

Universidad de Cienfuegos “Carlos Rafael Rodríguez”

Facultad de Ingeniería

Carrera de Ingeniería Informática



Trabajo de Diploma

Para optar por el título de ingeniería informática

Título: “Estudio experimental de reconocimiento de piel en imágenes de manos a color utilizando modelos estadísticos.”

Autor: Yulienny Moreno Bandomo.

Tutores:

Lic. Yaima Toledo Guerra.

Dr. Eduardo René Concepción Morales.

Curso: 2012-2013.

Declaración de autoría.

Declaro que soy el único autor de este trabajo de diploma titulado “Estudio experimental de reconocimiento de piel en imágenes de manos a color utilizando modelos estadísticos” y por este medio reconozco al Departamento de Informática de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Cienfuegos “Carlos Rafael Rodríguez” con todos los derechos patrimoniales del mismo.

Para que así conste firmamos la presente a los ____ días del mes de _____ de 2013.

Autor: Yulienny Moreno Bandomo.

Firma Tutor

Dr. Eduardo R. Concepción Morales.

Firma Tutor

Lic. Yaima Toledo Guerra.

Dedicatoria.

Dedico este trabajo a mi mamá en especial, por haber estado todos estos años guiándome por el buen camino, brindando lo mejor de ella en todo momento y por ser la madre que todos desearían tener en este mundo.

A mi papá por estar ahí a la hora que fuese necesario dando su mejor apoyo y dedicación y a mis abuelos que no han hecho más por mí porque no tienen poderes sobrenaturales, a todos, LOS QUIERO.

Agradecimientos.

Quisiera agradecer a tantas personas que no me alcanzaría esta hoja para escribir todos los nombres, no solo los que me ayudaron en la realización de este trabajo sino aquellos que de una forma u otra estuvieron siempre todos estos años brindando a cambio de nada su apoyo incondicional.

Quiero agradecer primero que todo a Yuniesky que ha sido mi hermano desde siempre y me ha apoyado incondicionalmente todos estos años.

A mi otro hermano “EL MÁS PRIETO” por siempre estar ahí brindando su amistad y su sinceridad ante todo.

Al “colorao”, que sus consejos siempre me han ayudado mucho, siempre le voy estar agradecido por dárme los.

A mi tío Iván por darme ese primito que tanto quiero y que le ha dado a mi abuelita mucho más ánimo de seguir adelante a pesar de los problemas de salud que presenta.

A mi tutora que me ha resistido estos meses, gracias por brindarme todo su apoyo y compartir su tiempo y sus conocimientos conmigo.

A la señorita Yaimara que en estos cinco años que llevo estudiando con ella se ha convertido en mi mejor amiga, gracias por todo.

A mis tíos Jorge, Ana, Veliz, Miraida, sé que de ellos siempre se puede esperar lo mejor.

En fin a todos los que han hecho posible que yo pudiera estar todos estos años en la universidad dando siempre un voto de confianza.

Resumen.

El reconocimiento de las manos es uno de los temas más estudiados dentro del campo de la visión por computadora, área dentro de la cual se encuentra enmarcada esta investigación. El objetivo principal de este trabajo es desarrollar un estudio experimental utilizando la detección de la piel mediante algoritmos basados en modelos estadísticos. Esta investigación surge a partir de la necesidad de determinar cuál de los algoritmos reconoce mejor las manos mediante la detección de piel.

Asimismo, se presenta un estado del arte sobre el reconocimiento de piel en imágenes a color, dando a conocer conceptos generales relacionados con el tema y profundizando acerca de los sucesos que ocurren dentro del procesamiento de imágenes, así como los modelos de color más utilizados en las técnicas de reconocimiento de piel en imágenes. Se muestran los principales modelos matemáticos encontrados en la literatura actualizada, identificando los que se utilizarían luego para la experimentación en los algoritmos seleccionados.

Para evaluar el grado de relevancia de la piel detectada obtenida en cada uno de los algoritmos, se realizó el proceso de detección sobre bases de datos de imágenes, permitiendo observar el comportamiento de cada algoritmo y poder determinar cuál de ellos ofrece los mejores resultados.

Abstract.

The recognition of the hands is one of the most studied topics in the field of computer vision, the area within which it is framed this research. The main objective of this work is to develop a study using experimental skin detection using algorithms based on statistical models. This research arises from the need to determining which of the algorithms best hands recognized by detecting skin.

It also presents a state of the art on skin recognizing images color, revealing general concepts related to the topic and deepening about the events that occur within the processing images and more color models used in techniques skin recognizing images. Shows the main models mathematicians found in current literature, identifying which would use then for experimentation in the selected algorithms.

To assess the degree of relevance of the detected skin obtained in each of the algorithms was the discovery process on image databases, allowing to determine the behavior of each algorithm and to determine which provides the best results.

Índice General.

INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO 1. ESTADO DEL ARTE SOBRE EL RECONOCIMIENTO DE PIEL EN IMÁGENES A COLOR.....	6
1.1 INTRODUCCIÓN.....	6
1.2 IMAGEN DIGITAL.....	6
1.3 TIPOS DE IMAGEN DIGITAL.....	7
1.3.1 <i>Imagen estática</i>	7
1.4 PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.....	11
1.4.1 <i>Segmentación</i>	11
1.4.2 <i>Filtrado</i>	12
1.5 RECONOCIMIENTO DE PIEL EN IMÁGENES.....	18
1.5.1 <i>Etapas de un sistema de reconocimiento de manos en imágenes</i>	18
1.6 TÉCNICAS UTILIZADAS EN EL RECONOCIMIENTO DE PIEL EN IMÁGENES.....	21
1.7 MODELOS UTILIZADOS EN LAS TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE PIEL EN IMÁGENES.....	22
1.7.1 <i>Modelo RGB</i>	22
1.7.2 <i>Modelo HSV</i>	22
1.7.3 <i>Modelo YCbCr</i>	23
1.8 CONCLUSIONES.....	24
CAPÍTULO 2. MODELADO DEL COLOR DE LA PIEL.....	26
2.1 INTRODUCCIÓN.....	26
2.2 RECONOCIMIENTO DE MANOS EN IMÁGENES DE COLOR. CONCEPTOS GENERALES.....	26
2.2.1 <i>Color</i>	26
2.2.2 <i>Reconocimiento de patrones</i>	26
2.3 MODELADO DEL COLOR DE LA PIEL EN IMÁGENES.....	28
2.4 MODELADO PARAMÉTRICO DE LA DISTRIBUCIÓN DE LA PIEL.....	28
2.4.1 <i>Modelo simple de Gauss</i>	28
2.4.2 <i>Modelo de mezcla de Gaussianas</i>	29
2.4.3 <i>Modelo de la frontera elíptica</i>	30
2.4.4 <i>Conclusión de métodos paramétricos</i>	31
2.5 MODELADO NO PARAMÉTRICO DE LA DISTRIBUCIÓN DE LA PIEL.....	31
2.5.1 <i>Lookup Table (LUT)</i>	31
2.5.2 <i>Clasificación bayesiana</i>	32

2.5.3 Mapas auto-organizativos.....	33
2.5.4 Modelo de Histograma.....	33
2.5.5 Conclusión de métodos no paramétricos.....	34
2.6 COMPARACIÓN ENTRE LOS MODELOS DE COLOR RGB Y HSV.....	34
2.6.1 Transformación de RGB a HSV.....	35
2.6.2 Transformación de HSV a RGB.....	36
2.7 CONCLUSIONES.....	37
CAPÍTULO 3. EXPERIMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS. 39	
3.1 INTRODUCCIÓN.....	39
3.2 CAMPANA GAUSSIANA.....	39
3.3 HERRAMIENTA UTILIZADA.....	42
3.4 DESCRIPCIÓN DE LOS ALGORITMOS SELECCIONADOS.....	43
3.4.1 Gauss Simple en el espacio RGB.....	44
3.4.2 Gauss Simple en RG - Normalizado.....	44
3.4.3 Basado en Histograma.....	45
3.5 DISEÑO DEL EXPERIMENTO.....	46
3.5.1 Bases de Datos de imágenes utilizadas en el experimento.....	46
3.6 EVALUACIÓN DE LOS RESULTADOS.....	48
3.7 CONCLUSIONES.....	55
CONCLUSIONES.....	56
RECOMENDACIONES.....	57
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	58
BIBLIOGRAFÍA.....	60
ANEXO-1.CÓDIGO DEL ALGORITMO GAUSS SIMPLE EN EL ESPACIO RGB.....	66

Tablas.

