

RECONOCIMIENTO DE PIEL

Álvaro Anzueto Ríos 1, aanzuetor@ipn.mx

*Rodolfo Rubén Álvarez González 2,
ralvarezg0803@ipn.mx*

Rafael Santiago Godoy 3, rsantiagog@ipn.mx

Unidad Profesional Interdisciplinaria de
Ingenierías y Tecnologías Avanzadas (UPIITA) 1,2,3
Instituto Politécnico Nacional

Resumen

El reconocimiento de piel es muy importante en muchas áreas de investigación sobre visión artificial y sistemas de seguridad, ya que una de sus aplicaciones es en el reconocimiento de rostros identificando las áreas con piel. El propósito de este artículo es el reconocimiento de las regiones de piel en una imagen.

Contenido

El procesamiento de imágenes se emplea con varios tipos de formatos, entre ellos RGB y YCbCr. RGB es un modelo muy frecuentemente utilizado en la adquisición de las imágenes, el cual utiliza filtros rojos (RED), verdes (GREEN) y azules (BLUE), como lo dicen sus siglas en inglés, las cuales obtienen la información de los colores de la imagen que tienen una resolución de 8 bits por canal, donde 0 es ausencia de color y 255 es la máxima intensidad del canal de color. Es decir que cada capa tiene 256 niveles ya sea rojo, verde o azul y combinándolos puede representar una gama de más de 16 millones de colores. YCbCr es un modelo más cercano a la interpretación humana de los colores, brillo, intensidad [1], que actualmente es el formato utilizado en la T.V digital y Video Digital. YCbCr usa coordenadas cartesianas para describir las bases de color. En el formato YCbCr los colores de la piel están distribuidos en los planos Cb, que es crominancia azul y Cr, que es crominancia en rojo, y el plano Y representa a la iluminancia [2]. Esto quiere decir que se puede descartar los componentes de Y.

RGB es un modelo de colores donde las tres capas de colores están adicionadas para reproducir todos los colores, en cambio YCbCr es un modelo actual de una familia de espacios de colores. La siguiente ecuación representa la relación entre los modelos RGB y YCbCr [3].

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ -0,1687 & -0,3313 & 0,5 \\ 0,5 & -0,4187 & -0,0813 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix}$$

Los sistemas de seguridad que utilizan visión artificial han utilizado diferentes técnicas para obtener patrones de información que identifiquen sujetos. Una de las técnicas utilizadas es el reconocimiento de rostros. Para la localización de rostros se utiliza el reconocimiento de piel. Una de las dificultades del reconocimiento de piel en RGB son las variaciones de las tonalidades debido a la iluminación; en cambio en YCbCr no importa la iluminancia.

Metodología

Aplicando una metodología estadística para identificar la piel, es importante crear una base de datos que contenga los patrones de todas las tonalidades de piel que va a reconocer, desde una tez blanca

hasta una morena. La construcción de dicha base de datos es como se muestra en el siguiente diagrama de bloques.

La obtención de una muestra de datos, sin importar el tipo de cámara, se adquiere una imagen de donde se toma un segmento de la imagen ya procesada en formato YCbCr, que contenga la información de piel.



Figura 1: Imagen Original

Este proceso se repite para tener muestras de todas las tonalidades de piel en forma matricial para poder realizar su representación en un histograma que es una función discreta que representa el número de píxeles en la imagen en función de los niveles de intensidad, g [5]. La probabilidad $P(g)$ de ocurrencia de un determinado nivel g se define como:

$$P(g) = \frac{N(g)}{M}$$

Donde M es el número de píxeles en la imagen y $N(g)$ es el número de píxeles en el nivel de intensidad g . Como con cualquier distribución de probabilidad todos los valores de $P(g)$ son menores a 1 y la suma de todos los valores de $P(g)$ es 1.

Posteriormente se procedió a realizar un modelo matemático del histograma en 3D, por lo que se aproximó el modelo a una campana gaussiana o también conocida como distribución normal de probabilidad; es uno de los ejemplos más importantes de una distribución de probabilidad [4].

