

CLASSIFICAÇÃO DE PIGMENTAÇÃO PARA NÍVEIS DE CROMINÂNCIA DA PELE

Leonardo G. Caetano Corrêa, Raul Feitosa, Ricardo Tanscheit

Departamento de Engenharia Elétrica
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

RESUMO

Este artigo foi elaborado com o objetivo de aprimorar um sistema de identificação de olhos baseado em critérios geométricos do formato elíptico destes. Para tanto, técnicas de processamento de imagem que permitissem destacar os olhos através da determinação de pigmentos da cor da pele humana foram implementadas. Através da aplicação da distribuição das amostras de pigmentos a um classificador Fuzzy k-Means, foi gerado um algoritmo capaz de diferenciar olhos e sobrancelhas com boa precisão. Como este aspecto é extremamente relevante ao sistema como um todo, esta implementação merece destaque nas áreas afins.

1. INTRODUÇÃO

A evolução tecnológica possibilitou ao homem desenvolver máquinas capazes de produzir milhares de cálculos em um curto espaço de tempo. Estas máquinas, conhecidas como computadores, tornaram-se ferramentas poderosíssimas para elaboração de sistemas industriais e comerciais. Um desses sistemas, que atualmente está sendo muito explorado, atua diretamente na área de segurança, onde o foco principal é a identificação de pessoas pela face.

Antes de aplicar alguma técnica que caracterize um determinado indivíduo para posterior identificação, é comum se fazer o enquadramento da imagem que focaliza o rosto. Desta forma, garante-se uma parametrização mais completa e robusta em relação às variações presentes no ambiente. Uma das metodologias atualmente utilizadas consiste em capturar dois pontos relativos aos olhos da face e, através das coordenadas dos mesmos, determinar uma região padrão, que geometricamente delimita a face projetada.

Visando a aprimorar os resultados apresentados em [7], que, por sua vez, aborda a identificação dos olhos dentro de uma imagem, foi desenvolvido um sistema de classificação de tipos de pele através do classificador Fuzzy k-Means. O objetivo foi melhorar os contornos dos objetos presentes na face, visto que em muitas imagens estes ficavam mesclados não permitindo interpretar sua

forma e, portanto, dificultando o reconhecimento dos olhos.

Ao longo do artigo são apresentados conceitos e processos que são fundamentais para se compreender como o sistema foi elaborado e porque se optou por utilizar um classificador fuzzy no mesmo. Na seção 2 é apresentado o método utilizado para preparar os dados de entrada do classificador. A seção 3 mostra como é criada a máscara de pigmentação de pele e explica a necessidade de classificar os padrões da amostra. Na seção 4 é explicado como funciona um classificador fuzzy K-Means e nas seções 5 e 6 são apresentados os resultados e as conclusões do artigo respectivamente.

2. CONVERSÃO RGB → YES

Qualquer cor pode ser expressa por uma combinação aditiva de cores primárias, como por exemplo, o vermelho (R), o verde (G) e o azul (B). Desta forma, criou-se um modelo conhecido como RGB. A estrutura deste modelo, pode ser representada por três matrizes sobrepostas com valores variados que geram as diferentes tonalidades de um pigmento (*figura-1a*).

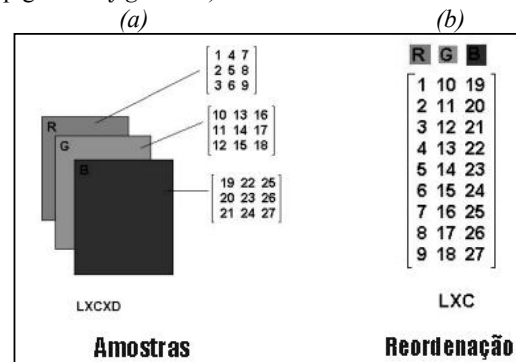


Figura 1 – (a) Formato RGB; (b) Reordenação das amostras de pele.