TABLA 3.1: PORCIENTO DE PIEL Y NO PIEL DE LA MUESTRA DE LA BASE DE DATOS #1.	49
TABLA 3.2: PORCIENTO DE PIEL Y NO PIEL DE LA MUESTRA DE LA BASE DE DATOS #2.	50
TABLA 3.3: PORCIENTO DE PIEL Y NO PIEL DE LA MUESTRA DE LA BASE DE DATOS #1.	51
TABLA 3.4: PORCIENTO DE PIEL Y NO PIEL DE LA MUESTRA DE LA BASE DE DATOS #2.	52
TABLA 3.5: PORCIENTO DE PIEL Y NO PIEL DE LA MUESTRA DE LA BASE DE DATOS #1.	53
TABLA 3.6: PORCIENTO DE PIEL Y NO PIEL DE LA MUESTRA DE LA BASE DE DATOS #2.	54
TABLA 3.7: RESUMEN DE PORCENTAJE PARA CADA ALGORITMO DE LA BASE DE DATOS #1.	55
TABLA 3.8: RESUMEN DE PORCENTAJE PARA CADA ALGORITMO DE LA BASE DE DATOS #2.	55

Introducción.

Breves antecedentes generales del tema.

Con el surgimiento del desarrollo científico técnico, el hombre tuvo la oportunidad de evolucionar en sus conocimientos, y a su vez implementó nuevas técnicas y medios para mejorar y automatizar su trabajo.[1]

El siglo XX, sin lugar a dudas fue decisivo en lo relacionado a los descubrimientos, pero el que más se hizo notar fue la invención de la computadora, la cual constituye un elemento facilitador de innumerables y complejas tareas, así como dispositivo para el almacenamiento y procesamiento de la información.[1]

En el campo de la visión por computadoras, la detección de manos, tanto en imágenes como en video, ha sido tema de estudio por varios años. La detección se ve afectada por la variabilidad en la apariencia de las manos. Esto contrasta, por ejemplo, con la detección de caras, que poseen una forma bien definida (dos ojos, una nariz, una boca), lo que facilita su detección por dispositivos comerciales tales como cámaras.

Una de las vías utilizadas para la detección de manos y caras está relacionada con la detección de la piel en las imágenes a color. La piel posee un rango bastante limitado de tonalidades, las cuales están dadas, fundamentalmente, por los efectos de la sangre y la melanina. Esta característica de la piel sugiere la posibilidad de utilizar un clasificador de los píxeles a partir de su color.[2]

A lo largo de estos últimos años se han desarrollado una gran variedad de técnicas y algoritmos que permiten resolver con mayor o menor grado de acierto el reconocimiento de las manos mediante la detección de la piel.

En el presente trabajo se realizará un estudio sobre modelos estadísticos existentes en el reconocimiento de la piel, para después utilizar imágenes a

color en un experimento y conocer cuál de estos resulta más efectivo en la detección de manos en imágenes a color.

Situación Problemática.

Para el análisis automático de detección de manos en imágenes a color, un paso importante es la utilización de algoritmos basados en métodos estadísticos que permiten la detección automática de la piel.

Por lo anteriormente expuesto, se define como **problema a resolver** ¿Cómo extraer una zona de piel en el proceso de detección de manos en imágenes a color con un alto grado de precisión?

Se identifica como **objeto de estudio** de este trabajo de investigación: las técnicas de reconocimiento de la piel y como **campo de acción** a desarrollar: las técnicas de reconocimiento de la piel basadas en modelos estadísticos.

A partir del problema planteado se define como **idea a defender**: La utilización de algoritmos, basados en modelos estadísticos, facilitará la detección automática de piel en imágenes de manos a color.

De este modo se define como objetivo general: Desarrollar un estudio experimental utilizando algoritmos basados en modelos estadísticos para la detección de piel en imágenes de manos a color.

De este objetivo general se han planteado los siguientes objetivos específicos:

1. Investigar sobre las técnicas de procesamiento de imágenes digitales para la aplicación en el problema de detección de manos.
2. Seleccionar los algoritmos que intervienen en el proceso de detección de piel en imágenes de manos a color.
3. Realizar experimentos comparativos de estos algoritmos.

4. Analizar los resultados obtenidos.

Para alcanzar estos objetivos se precisa la realización de diferentes **tareas de investigación** como son:

1. Recopilación de la información necesaria para el análisis de los temas relacionados con las técnicas de procesamiento de imágenes.
2. Estudio de algoritmos relacionados con el procesamiento de imágenes.
3. Diseño de la experimentación basado en un análisis comparativo de los algoritmos de detección de piel en imágenes de manos a color.
4. Análisis de los resultados de los algoritmos mediante tablas estadísticas y discusiones de los resultados.

El **aporte práctico** de este trabajo radica en las importantes valoraciones que se presentan en la comparación de los métodos estadísticos existentes para el reconocimiento de zonas de piel en imágenes de manos a color. Este es un aspecto que resulta muy importante para diseñar e implementar un sistema real de reconocimiento de manos en imágenes a color.

La presente investigación se encuentra estructurada en tres capítulos como se describe a continuación:

El primero de ellos recoge secciones referidas al tema de las técnicas de procesamiento de imágenes necesarias para la solución al problema de detección de piel a partir de modelos estadísticos.

El segundo capítulo describe generalidades de los modelos de detección de piel en imágenes de manos a color.

El tercer capítulo y final, diseño del experimento con los algoritmos de detección de piel en imágenes de manos a color.

Finalmente se encuentran las conclusiones y recomendaciones. Estas últimas, nacidas de aquellos deseos iniciales que, por razones que los superan incluso antes de la investigación, no llegaron a ser.

CAPÍTULO 1

CAPÍTULO 1. ESTADO DEL ARTE SOBRE EL RECONOCIMIENTO DE PIEL EN IMÁGENES A COLOR.

1.1 Introducción.

El reconocimiento de la piel en imágenes es una de las pericias utilizadas en la actualidad para muchas aplicaciones tanto gubernamentales como comerciales. En este capítulo se introducen una serie de conceptos generales sobre imagen digital, así como los procesos de tratamiento de imágenes que existen. Además se realiza una descripción de las diferentes técnicas existentes para el reconocimiento de la piel. También se aborda la definición de modelos que se utilizan para el procesamiento de éstas.

1.2 Imagen digital.

Una imagen digital se compone de una agrupación de píxeles, cada uno con un valor de intensidad o brillo asociado. Ésta se representa mediante una matriz bidimensional, de forma que cada elemento de la matriz se corresponde con cada píxel en la imagen. La representación de la información de una imagen se puede realizar de varias formas, pero independientemente de su formato se va a representar por píxeles.[3]

Píxel es la abreviatura de las palabras inglesas "*picture element*". Es el menor de los elementos de una imagen al que se puede aplicar individualmente un color o una intensidad o que se puede diferenciar de los otros mediante un determinado procedimiento. Cada píxel ofrece cierta información sobre una región elemental de la imagen. En las imágenes representadas en niveles de gris la información es el brillo. Mientras que en imágenes a color, la

información corresponde a la intensidad de cada una de las componentes de una base de color.[4]

1.3 Tipos de imagen digital.

La imagen digital es un producto del desarrollo de la informática que tiene como antecesor a la fotografía, (que toma como punto de partida un objeto del mundo real) y a la pintura, (donde la imagen ha sido creada por un artista). El principio básico de los multimedios permite violar la tradicional estructura del medio en sí, en la imagen digital se puede ver incluidos los dos hechos, la originalidad de la imagen cuando es tomada por primera vez, y luego el resultado de compresiones, optimizaciones, filtrados y otros procesos que forman parte del arte digital contemporáneo. La imagen digital toma vida mediante un archivo de diferentes formatos, que puede ser almacenado en una computadora, enviado por correo electrónico e incluso ser impreso.[5]

La presencia o no de movimiento en las imágenes digitales permite clasificarlas ante todo en dos grandes grupos, que difieren en cuanto a formato y tratamiento: la imagen estática y la imagen dinámica; esta última no será tratada en la investigación, solo se menciona los formatos *.gif animado, *.avi, *.mpeg y *.mov, son los más empleados actualmente para este tipo de imagen y que Adobe Premiere y Ulead Gif Animator son sin dudas software de buena elección para este tipo de trabajo.[5]

1.3.1 Imagen estática.

Las imágenes digitales estáticas se dividen en dos tipos: imágenes de mapa de bits y vectoriales. Esta no es una división tajante, ya que las imágenes vectoriales suelen admitir la incrustación de imágenes de mapa de bits en su interior y los programas especializados en dibujo vectorial (Adobe Illustrator, Macromedia Freehand y Corel Draw) cada vez tienen más cualidades de los

programas de tratamiento de imágenes de mapa de bits (Adobe Photoshop, o Corel Photopaint).[5]

1.3.1.1 Mapa de bits.

Dicho esto, hay que indicar que una forma muy importante de clasificar las imágenes de mapa de bits es saber cuánta información se asigna a cada píxel. Un píxel puede cobrar muchos valores (blanco y negro, grises, color, etc...). Esa es la base de la principal clasificación de las imágenes de mapa de bits (aunque en algunos aspectos es una clasificación un poco “mixta” y puede parecer un poco desordenada, se hace así por claridad explicativa).