La función de densidad para una variable está definida por:

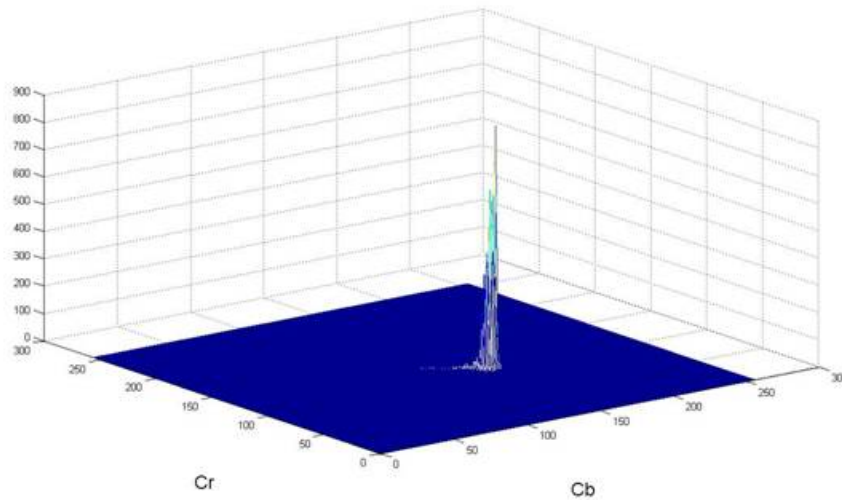


Figura 2: Histograma

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Donde μ y σ son la media y la desviación estándar, respectivamente.

Pero para nuestra aplicación utilizamos la función de densidad de dos variables que está definida por:

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{(x-\mu_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-\mu_y)^2}{\sigma_y^2}\right)}$$

Donde μ_x y σ_x son la media y la desviación estándar de Cb, respectivamente, y μ_y y σ_y son la media y la desviación estándar de Cr, respectivamente.

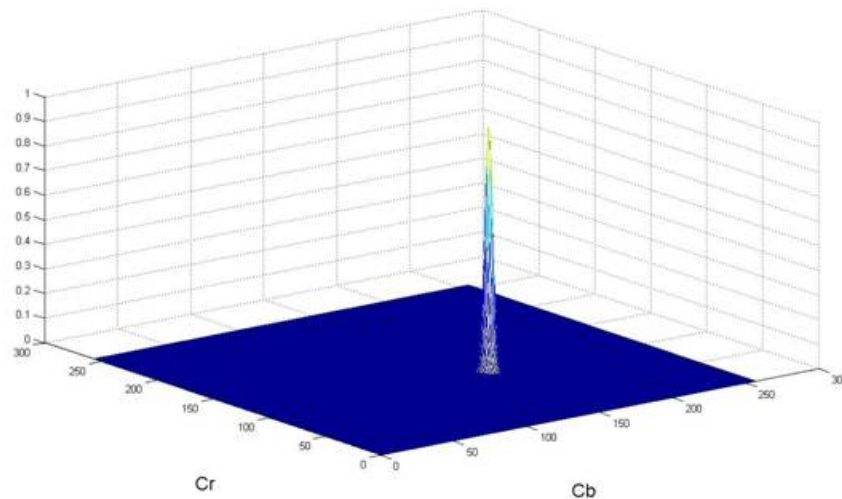


Figura 3: Campana Gaussiana

Al binarizar la imagen con base al modelo matemático, es decir, si el pixel tiene una probabilidad mayor a 0.1 de ser piel la pone en nivel alto "1", de lo contrario el pixel se queda en estado bajo "0".

Resultados

Obtuvimos una imagen binaria donde las tonalidades blancas son los pixeles que representan la piel.