Elaborou-se um algoritmo capaz de selecionar, em uma determinada imagem, regiões que apresentassem pigmentação de pele humana, conforme pode ser visto a seguir na *figura 2*.



Figura 2 – Captura de amostra de pele.

As amostras de pele foram capturadas em diversas regiões do rosto de pessoas de raças distintas. Em seguida tiveram seus valores reordenados para cada componente do formato RGB, de modo que as matrizes sobrepostas fossem reorganizadas em três colunas onde seriam concatenados todos os seus respectivos níveis de espectro (figura 1b).

Após reordenar todas as amostras em uma matriz única, o próximo passo foi realizar a conversão para níveis de luminância e cromaticidade através da transformação YES (Yluminance Spectrum Saturation), conforme equação 1 abaixo.

$$[\text{YES}] = \begin{bmatrix} 0.2530 & 0.6840 & 0.0630 \\ 0.5000 & -0.5000 & 0 \\ 0.2500 & 0.2500 & -0.5000 \end{bmatrix} \cdot [\text{RGB}] \quad (1)$$

A grande vantagem em processar imagens com o formato YES está diretamente relacionada à robustez do sistema, no que diz respeito à tonalidade das cores devido às variações de iluminação do ambiente. Sendo assim, convertendo uma imagem para este formato é possível separar as componentes com menor sensibilidade à luz, neste caso os níveis de cromaticidade ES, e eliminar a componente que representa um grau elevado de variação na luminância do ambiente, no caso o Y (Iluminância).

3. FORMAÇÃO DA MÁSCARA

Para a formação da máscara binária, calculou-se a distância de Mahalanobis DM (equação 2) entre a média (μ) dos padrões de pele e cada pixel da imagem (\mathbf{x}) de entrada do sistema (também convertida para níveis ES de cromaticidade).

$$DM_i^2(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mu_i)^T C_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i) \quad (2)$$

Em seguida, determinou-se um limiar de aceitação. Os pixels que estivessem abaixo deste limiar seriam levados a “zero” (apagados), ao passo que os que estivessem acima, seriam levados a “um” (acesos), criando-se, assim, a máscara desejada, na qual apenas a região relativa a pigmento de pele estaria destacada.

Após vários testes, foi verificada a existência de pixels que deveriam estar acesos, evidenciando o contorno de objetos presentes no rosto, tais como: olhos, sobrancelhas,

nariz e boca. Desta forma, procurou-se encontrar uma solução para melhorar este detalhamento, e, assim, surgiu a ideia de classificar os tipos de pele para aumentar a precisão do sistema.

Observando a distribuição das componentes ES nas amostras padrão de pele, pode-se notar, traçando um gráfico da densidade de probabilidade dos padrões, que a mesma representava uma gaussiana.

O fato da distância de Mahalanobis utilizar a média e a covariância para calcular o seu valor em cada pixel, levantou a seguinte questão: será que uma única gaussiana é suficiente para representar a média dos níveis da amostra de pele? A resposta foi negativa, pois na distribuição ES das amostras encontravam-se muitos pixels com valores que diferiam em até 1000 unidades em relação à média. Com isto, concluiu-se que haveria a necessidade de separar os grupos que estivessem muito discrepantes.

Além disto, analisando os dados das amostras, verificou-se que apesar do nível de cromaticidade diminuir os problemas das variações de luminosidade, o pigmento da pele negra diferia muito em relação ao da pele branca no que diz respeito ao componente de espectro da cor. Desta forma, optou-se por implementar um algoritmo classificador que, de certa forma, separasse os grupos das amostras de pele em três classes diferentes. Em termos representativos pode-se dizer que um grupo seria formado pela raça negra, onde a luz é melhor absorvida, o outro seria o da raça branca que reflete mais este espectro e por fim um grupo intermediário que representaria a raça parda

4. SISTEMA FUZZY K-MEANS

O sistema escolhido para classificar as amostras de pele foi o classificador fuzzy k-means. O princípio de funcionamento deste algoritmo reúne a simplicidade do classificador k-means (k vizinhos mais próximos) com a flexibilidade de um sistema fuzzy, no que se refere aos graus de pertinência que definem como um padrão está relacionado a classes distintas.