Imágenes de 1 bit por píxel. En este tipo de imágenes cada celdilla (píxel) sólo puede tener uno de dos valores: uno o cero. Como basta 1 bit para definir esa alternativa, se les llama “imágenes de 1 bit” (también se les llama “imágenes de mapa de bits, de alto contraste, o de línea”).[5]



Figura 1.1: Imagen de 1 bit por píxel.

Imágenes de escala de grises (8 bits por píxel). Cada píxel puede tener 256 valores diferentes (las 256 posibilidades combinatorias de un byte u octeto). Este es el modo de las imágenes digitales de blanco y negro “normales”. Aunque pueda parecer increíble, en ellas se distinguen hasta 256 tonos diferentes de gris (y no suelen aparecer todos a la vez).[5]



Figura 1.2: Imagen de 8 bits por píxel.

Imágenes RGB o Lab (24 bits por píxel). Si se toma un píxel y se le asigna tres bytes, se dispone de 24 bits en tres grupos de ocho. Se puede “colorear” siguiendo el sistema de color de los monitores de televisión, que se basan en tres “canales” de luz de color (Rojo, Azul y Verde). De este modo se puede distinguir hasta 16.777.216 millones de tonos de color (256 Rojo x 256 Azul x 256 Verde).[5]

En realidad, lo que se hace es superponer tres canales de luz, uno rojo, otro verde y otro azul, cada uno con 256 posibilidades de tono.



Figura 1.3: Imagen de 24 bits por píxel.

Imágenes CMYK (32 bits por píxel). Si a cada píxel se le asigna 4 bytes, se podría representar (teóricamente) los valores CMYK propios de la cuatricromía

profesional (1 byte para el cian, otro para el magenta, otro para el amarillo y un cuarto para el negro. Este formato es transparente al usuario de computadoras, ya que los monitores son RGB y no CMYK, como es el caso de la impresión profesional).[5]

Imágenes en color de 8 bits o menos. Es lo que se llama color indexado. Lo que se hace es que se crea una tabla o índice de 256 colores y a cada uno de los posibles valores de un píxel se le asigna uno de ellos. Si la tabla se construye con menos posibilidades (16, por ejemplo), esa imagen no será un color indexado de 256 tonos sino uno de 16).[5]

1.3.1.2 Imagen vectorial.

Una forma muy distinta de formar una imagen es la de hacerlo mediante operaciones matemáticas. Es decir, en vez de trazar una retícula con miles o millones de puntos para trazar una línea, se le brinda a la máquina unas coordenadas x_1 e y_1 y se le pide que trace una línea hasta otras coordenadas x_2 e y_2 .[3]

Así se puede dibujar círculos, cuadrados, triángulos y miles de formas. Sin entrar en detalles, se dice que esta es la base de los llamados dibujos vectoriales. Los programas de dibujo vectorial se suelen representar de dos maneras: representación completa (es decir, tal cual se imprimirán), y como líneas (sólo el esqueleto de las formas básicas, mucho menos pesado para el ordenador).

Los trazados (líneas curvas o rectas propias de un dibujo vectorial) se pueden modificar fácilmente. Se almacenan en muy poco espacio y además, son independientes de la resolución, ya que no dependen de una retícula dada. Esto se basa en que cualquier operación geométrica es multiplicable o divisible en su conjunto sin que eso afecte al aspecto del resultado, sino sólo a su tamaño final.

Las imágenes vectoriales de dos dimensiones suelen tener varias partes. Sólo el contorno y el relleno serán visibles al imprimir. Lo demás son instrumentos de trabajo.[5]

1.4 Procesamiento de imágenes.

El procesamiento de imágenes tiene como objetivo mejorar el aspecto de las imágenes y hacer más evidentes en ellas ciertos detalles que se desean hacer notar. Dicho procesamiento, se puede, en general, hacer por medio de métodos ópticos, o bien por medio de métodos digitales, en una computadora.

1.4.1 Segmentación.

Es el proceso de dividir una imagen digital en varias partes (grupos de píxeles) u objetos. El objetivo de la segmentación es simplificar y/o cambiar la representación de una imagen en otra más significativa y más fácil de analizar. Se usa tanto para localizar objetos como para encontrar los límites de estos dentro de una imagen. Más precisamente, la segmentación de la imagen es el proceso de asignación de una etiqueta a cada píxel de la imagen de forma que los píxeles que compartan la misma etiqueta también tendrán ciertas características visuales generales.[6]

1.4.1.1 Umbral.

Los métodos del valor umbral son un grupo de algoritmos cuya finalidad es segmentar gráficos, es decir, separar los objetos de una imagen que interesen del resto. Con la ayuda de los métodos de valor umbral en las situaciones más sencillas se puede decidir qué píxeles conforman los objetos que se busca y qué píxeles son sólo el entorno de estos objetos. Este método es especialmente útil para separar el texto de un documento del fondo de la imagen (papel amarillento, con manchas y arruguitas por ejemplo) y así poder llevar a cabo el reconocimiento óptico de texto con más garantías de obtener el texto correcto. Esto es especialmente válido si se quiere digitalizar libros

antiguos, en los que el contraste entre el texto (que ya ha perdido parte de sus pigmentos) y el papel (oscurecido y manoseado) no es demasiado elevado.[6]

Como con todos los métodos de segmentación se trata de asignar cada píxel a un cierto grupo, llamado comúnmente "segmento". La imagen que se debe segmentar, como cualquier gráfico rasterizado, está compuesta por valores numéricos (uno o más valores de color para cada píxel). La pertenencia de un píxel a un cierto segmento se decide mediante la comparación de su nivel de gris (u otro valor unidimensional) con un cierto valor umbral. El nivel de gris de un píxel equivale a su nivel de luminosidad; el resto de la información sobre el color no se tiene en cuenta. Dado que esta comparación de valores se realiza individualmente para cada píxel, al método del valor umbral se le considera un método de segmentación orientado a píxeles.[6]

1.4.2 Filtrado.

El proceso de filtrado es un conjunto de técnicas englobadas dentro del procesamiento de imágenes cuyo objetivo fundamental es obtener, a partir de una imagen origen, otra final cuyo resultado sea más adecuado para una aplicación específica mejorando ciertas características de la misma que posibilite efectuar operaciones del procesado sobre ella.[7]

Existen varios tipos de filtrados dentro del procesamiento de imágenes, los principales objetivos que se persiguen con la aplicación de filtros son:

- Suavizar la imagen: reducir la cantidad de variaciones de intensidad entre píxeles vecinos.
- Eliminar ruido: eliminar aquellos píxeles cuyo nivel de intensidad es muy diferente al de sus vecinos y cuyo origen puede estar tanto en el proceso de adquisición de la imagen como en el de transmisión.
- Realzar bordes: destacar los bordes que se localizan en una imagen.

- Detectar bordes: detectar los píxeles donde se produce un cambio brusco en la función intensidad.

Por tanto, se consideran los filtros como operaciones que se aplican a los píxeles de una imagen digital para optimizarla, enfatizar cierta información o conseguir un efecto especial en ella.[7]

El proceso de filtrado puede llevarse a cabo sobre los dominios de frecuencia y/o espacio.

Filtrado en el dominio de frecuencia.

Los filtros de frecuencia procesan una imagen trabajando sobre el dominio de la frecuencia en la Transformada de Fourier de la imagen. Para ello, ésta se modifica siguiendo el Teorema de la Convolución correspondiente:

1. Se aplica la Transformada de Fourier,
2. Se multiplica posteriormente por la función del filtro que ha sido escogido,
3. Para concluir re-transformándola al dominio espacial empleando la Transformada Inversa de Fourier.

Teorema de la Convolución (frecuencia): $G(u, v) = F(u, v) * H(u, v)$

$F(u,v)$: transformada de Fourier de la imagen original.

$H(u,v)$: filtro atenuador de frecuencias.

Como la multiplicación en el espacio de Fourier es idéntica a la convolución en el dominio espacial, todos los filtros podrían, en teoría, ser implementados como un filtro espacial. En la figura 1.4 se muestra las etapas que intervienen en el filtrado en el dominio de frecuencia.

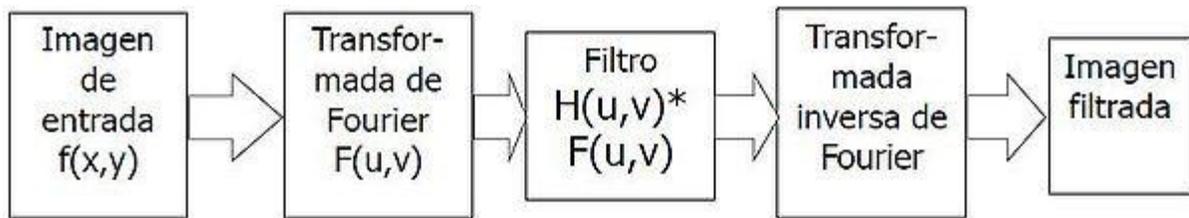


Figura 1.4: Etapas del procesamiento de imágenes en el dominio de la frecuencia.

Tipos.