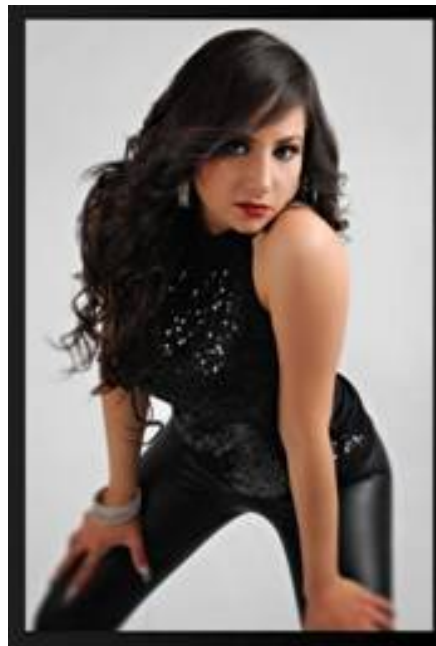


Figura 4: (a) Imagen original (b) Imagen procesada con el reconocimiento de piel.

Conclusiones

Este artículo mostró un método para poder detectar la piel dentro de una imagen, pasándola de un formato RGB a un formato YCbCr para su mejor procesamiento. También se mostró que el modelo realizado para la identificación de piel está en función de una base de datos que contenga las probabilidades de todas las tonalidades de piel. Como trabajo futuro se empleará un algoritmo para el reconocimiento de rostros en base al reconocimiento de piel.

Anexo: código utilizado

```

clc, close all, clear all;
A=rgb2ycbcr(imread('piel.JPG'));
[b1,c1] = imcrop(A);
CB1 = b1(:,:,2);
CR1 = b1(:,:,3);
CBT = [CB1(:)];
CRT = [CR1(:)];
histo = zeros(256,256);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
MCB = sum(CBT)/length(CBT);
MCR = sum(CRT)/length(CRT);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
SIGCB = sqrt((1/(length(CBT)-1))*(sum((CBT-MCB).^2)));
SIGCR = sqrt((1/(length(CRT)-1))*(sum((CRT-MCR).^2)));

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

for i = 1:length(CBT)
histo(CBT(i),CRT(i)) = histo(CBT(i),CRT(i))+1;
end
figure, mesh(histo)
xlabel('Cb', 'fontsize', 18), ylabel('Cr', 'fontsize', 18)

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
for x = 1:256
for y = 1:256
a = ((x-MCB)/SIGCB)^2;
b = ((y-MCR)/SIGCR)^2;
gausss(x,y) = exp((-1/2)*(a+b));
end
end
figure, mesh(gausss)
xlabel('Cb', 'fontsize', 18), ylabel('Cr', 'fontsize', 18)

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
[fil,col, capa] = size(A);
salida = zeros(fil,col);
for i = 1:fil
for j = 1:col
x = double(A(i,j,2));
y = double(A(i,j,3));
a = ((x-MCB)/SIGCB)^2;
b = ((y-MCR)/SIGCR)^2;
gausss = exp((-1/2)*(a+b));
if gausss > 0.1
salida(i,j) = 1;
end
end
end
figure, imshow(salida)

```

Referencias

[1] M. Md Kamal, H. Hashim, N. Ishak¹ and A. Ibrahim, *Supervised Learning of ANN for Plaque Lesion Discrimination Based on Chromatic Color Indices*, Faculty Electrical Engineering Universiti Teknologi MARA 40450 Shah Alam, Selangor, Malaysia.

[2] Fredrik Kristensen, Peter Nilsson, and Viktor Öwall, *Background Segmentation Beyond RGB*, CCCD, Dept. of Electroscience, Box 118, Lund University, SE-221 00 Lund, Sweden.

[3] Narong Mettripun, Thumrongrat Amornraksa, *Performance Comparison of Digital Watermarking for Scanned Document in RGB and YCbCr Channels*, Multimedia Communication Laboratory, Computer Engineering Department, Faculty of Engineering, King Mongkut's University of Technology Thonburi 126 Pracha-uthit Rd., Bangmod, Thungkru, Bangkok, 10140, Thailand.

[4] Murray R. Spiegel, John Schiller, R. Alu Srinivasan, *Probabilidad y Estadística*, pp. 118-119, 2^a Edición, Mc Graw Hill.

[5] Gonzalo Pajares, Jesús M. de la Cruz, *Visión por Computador: Imágenes digitales y aplicaciones*, pp. 96, 2002, Alfa Omega grupo editor.