Para melhor compreender o funcionamento do método de classificação implementado, é importante apresentar como o classificador de distância k-means é executado e como o conceito fuzzy é incluído no processo de classificação de imagens.

Primeiramente, o classificador k-means necessita de que o número de classes que se quer formar seja definido. Escolhida esta quantidade, deve-se definir a localização dos centróides de cada classe, estes valores, inicialmente, podem ser selecionados aleatoriamente. Em seguida, calcula-se a distância euclidiana entre cada padrão e os centróides de cada classe. Feito isto, os centróides são recalculados e atualizados. O processo se repete até que não haja mais mudança no cálculo dos centróides.

A regra de decisão que determina a qual classe um determinado padrão irá pertencer, utiliza as distâncias dos k vizinhos mais próximos do padrão. Identifica-se a qual

classe a maioria deles pertence, esta será a classe que o elemento pertencerá.

Existem outros algoritmos que são aplicados somente para determinar os melhores valores de k. Entretanto, os mesmos não serão aqui abordados, podendo ser melhor estudados em livros especializados.

O classificador fuzzy K-means é uma generalização no âmbito da lógica difusa do algoritmo k-means. Associa cada padrão desconhecido a todas as classes criadas, porém com diferentes graus de pertinência. O seu princípio de funcionamento pode ser implementado em um algoritmo da seguinte forma:

Inicialmente, são fornecidos: os padrões que a amostra contém, o número de classes que se pretende criar, o grau de nebulosidade (r) e os valores iniciais de pertinência de cada padrão em relação a cada classe (aleatórios).

São calculados, então, os centróides de cada classe através da média ponderada dos padrões em relação aos seus respectivos graus de pertinência referentes às classes.

Com estes centróides, a distância euclidiana de cada padrão ao centróide de cada classe é calculada.

Quando a distância for igual a zero o grau de pertinência será um para a classe em questão e zero para as demais. Caso contrário, será recalculado o grau de pertinência do padrão para cada classe do sistema de acordo com a equação 3.

$$y_{ij} = \left(1/d_{ij}\right)^{1/(r-1)} / \left[\sum_{k=1}^c \left(1/d_{ik}\right)^{1/(r-1)} \right] \quad (3)$$

O processo se repete até que o centróide de cada classe permaneça constante.

5. RESULTADOS

O classificador fuzzy k-means foi, então, aplicado nos padrões de amostras de pele, caracterizando 3 classes distintas de acordo com os níveis de crominância dos pixels (figura 3).

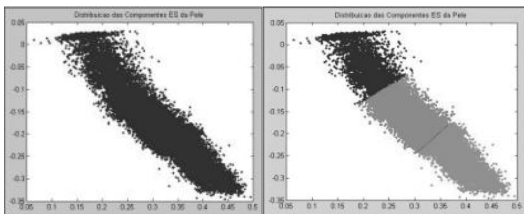


Figura 3 – Classe original e divisão em 3 classes.

Com isto, para cada pixel da imagem original, obtiveram-se três distâncias de Mahalanobis calculadas com base nas médias e nas covariâncias de cada classe. Tais distâncias foram comparadas com um limiar L pré-definido, onde, caso uma das três fosse inferior a L, a imagem original teria o pixel levado a “um”, caso contrário o mesmo seria levado a “zero” (apagado).

A máscara binária obtida dos pigmentos de pele se mostrou muito superior quando a classificação fuzzy k-means foi implementada, observe a figura 4.



Figura 4 – Processamento com 1 e com 3 gaussianas.

Note que no contorno dos olhos e sobrancelhas da primeira imagem não se discrimina os objetos, ou seja, considerou-se que pixels entre os olhos e as sobrancelhas deviam ser apagados. Porém, na segunda imagem esta separação é mais evidente o que permite um melhor detalhamento na formação da máscara.