Existen básicamente tres tipos distintos de filtros que pueden aplicarse:

Filtro paso bajo: atenúa las frecuencias altas y mantiene sin variaciones las bajas. El resultado en el dominio espacial es equivalente al de un filtro de suavizado, donde las altas frecuencias que son filtradas se corresponden con los cambios fuertes de intensidad. Consigue reducir el ruido suavizando las transiciones existentes.[7]

Filtro paso alto: atenúa las frecuencias bajas manteniendo invariables las frecuencias altas. Puesto que las altas frecuencias corresponden en las imágenes a cambios bruscos de densidad, este tipo de filtros es usado, porque entre otras ventajas, ofrece mejoras en la detección de bordes en el dominio espacial, ya que estos contienen gran cantidad de dichas frecuencias. Refuerza los contrastes que se encuentran en la imagen.[7]

Filtro paso banda: atenúa frecuencias muy altas o muy bajas manteniendo una banda de rango medio.

Ventajas

Método simple y sencillo de implementar.

Fácil asociación del concepto de frecuencia con ciertas características de la imagen; cambios de tonalidad suaves implican frecuencias bajas y cambios bruscos frecuencias altas.

Proporciona flexibilidad en el diseño de soluciones de filtrado.

Rapidez en el filtrado al utilizar el Teorema de la Convolución.

Desventajas

Se necesitan conocimientos en varios campos para desarrollar una aplicación para el procesamiento de imágenes.

El ruido no puede ser eliminado completamente.

Filtrado en el dominio del espacio.

Las operaciones de filtrado se llevan a cabo directamente sobre los píxeles de la imagen. En este proceso se relaciona, para todos y cada uno de los puntos de la imagen, un conjunto de píxeles próximos al píxel objetivo con la finalidad de obtener una información útil, dependiente del tipo de filtro aplicado, que permita actuar sobre el píxel concreto en que se está llevando a cabo el proceso de filtrado para, de este modo, obtener mejoras sobre la imagen y/o datos que podrían ser utilizados en futuras acciones o procesos de trabajo sobre ella.[7]

Los filtros en el dominio del espacio pueden clasificarse en:

- Filtros lineales.
- Filtros no lineales.

El concepto de *kernel* se entiende como una matriz de coeficientes donde el entorno del punto (x,y) que se considera en la imagen para obtener $g(x,y)$ está determinado por el tamaño y forma del kernel seleccionado. Aunque la forma y tamaño de esta matriz es variable y queda a elección de cada usuario, es común el uso de kernels cuadrados $n \times n$. Dependiendo de la implementación, en los límites de la imagen se aplica un tratamiento especial (se asume un marco exterior de ceros o se repiten los valores del borde) o no se aplica

ninguno. Es por ello, que el tipo de filtrado queda establecido por el contenido de dicho kernel utilizado (figura 1.5).

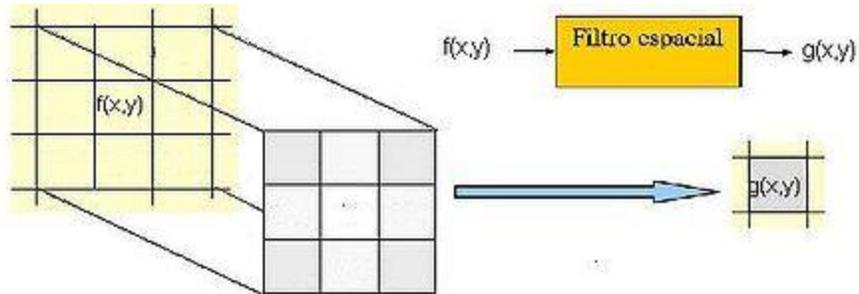


Figura 1.5: Filtrado espacial del kernel.[7]

Para realizar un filtrado en el dominio del espacio se realiza una convolución (barrido) del kernel sobre la imagen. Para ello se sigue el Teorema de Convolución en el espacio: $g(x,y) = h(x,y) * f(x,y)$

1. Cada píxel de la nueva imagen se obtiene mediante el sumatorio de la multiplicación del kernel por los píxeles contiguos: $g(x,y) = \sum \sum f(i,j) w(i,j)$
2. Generalmente se divide sobre cierto valor constante para normalizar que suele obtenerse de la suma de los valores del kernel empleado.

Tipos

- **Filtro paso bajo** (suavizamiento): utilizados para eliminar ruido o detalles pequeños de poco interés puesto que sólo afecta a zonas con muchos cambios. La frecuencia de corte se determina por el tamaño del kernel y sus coeficientes. Se emplean diversos kernels:
 - Promedio: promedio de píxeles vecinos (kernel de unos).
 - Paso bajo en frecuencia.
 - Media: reemplaza cada píxel por el valor medio de sus contiguos.

- Mediana: sustituye por el valor de la mediana de los píxeles vecinos (normalmente se comporta mejor que el de promedio).
- Gaussiano: aproximación a la distribución gaussiana.
- **Filtro paso alto** (atenuamiento): intensifica los detalles, bordes y cambios de alta frecuencia, mientras que atenúa las zonas de tonalidad uniforme. Esto permite una mejor identificación posterior de los objetos que se encuentren en la imagen, puesto que el brillo se hace mayor en las zonas con frecuencias más altas, al mismo tiempo que se oscurecen las zonas de frecuencias bajas. Es común la aparición de ruido tras el proceso.[7]
- **Realce de bordes por desplazamiento y diferencia:** sustrae de la imagen original una copia desplazada de la misma. Así, es posible localizar y hacer resaltar los bordes existentes y que se quieran obtener según el modelo de kernel aplicado:[7]
 - Horizontal.
 - Vertical.
 - Horizontal/Vertical (diagonal).
- **Realce de bordes mediante Laplace:** este tipo de filtros realza los bordes en todas direcciones (los resultados que se obtienen pueden considerarse como una “suma” de los obtenidos tras aplicar todos los modelos del tipo anterior). En esta ocasión se trabaja con la segunda derivada, que permite obtener unos mejores resultados, a pesar del aumento del ruido que se produce en la imagen.[7]
- **Resalte de bordes con gradiente direccional:** empleado para destacar y resaltar con mayor precisión los bordes que se localizan en

una dirección determinada. Trabaja con los cambios de intensidad existentes entre píxeles contiguos.[7]

- **DetECCIÓN DE BORDES Y FILTROS DE CONTORNO (PREWITT Y SOBEL):** al igual que los anteriores, se centra en las diferencias de intensidad que se dan pixel a pixel. Son utilizados para obtener los contornos de objetos y de este modo clasificar las formas existentes dentro de una imagen. Este tipo de filtros requieren un menor coste computacional.[7]

1.5 Reconocimiento de piel en imágenes.

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 el reconocimiento de manos identificando las áreas con piel.

1.5.1 Etapas de un sistema de reconocimiento de manos en imágenes.

Método de captura.

Para obtener los datos biométricos necesarios en este tipo de tecnología se hace uso de una cámara digital de baja resolución. La mano se coloca con la palma hacia abajo sobre una superficie plana que tiene 5 clavijas, que ayudan a alinear los dedos de la mano para asegurar una lectura exacta. La cámara captura entonces la imagen de la palma de la mano y su sombra. En la parte izquierda de la superficie plana, se coloca un espejo formando un ángulo de 60 grados; este espejo refleja hacia la cámara el perfil lateral de la mano.[8]

Pre-procesado de la Imagen.

Una vez capturada una foto de la mano se inicia el bloque de pre-procesado, en que se van a extraer los bordes de la imagen para su posterior entrada en el bloque de extracción de características.

El pre-procesado empieza traduciendo la imagen de color a una imagen en blanco y negro con alto contraste entre la mano y el fondo. Para conseguir este resultado se opera con las distintas componentes de color de la imagen y aprovechando que la piel posee una débil componente de azul. La operación realizada es:

$I_{ByN} = h(h(IR + IV) - IA)$ Donde I_{ByN} , IR , IV e IA son, respectivamente, la imagen en blanco y negro resultante y las componentes roja, azul y verde de la imagen original. La función h representa la función de estiramiento del histograma. Esta operación intenta eliminar aquellas zonas de la imagen con mayor componente azul que roja y verde, ya que la diferencia dará negativa (en la operación de estiramiento se realiza una eliminación de los valores negativos, igualándolos a 0). Con esta operación todo el fondo pasará a ser negro (valor 0) mientras que la mano, al tener una componente azul muy inferior a las otras dos componentes, pasará a tener valores cercanos a 1 (cercano al blanco).[8]

Tras realizar el paso a blanco y negro, la imagen se pasa a valores binarios utilizando un umbral. Este umbral ha sido seleccionado heurísticamente para que se eliminen valores no necesarios dados por brillos o ruidos en la imagen. A la imagen resultante se le puede aplicar un algoritmo de extracción de bordes basado en el operador de Sobel. Con esta última operación se obtiene una imagen binaria que representa el borde de la imagen y, por lo tanto, el contorno del dorso de la mano y el de su perfil.[8]

Extracción de Características.

