbury, J. Stöttinger, and A. Bais, "Color Based Skin Classification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 2, pp. 157–163, 2012.
- [3] L. Zhengming, Z. Tong, and Z. Jin, "Skin Detection in Color Images," in *The 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology (ICCET 2010)*, vol. 1, April 2010, pp. 156–159.
- [4] P. Kakumanu, S. Makrogiannis, and N. Bourbakis, "A Survey of Skin-Color Modeling and Detection Methods," *Pattern Recognition*, vol. 40, no. 3, pp. 1106–1122, 2007.
- [5] S. Phung, D. Chai, and A. Bouzerdoum, "Adaptive Skin Segmentation in Color Images," *Proceedings of IEEE ICASSP*, vol. 3, pp. 353–356, April 2003.
- [6] M. J. Jones and J. M. Rehg, "Statistical Color Models with Application to Skin Detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 46, pp. 81–96, January 2002.
- [7] M. Kawulok, J. Kawulok, and J. Nalepa, "Spatial-based Skin Detection Using Discriminative Skin-presence Features," *Pattern Recognition Letters*, vol. 41, pp. 3–13, May 2014.
- [8] M. Sokolova and G. Lapalme, "A Systematic Analysis of Performance Measures for Classification Tasks," *Information Processing & Management*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2009.
- [9] T. Fawcett, "An Introduction to ROC Analysis," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, pp. 861–874, December 2005.