Verificou-se também durante os testes, que quanto mais próximo de 1 fosse o limiar L, mais informações da imagem original eram apresentadas, porém o fundo da imagem se tornava mais difícil de se eliminar. Por outro lado, se o L fosse um pouco menor que 1 (L = 0,9) o fundo se tornava mais fácil de ser eliminado, contudo aumentava o ruído nas áreas de pele.

A solução encontrada mesclou as vantagens de cada caso processando duas máscaras. A primeira usava L igual a 0,9 e a segunda L igual a 0,99999999.

Com a máscara utilizando L igual a 0,9, pôde-se retirar o fundo aplicando técnicas de fechamento e de preenchimento. Criou-se, assim, uma máscara com o recorte perfeito das áreas onde existia pigmento de pele, conforme mostrado na figura 5.

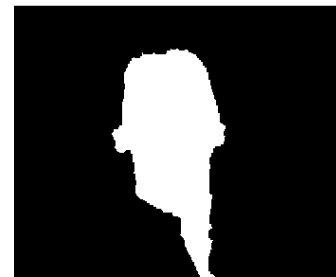


Figura 5 – Máscara do rosto.

Usando, em seguida, L=0,99999999, pôde-se dar um realce melhor à imagem, de forma que os olhos ficassem destacados dos demais objetos.

Multiplicando uma máscara pela outra se obteve uma figura livre de ruídos e com poucos objetos (figura 6), o que simplificou o processamento do algoritmo e tornou mais eficaz a identificação dos olhos a partir de critérios geométricos.

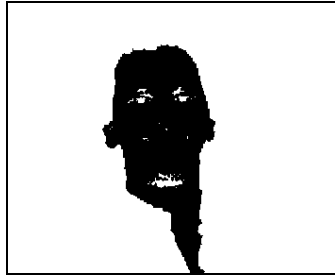


Figura 6 – Composição das máscaras.

6. CONCLUSÕES

O objetivo deste trabalho foi aprimorar o sistema de identificação de olhos desenvolvido em [7]. A inclusão da classificação fuzzy k-means no processo, separando as amostras de pele em três classes diferentes, propiciou um ganho relevante na identificação dos detalhes de contorno dos objetos presentes no rosto. Entretanto, isto envolveu um custo operacional maior, o que deixou o processamento do algoritmo mais lento.

Apesar do sucesso desta implementação, para se aplicar um sistema completo de identificação de objetos na face, é preciso melhorar a definição da imagem original. Desta forma, em trabalhos futuros, deve-se capturar imagens com menos reflexos de iluminação para realçar os detalhes do rosto e procurar critérios geométricos que

permitam identificar as formas escolhidas, como, por exemplo, as medidas elípticas dos olhos.

11. REFERÊNCIAS

- [1] Park, “Detection of Human Faces Using Skin color and Eyes”, Chonbuk, South Korea, 2000 IEEE.
- [2] Saber, Murat Tekalp, “Face Detection and Facial Feature Extraction Using Color, Shape and Symmetry-Based Cost Functions”, University of Rochester, NY, 1996 IEEE.
- [3] Srisuk, Kurutach, “New Robust Distance Face Detection”, University of Technology, Bangkok , Thailand, 2001 IEEE.
- [4] Gao, Leung, Laver, “Face Recognition Using Line Edge Map”, Member IEEE, 2002.
- [5] Srisuk, Kurutach, “New Robust Face Detection in Color Images”, University of Technology, Bangkok , Thailand, 2002 IEEE.
- [6] Chia Fu, Lai, Lou, Pao, “Face Detection and Eye Localization by Neural Network Based Color Segmentation”, National Chiao Tung University, Hsinchu, Thailand, 2000 IEEE.
- [7] Leonardo Corrêa, “Localização dos Olhos na Face utilizando Segmentação de Pele, Morfologia e Critérios Geométricos”, PUC-Rio, 2004.