Una vez obtenidos los contornos del dorso y del perfil de la mano, se realizan una serie de medidas que darán como resultado el vector de características correspondiente. Estas medidas se pueden dividir en cuatro tipos principales:

- Anchuras de cada uno de los dedos salvo el pulgar (w_{11} , w_{12} , w_{13} y w_{14} , para el dedo índice; w_{21} , w_{22} , w_{23} , w_{24} y w_{25} , para el dedo

medio w_{31} , w_{32} y w_{33} , para el dedo anular w_{34} y para el dedo meñique w_{41} , w_{42} , w_{43} y w_{44}). También se mide la anchura de la palma de la mano (w_0) y las distancias entre los tres puntos inter-dedo P1, P2 Y p3 en coordenadas tanto horizontal como verticales ($P1x-P2x$, $P1x-P3x$, $P1x-P2y$, $P1x-P3y$, donde los superíndices indican la coordenada tomada).[8]

- Alturas del dedo medio (h_3), del dedo meñique (h_2) y de la palma de la mano (h_1).
- Ángulos entre la línea de unión de los puntos inter-dedo y la horizontal: a_2 , para el ángulo entre P1-P2 y la horizontal; a_3 , para el ángulo entre P1-P3 y la horizontal.
- Desviaciones de los dedos con respecto a la línea recta ideal que deberían formar las falanges. Estas distancias se miden como la distancia del punto medio del contorno del dedo (por ejemplo P12 para el caso del dedo índice) y el punto medio de la recta definida entre el punto inter-dedo correspondiente (P1 en el mismo caso) y el punto más alto del contorno de ese dedo, en el que se hacen medidas (P14). De forma matemática para el dedo índice sería: donde los subíndices indican el punto medio y los superíndices la coordenada utilizada. De esta forma se obtiene $desv_1$, $desv_2$, $desv_3$ y $desv_4$ para los dedos índice, medio, anular y meñique respectivamente.

Después de extraer las características necesarias, se lleva a cabo el proceso de inscripción, en el módulo de inscripción, que para un sistema de geometría de la mano requiere de la captura de tres o cuatro imágenes de la mano, debido a que un número mayor implicaría una gran molestia al usuario y un número menor sería insuficiente para poder crear un patrón con garantías. Este tipo de tecnología biométrica cuenta con un Estándar Biométrico Internacional, creado por la ANSI, que es el ANSI INCITS 396-2005 Hand

Geometry Interchange Format, que define el formato de intercambio de información para almacenamiento y transmisión de la información recolectada de la silueta de la mano. Define el contenido y el formato de la información así como las unidades usadas para hacer la medición de las características de la geometría de la mano.[8]

1.6 Técnicas utilizadas en el reconocimiento de piel en imágenes.

En los últimos años los investigadores han dedicado gran esfuerzo al estudio de las diferentes modalidades de reconocimiento de la piel. Dentro de las características físicas o anatómicas más utilizadas para el reconocimiento de un individuo se encuentran las huellas dactilares, la silueta de la mano, la retina, el iris, las orejas. Todo este desarrollo se ha visto impulsado por el avance paralelo en el campo de las Tecnologías de la Informática y las Comunicaciones (TIC) y el surgimiento de un interesante campo de investigación llamado Biometría.[9]

La biometría (del griego bios vida y metron medida) es el estudio de métodos automáticos para el reconocimiento único de humanos basados en uno o más rasgos conductuales o rasgos físicos intrínsecos. En las TIC, la «autenticación biométrica» o «biometría informática» es la aplicación de técnicas matemáticas y estadísticas sobre los rasgos físicos o de conducta de un individuo, para su autenticación, es decir, “verificar” su identidad. En estos últimos años la biométrica ha crecido desde usar simplemente la huella dactilar, a emplear muchos métodos distintos teniendo en cuenta varias medidas físicas y de comportamiento. Las aplicaciones de la biometría también han aumentado desde sólo identificación hasta sistemas de seguridad y más.[10]

1.7 Modelos utilizados en las técnicas de reconocimiento de piel en imágenes.

1.7.1 Modelo RGB.

Es uno de los modelos más utilizados por los sistemas informáticos para reproducir los colores en el monitor y en el escáner. Está basado en la síntesis aditiva de las intensidades de luz relativas al rojo, al verde y al azul para conseguir los distintos colores; incluyendo el negro y el blanco. El nombre del modelo RGB viene de las iniciales, en inglés, de esos tres colores: Red, Green y Blue. Las imágenes con modelo RGB contienen tres planos de imágenes independientes, uno para cada color primario. Cuando estas tres imágenes son proyectadas a un monitor RGB, la pantalla de fósforo produce una imagen de color compuesto. El procesamiento de imágenes en color, utilizando el modelo RGB, toma sentido cuando las imágenes se expresan naturalmente en términos de tres planos de color. Actualmente muchas cámaras a color utilizadas para adquirir imágenes digitales, utilizan el formato RGB.[4]

1.7.2 Modelo HSV.

El modelo HSV fue creado en 1978 y está pensado en la definición del color que realizaría un artista. Las siglas H, S y V corresponden a Tono (hue), Saturación (saturation) y Valor (value) respectivamente. También se denomina HSB, siendo B el brillo (brightness). El sistema coordinado es cilíndrico, y el subconjunto de este espacio donde se define el color es una pirámide de base hexagonal. El área hexagonal corresponde a un valor de $V = 1$, conteniendo los colores más brillantes. El tono se mide como el ángulo alrededor del eje S. El rojo se sitúa a 0° , el verde a los 120° y el azul a los 240° . Los colores complementarios son aquellos que se encuentren a 180° del señalado. El rango de S se extiende desde 0 (coincidiendo con el eje de la pirámide) hasta 1, coincidiendo con el final del área hexagonal de la pirámide. El vértice

corresponde al negro con coordenadas $S = 0$ y $V = 0$. El blanco corresponde a $S = 0$ y $V = 1$. Los valores coincidentes con el eje de la pirámide son los grises. Cuando $S = 0$ el valor de H no es importante y se dice que está indefinido. Cuando $S > 0$, el valor de H empieza a tener importancia. Por ejemplo, el rojo puro se sitúa a $H = 0$, $S = 1$ y $V = 1$. Si se añade blanco disminuye S , pero no cambia el valor de V . Las sombras se crean manteniendo $S = 1$ y disminuyendo V . [4]

1.7.3 Modelo YCbCr.

YCbCr es una codificación no lineal del espacio de color RGB, usada comúnmente por los estudios de televisión europeos y en la compresión de imágenes. El color es representado por la luminancia (Y) y por dos valores diferentes de color (Cb y Cr) que son características colorimétricas del color. [4]

La luminancia es la cantidad lineal de luz, directamente proporcional a la intensidad física, y ponderada por la sensibilidad de la percepción humana visible al espectro. La luminancia puede ser calculada como la suma ponderada de los componentes lineales del espacio de color RGB. La obtención de este espacio de color a partir del RGB es la siguiente: [4]

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$

$$Cr = R - Y$$

$$Cb = B - Y$$

Siendo R , G y B los valores del canal rojo, verde y azul respectivamente.

La sencillez de la transformación y la separación explícita de las componentes de luminancia y de crominancia del color, hacen a este espacio de color un método atractivo para la modelización del color de la piel. [4]

1.8 Conclusiones.

En este capítulo se presentaron los principales aspectos teóricos relacionados con temas como procesamiento de imágenes, conceptos de imagen digital y los tipos de imagen digital que existen.

Además se abordaron temas específicos del reconocimiento de la piel, así como los espacios de color utilizados en las técnicas para dicho reconocimiento, seleccionando para la investigación el modelo RGB.

CAPÍTULO 2

CAPÍTULO 2. MODELADO DEL COLOR DE LA PIEL.

2.1 Introducción.

Es necesario observar que en la actualidad la matemática en general se ve reflejada en la solución de muchos problemas. En este capítulo serán tratados una serie de conceptos y definiciones relacionados con el reconocimiento de las manos en imágenes, conjuntamente con los modelos matemáticos basados en métodos estadísticos que dan solución a la detección de piel en imágenes a color.

2.2 Reconocimiento de manos en imágenes de color. Conceptos generales.

2.2.1 Color.

Es una sensación que producen los rayos luminosos en los órganos visuales y que es interpretada en el cerebro. Se trata de un fenómeno físico-químico donde cada color depende de la longitud de onda. Los cuerpos iluminados absorben parte de las ondas electromagnéticas y reflejan las restantes. Dichas ondas reflejadas son captadas por el ojo y, de acuerdo a la longitud de onda, son interpretadas por el cerebro. En condiciones de poca luz, el ser humano sólo puede ver en blanco y negro.[11]

2.2.2 Reconocimiento de patrones.

El reconocimiento de patrones es la ciencia que se ocupa de los procesos sobre ingeniería, computación y matemáticas relacionados con objetos físicos o abstractos, con el propósito de extraer información que permita establecer propiedades entre conjuntos de dichos objetos.[12]

Otras definiciones

La disciplina dedicada a la clasificación de objetos y el pronóstico de fenómenos.

Rama del conocimiento, de carácter multidisciplinario, cuyo objeto de estudio son los procesos de identificación, caracterización, clasificación y reconstrucción sobre objetos o fenómenos, así como el desarrollo de teorías, tecnologías y metodologías relacionadas con dichos procesos.[12]

2.2.2.1 Enfoques dentro del reconocimiento de patrones.

Estadístico:

Se basa en la teoría de la probabilidad y la estadística, utiliza análisis de varianzas, covarianzas, dispersión, distribución, etc.[12]

Geométrico (Clustering):

Los patrones deben ser graficables, en este enfoque se emplea el cálculo de distancias, geometría de formas, vectores numéricos, puntos de atracción, etc.[12]

Sintáctico-Estructural:

Estudia la estructura de los objetos, es decir, usa teoría de lenguajes formales, gramáticas, teoría de autómatas, etc.[12]

Neuro -Reticular:

Se utilizan redes neuronales que se “entrenan” para dar una cierta respuesta ante determinados valores.[12]

Lógico Combinatorio:

Se basa en la idea de que la modelación del problema debe ser lo más cercano posible a la realidad del mismo, sin hacer suposiciones que no estén fundamentadas. Se utiliza para conjuntos difusos y utiliza lógica simbólica, circuitos combinatoriales y secuenciales, etc.[12]

2.3 Modelado del color de la piel en imágenes.

El objetivo del modelado del color de la piel es construir una regla de decisión que discrimine o diferencie entre los píxeles de una imagen que corresponden al color de la piel y aquellos que no. Para ello se han utilizado diferentes métodos que se tratarán a continuación.

Definiciones explícitas de regiones de color.

Un método para construir un clasificador de piel consiste en definir específicamente los límites de la región correspondiente al color de la piel, a través de unas reglas numéricas. Este método es aplicable en diferentes espacios de color. La regla para una imagen en RGB es:[4]

$$\begin{aligned}
 &R > 95 \text{ and } G > 40 \text{ and } B > 20 \text{ and} \\
 &\max\{R, G, B\} - \min\{R, G, B\} > 15 \text{ and} \\
 &|R - G| > 15 \text{ and } R > G \text{ and } R > B
 \end{aligned}$$

La ventaja de este método es la simplicidad de las reglas de detección de piel que permiten la clasificación rápida de píxeles.

2.4 Modelado paramétrico de la distribución de la piel.

Los modelos paramétricos de la distribución de la piel estimulan la necesidad de desarrollar modelos de piel que sean compactos para algunas aplicaciones, así de esta forma permiten generalizar e interpolar los datos de la muestra, dicha estimulación es a causa de la dependencia de representación y los problemas de almacenamiento que muestran los modelos no paramétricos que serán mencionados más adelante.

2.4.1 Modelo simple de Gauss.

Se ha mostrado que la distribución del color de la piel de una persona bajo condiciones de un espacio de color RGB, RG normalizado o una luz fija sigue

una distribución gaussiana. Los algoritmos que se han escogidos para detección de piel y que se profundizaran más adelante en la investigación se basan en dicha distribución utilizando el espacio de color antes mencionado.[4]

La distribución del color de piel puede ser modelada por una función de densidad de probabilidad elíptica de Gauss definida como:[4]

$$p(c|skin) = \frac{1}{2\pi|\Sigma_s|^{1/2}} \cdot e^{-\frac{1}{2}(c-\mu_s)^T \Sigma_s^{-1}(c-\mu_s)}$$

siendo c un vector de color, y μ_s y Σ_s son los parámetros de la distribución (vector de medias y matriz de covarianzas, respectivamente). Los parámetros del modelo son estimados en la etapa de prueba por:

$$\mu_s = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n c_j; \quad \Sigma_s = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (c_j - \mu_s)(c_j - \mu_s)^T$$

donde n es el número total de ejemplos de color de piel c_j . La probabilidad $P(c|skin)$ puede ser usada directamente como la probabilidad de que el color c sea piel.[4]

2.4.2 Modelo de mezcla de Gaussianas.

Un modelo más sofisticado, capaz de describir formas complejas de distribución es el modelo de mezcla de gaussianas. Este modelo es la generalización del modelo de gaussiana simple. En este caso la función de probabilidad es:

$$p(c|skin) = \sum_{i=1}^k \pi_i \cdot p_i(c|skin)$$

Aquí k es el número de componentes de la mezcla. π_i son los parámetros de la mezcla, tal que:

$\sum_{i=1}^k \pi_i = 1$, y $P(c|skin)$ son las funciones de densidad de probabilidad de Gauss.

2.4.3 Modelo de la frontera elíptica.

Este modelo es rápido y simple en preparación y evaluación como el modelo simple de Gauss. Es definido como:

$$\Phi(c) = (c - \phi)^T \Lambda^{-1} (c - \phi)$$

El procedimiento del modelo de prueba consta de dos pasos:

- 1) Se elimina alrededor del 5% de los ejemplos del color de la muestra con bajas frecuencias para reducir el ruido y los datos despreciables.
- 2) Los parámetros del modelo ϕ y Λ son estimados utilizando:

$$\begin{aligned} \phi &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i; & \Lambda &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n f_i \cdot (c_i - \mu)(c_i - \mu)^T; \\ \mu &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n f_i c_i; & N &= \sum_{i=1}^n f_i; \end{aligned}$$

donde n es el número total de vectores de color de la muestra característicos c_i del conjunto de píxeles de piel de la muestra (que no es el número total de muestras). Y f_i es el número de muestras de piel del vector de color c_i . Los píxeles con color c son clasificados como piel cuando $\Phi(c) < \Lambda$, donde Λ es un valor umbral.[4]

2.4.4 Conclusión de métodos paramétricos.

Todos los métodos paramétricos descritos anteriormente operan en el plano del espacio de color de la crominancia, ignorando la información que aporta la luminancia. En general, las ventajas de esos modelos están en que son objetivos, repetibles, calibrados y fáciles de usar. [2]

2.5 Modelado no paramétrico de la distribución de la piel.

La idea clave de los métodos de modelado no paramétrico de la piel consiste en estimar la distribución del color de la piel por medio de una muestra de datos, sin derivar un modelo explícito. Generalmente, como resultado de la aplicación de estos métodos, se crea un mapa de probabilidad de piel (Skin Probability Map, SPM), que consiste en la asignación de una probabilidad a cada punto de los distintos espacios de color.[4]

2.5.1 Lookup Table (LUT).

Numerosos algoritmos de detección de piel utilizan un histograma basado en la segmentación de píxeles de piel. El espacio de color se cuantifica con un número determinado de intervalos, correspondiéndose cada uno con un rango particular o específico de color, compuesto por pares de valores (en representaciones en 2D), normalmente la crominancia sólo tiene un plano, o tríos (en 3D). Estos intervalos forman un histograma en 2D o 3D, que son referidos para mejorar la tabla LUT (Lookup Table). Cada intervalo almacena el número de veces que un color en particular aparece en las imágenes de muestra. Después de la etapa de prueba, los histogramas se normalizan, convirtiendo los valores de histograma en un modelo de probabilidad discreta:

$$P_{skin}(c) = \frac{skin[c]}{Norm}$$

donde el numerador, $skin(c)$, es el valor de intervalo del histograma, c es el vector de color y Norm es el coeficiente de normalización (sumatorio de todos los valores del histograma o el máximo valor de los intervalos. Los valores de la tabla de búsqueda constituyen la posibilidad de que un color sea piel.[4]

2.5.2 Clasificación bayesiana.

El valor de la probabilidad $P_{skin}(c)$ obtenida en el modelo LUT es una probabilidad condicional $P(c|skin)$, que es la probabilidad de observar el color c sabiendo que el píxel es piel. Una medida más apropiada para la detección de piel podría ser $P(skin|c)$, que es la probabilidad de observar piel en un píxel de color c . Para obtener esta probabilidad se utiliza la regla de Bayes:

$$P(skin|c) = \frac{P(c|skin)P(skin)}{P(c|skin)P(skin) + P(c|\neg skin)P(\neg skin)}$$

$P(c|skin)$ y $P(c|\neg skin)$ se obtienen directamente de los histogramas de color de piel y de los histogramas de no-piel. Las probabilidades $P(skin)$ y $P(\neg skin)$, pueden ser estimadas por el número total de píxeles piel y no piel obtenidos en las pruebas. La desigualdad $P(skin(c)) \geq \Lambda$, donde Λ es un umbral, puede ser usado como una regla de detección de piel. El valor de la probabilidad de que sea piel, $P(skin)$, afecta solo a la elección del umbral Λ . Se puede eludir la obtención explícita de la regla de bayes, dado que solamente se necesita conocer la relación de $P(skin|c)$ con $P(\neg skin|c)$ y no sus valores exactos. Usando dicha regla la relación $P(skin|c)$ y $P(\neg skin|c)$ puede ser escrito como:[4]

$$\frac{P(skin|c)}{P(\neg skin|c)} = \frac{P(c|skin)P(skin)}{P(c|\neg skin)P(\neg skin)}$$

2.5.3 Mapas auto-organizativos.

Los mapas auto-organizativos (SOM) fueron propuestos por Kohonen en la década de los 80. En la actualidad constituyen uno de los tipos de redes de neuronas artificiales más populares. En investigaciones anteriores fue propuesta una base de detección de piel mediante SOM. Dos SOM, una de solo-piel y otra de piel-no piel, fueron probadas con un conjunto de 500 imágenes etiquetadas manualmente. El rendimiento de los detectores fue probado utilizando un conjunto de imágenes de diferentes autores y con la popular base de datos de piel de Compaq. Fueron testados con el detector SOM numerosos espacios de color (RGB normalizado, tono - saturación, tono - saturación cartesiano y el plano de crominancia de TSL). Los resultados mostraron que los detectores de piel SOM no presentan cambios bruscos de rendimiento cuando utilizan diferentes espacios de color.[4]

2.5.4 Modelo de Histograma.

Las diferentes razas y tipos de iluminación provocan una gran diversidad y variabilidad en el color de la piel, la cual tiene una distribución de un cierto rango en el espacio de color. El modelo estadístico de histograma a color, se puede utilizar para detectar la piel, conocido como el método SPM (Mapa de Probabilidad de Piel). Muchos algoritmos usan el enfoque del histograma para segmentar o clasificar los pixeles de piel. El espacio de color es generalmente el plano de crominancia únicamente, y es cuantizado en bins, donde cada bins corresponde a un particular rango de componentes de color, estos pueden ser pares o triadas, y forman histogramas en 2D o 3D conocidos como LUT (tablas de búsqueda). Para la prueba se cuenta el número de veces que aparece un color particular en cada imagen y se guarda en un bins, después de la prueba el histograma es normalizado, y se convierten los valores del histograma a probabilidades discretas de distribución:[4]

$$P_{piel}(c) = piel[c] / Norm$$

Donde:

piel[c] es el valor del bin del histograma correspondiente al vector de color c.

Norm es el coeficiente de normalización (suma de todos los valores bin de todos los histogramas de la muestra, o el máximo valor de bin). Los valores normalizados de la LUT constituyen la verosimilitud que corresponde al color con respecto a la piel.[4]

2.5.5 Conclusión de métodos no paramétricos.

Las dos claras ventajas de los métodos no paramétricos consisten en que:

- Son rápidos para preparar y usar.
- Son teóricamente independientes de la forma de la distribución de piel.

Las múltiples desventajas están relacionadas con el espacio de almacenamiento requerido e inhabilitado para interpolar o generalizar la muestra de datos. Para reducir la cantidad de memoria necesaria y tener en cuenta la escasez de datos de la muestra, se utilizan espacios de color gruesos (128x128x128, 64x64x64, 32x32x32, etc.[2]

2.6 Comparación entre los modelos de color RGB y HSV.

En los modelos matemáticos antes expuesto se usa indistintamente los modelos de color RGB y HSV. Como saber cuál de estos brinda una vista más clara de los resultados de las imágenes.

Un modelo de color, es aquel modo que expresa la máxima cantidad de color o datos de color que pueden ser almacenados en un archivo gráfico o formato de imagen, permitiendo utilizar una cantidad de colores específica y una calidad de imagen que se adecue al tipo de trabajo que se va a realizar. Se puede decir entonces, que un modelo de color funciona como una especie de repositorio o almacén de todos los tipos de colores disponibles que pueden ser utilizados en

cada píxel de la pantalla, para lograr un efecto visual o la calidad de imagen que se requiere.[13]

El modelo RGB, utiliza sus tres colores básicos para crear una combinación de hasta 16.7 millones de colores que pueden ser mostrados por pantalla o impresos en cualquier impresora, le adiciona una intensidad a cada color en un número que va desde el 0 hasta el 255. También, pueden tomar un número hexadecimal muy utilizado en los diseños web que van desde #00 hasta el #FF. Entre las principales utilidades del modo de color RGB, se tiene el diseño web, ya que es muy fácil crear combinaciones de colores de hasta 24 bits por cada píxel de manera sencilla e, incluso, se puede combinar los colores utilizando porcentajes del color primario que se necesita. También puede ser utilizado para crear diseño gráfico simple y realizar ediciones de imágenes de manera rápida y eficiente.[13]

Mientras que el modelo HSV define un modelo de color en término de sus componentes, además que busca representar las relaciones entre los colores y mejorar el modelo RGB. Manteniendo el matiz, la saturación y el valor, HSV representa un valor tridimensional. El modelo RGB es una muy buena elección para las pantallas de ordenador, pero no deja describir lo que se ve en la vida diaria; un verde brillante, un rosa pálido, un rojo deslumbrante, etc. El modelo HSV tiene en cuenta esas características y si deja hacer todo lo antes expuesto. También HSV es especialmente útil en compresión de vídeo con pérdida, donde la pérdida de información del color es menos perceptible al ojo humano. HSV y RGB no son completamente independientes el uno del otro. El modelo RGB se puede transformar en un modelo HSV y viceversa.[13]

2.6.1 Transformación de RGB a HSV.

Sea *MAX* el valor máximo de los componentes (*R*, *G*, *B*), y *MIN* el valor mínimo de esos mismos valores, los componentes del espacio HSV se pueden calcular como:[14]

$$H = \begin{cases} \text{no definido,} & \text{si } MAX = MIN \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 0^\circ, & \text{si } MAX = R \\ & \text{y } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 360^\circ, & \text{si } MAX = R \\ & \text{y } G < B \\ 60^\circ \times \frac{B-R}{MAX-MIN} + 120^\circ, & \text{si } MAX = G \\ 60^\circ \times \frac{R-G}{MAX-MIN} + 240^\circ, & \text{si } MAX = B \end{cases}$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{si } MAX = 0 \\ 1 - \frac{MIN}{MAX}, & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$V = MAX$$

2.6.2 Transformación de HSV a RGB.

$$H_i = \left[\frac{H}{60} \right] \bmod 6, f = \frac{H}{60} - H_i, p = V(1-S), q = V(1-fS), t = V(1-(1-f)S)$$

$$\text{si } H_i = \left\{ \begin{array}{l} 0, \quad R = V \\ \quad \quad G = t \\ \quad \quad B = p \\ 1, \quad R = q \\ \quad \quad G = V \\ \quad \quad B = p \\ 2, \quad R = p \\ \quad \quad G = V \\ \quad \quad B = t \\ 3, \quad R = p \\ \quad \quad G = q \\ \quad \quad B = V \\ 4, \quad R = t \\ \quad \quad G = p \\ \quad \quad B = V \\ 5, \quad R = V \\ \quad \quad G = p \\ \quad \quad B = q \end{array} \right.$$

2.7 Conclusiones.

En este capítulo se ha abordado acerca de los principales modelos estadísticos de los cuales algunos como el Gauss Simple y el Basado en Histogramas, serán utilizados más adelante para la detección de la piel en imágenes a color, dando a conocer en cada uno de ellos su función de densidad así como los parámetros que utilizan y se muestra un resumen para los dos tipos de modelos que existen. También se desarrolla una comparación entre los espacios de color que utilizan dichos modelos y se muestra el proceso de transformación de un espacio de color a otro y viceversa.

CAPÍTULO 3:

CAPÍTULO 3. EXPERIMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS.

3.1 Introducción.

En este capítulo se dan a conocer algunos conceptos generales basados en el reconocimiento de manos en imágenes a color. Además se realizan experimentos para demostrar cuál de los modelos estadísticos antes mencionados realiza el análisis de detección de manos en imágenes a color con mayor precisión, para esto se utilizó unas bases de datos en las cuales aparecen diferentes imágenes y en condiciones diferentes. Además se describe el funcionamiento de los algoritmos y se visualizan los resultados mediante tablas de porcentaje.

3.2 Campana Gaussiana.

La campana gaussiana es un modelo de reconocimiento de piel que se basa en diferentes técnicas: Reconocimiento de rostros, huella dactilar, geometría de la mano, entre otras. Para la localización de estas 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.[15]

En este modelo estadístico se utiliza como técnica para la detección de la piel la unión de dos espacios de colores. RGB que 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.[15]

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.144 \\ -0.168736 & -0.331264 & 0.5 \\ 0.5 & -0.418688 & -0.081312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix}$$

Para la identificación de la piel utilizando esta técnica es importante crear una base de datos que contenga los patrones de todas las tonalidades de piel que va a reconocer, desde una te blanca hasta una morena. La construcción de dicha base de datos es como se muestra en el siguiente diagrama de bloques.[15]

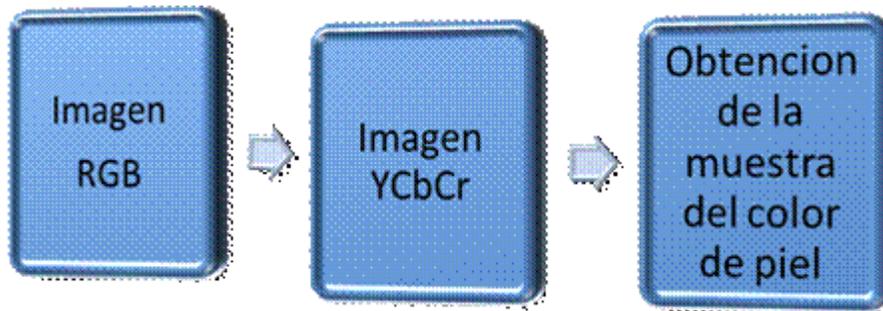


Figura 3.1: Diagrama de Bloques para la Obtención de la muestra del color de piel.[15]

Con 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 dicha ya procesada en formato YCbCr, que contenga la información de piel.[15]

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 . 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 pasa a realizar el modelo matemático del histograma y este es aproximado a una campana gaussiana o también conocida como distribución

normal de probabilidad. Siendo este uno de los ejemplos más importantes de una distribución de probabilidad.[15]

A continuación se muestra la función de densidad para una variable que está definida por:[15]

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

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

Aquí se utiliza la función de densidad de dos variables que está definida por:

$$f(Cb, Cr) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(Cb-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2} + \frac{(Cr-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

Donde μ_1 y σ_1 son la media y la desviación estándar de Cb, respectivamente y μ_2 y σ_2 son la media y la desviación estándar de Cr, respectivamente.

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".[15]

Se obtiene una imagen binaria donde las tonalidades blancas son los pixeles que representan la piel.[15]

Seguidamente se muestra un ejemplo de lo que se obtiene a través del modelo matemático antes expuesto. La imagen (a) es la figura original y la imagen (b) es la imagen procesada.

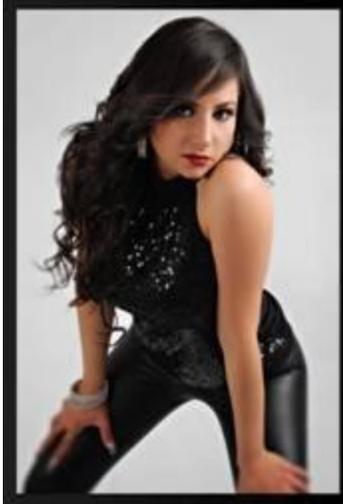


Figura 3.2 (a): Original.



Figura 3.2 (b): Procesada.

En la investigación se hace mención de lo explicado anteriormente, a través de algoritmos que se basan en otros modelos estadísticos que contribuyen a la detección de piel, en este caso particular de las manos.

3.3 Herramienta utilizada.

MATLAB.

Nace como una solución a la necesidad de mejores y más poderosas herramientas de cálculo para resolver problemas complejos en los que es necesario aprovechar las amplias capacidades de proceso de datos de grandes computadoras. MATLAB (abreviatura de *MATrix LABoratory*, "laboratorio de matrices") es un software matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) con un lenguaje de programación propio (lenguaje M). Está disponible para las plataformas Unix, Windows y Apple Mac OS X.[16]

Entre sus prestaciones básicas se hallan: la manipulación de matrices, la representación de datos y funciones, la implementación de algoritmos, la creación de interfaces de usuario (GUI) y la comunicación con programas en otros lenguajes y con otros dispositivos hardware. El paquete MATLAB dispone de dos herramientas adicionales que expanden sus prestaciones, a saber,

Simulink (plataforma de simulación multidominio) y GUIDE (editor de interfaces de usuario - GUI). Además, se pueden ampliar las capacidades de MATLAB con las *cajas de herramientas (toolboxes)*; y las de Simulink con los *paquetes de bloques (blocksets)*. Es un software muy usado en universidades y centros de investigación y desarrollo. En los últimos años ha aumentado el número de prestaciones, como la de programar directamente procesadores digitales de señal o crear código VHDL.[16]

MATLAB dispone también en la actualidad de un amplio abanico de programas de apoyo especializado, denominado Toolboxes, que extienden significativamente el número de funciones incorporadas en el programa principal. Estos Toolboxes cubren en la actualidad prácticamente casi todas las áreas principales en el mundo de la ingeniería y la simulación, destacando entre ellos el 'toolbox' de proceso de imágenes, señal, control robusto, estadística, análisis financiero, matemáticas simbólicas, redes neurales, lógica difusa, identificación de sistemas, simulación de sistemas dinámicos, etc. Es un entorno de cálculo técnico, que se ha convertido en estándar de la industria, con capacidades no superadas en computación y visualización numérica. Hoy MATLAB es usado en una variedad de áreas de aplicación incluyendo procesamiento de señales e imágenes, diseño de sistemas de control, ingeniería financiera e investigación médica. La arquitectura abierta facilita usar MATLAB y los productos que lo acompañan para explorar datos y crear herramientas personalizadas que proveen visiones profundas tempranas y ventajas competitivas.[16]

3.4 Descripción de los algoritmos seleccionados.

El presente estudio consta de tres algoritmos, los cuales fueron elegidos con la idea de seleccionar cuál ellos realiza el análisis probabilístico de las imágenes a color de mejor forma. A continuación una descripción detallada de las diferentes funcionalidades de los mismos.

3.4.1 Gauss Simple en el espacio RGB.

Este algoritmo toma como entrada una imagen en el espacio de color RGB de la base de datos, se toma una muestra de los pixeles que forman piel en la imagen para con ella sacar los parámetros de la función probabilística que es utilizada en el algoritmo. Luego convierte la imagen de entrada en una matriz de datos decimales, seguido a esto recorre la matriz tanto por la filas como por las columnas, obteniendo el pixel que corresponde a la posición recorrida, luego se aplican funciones a este pixel para saber el tipo de color que el mismo presenta (Rojo, Verde, Azul) obteniendo tres valores diferentes para cada color, se aplica una función llamada `gaussian_probability` la cual toma como parámetros el tipo de color resultante, la media, y la desviación estándar de dicho color.

Y devuelve un dato que está entre 0 y 1. El cual se aloja en otra matriz llamada `skin_detection`, la misma se recorre luego de finalizar este algoritmo y se le aplica una tasa de error para la elección de los posibles pixeles que puedan ser piel.

Para la selección en esta matriz de los datos que pudieran ser piel se emplea una tasa de error de 0.1, para esto se recorre la matriz y los valores que sean mayores que esta tasa de error se escogen como piel, no siendo así con los otros. Se toma la tasa de error con ese valor, ya que los resultados obtenidos por el algoritmo son muy pequeños, además este valor es un estándar para el resultado que mejor se ajusta a la selección de la piel en la imagen a color, ya que un número mayor o menor lo que haría es agregar valores falsos en el resultado del algoritmo.

3.4.2 Gauss Simple en RG - Normalizado.

Gauss Simple en RG-Normalizado es un algoritmo que está programado pensado en la obtención de una imagen resultante con los pixeles que son seleccionados como piel.

Dicho algoritmo toma como entrada una imagen en el espacio de color RGB, de la cual se toma una muestra de los pixeles que forman piel en la imagen para con ella sacar los parámetros de la función probabilística que utiliza el algoritmo. Luego se realiza una suma de los tres colores rojo, verde, azul, para después dividir el color rojo entre la suma total antes realizada haciendo lo mismo con el verde quedando ya normalizados estos colores. La imagen que toma como entrada la convierte en una matriz de datos numéricos para así poder hacer manejo de la misma con la utilización de métodos probabilísticos. Luego de esta selección, el mismo escoge los valores que pertenecen a cada color (Rojo y Verde). Seguido a esto se crean diferentes variables en las que se alojan las medias y la desviación estándar correspondientes a cada color. Luego se crea una nueva matriz con el tamaño de la imagen original, la misma se inicializa en 0, seguido a esto se recorre la matriz original obteniendo los valores en cada posición y aplicándole una función llamada `gaussian_probability` la cual se le pasan los parámetros antes mencionados dando como resultado un número probabilístico entre 0 y 1, este número se aloja en la nueva matriz creada que posteriormente es mostrada como la imagen resultante escogida.

Seguido a esto se recorre la matriz resultante y se toma en cada iteración el valor en la posición recorrida, este valor es comprobado seguidamente con una tasa de error que en este caso es de 0.2 obtenido mediante el proceso de prueba, los valores que son mayores que este valor son elegidos como piel, no siendo así con los otros. La matriz resultante muestra el resultado de los valores que fueron seleccionados como piel.

3.4.3 Basado en Histograma.

Basado en Histograma es un algoritmo que está diseñado para leer una imagen de un directorio seleccionado, convertirla en una matriz de números probabilísticos y aplicarle un método llamado `detect_skin` el cual dará el resultado de la detección de la mano.

Este método funciona basándose en los histogramas de una imagen, el mismo recorre la matriz de números probabilísticos y comprueba para cada iteración del algoritmo a que color corresponde el pixel seleccionado, seguidamente utiliza dos funciones en las que cada una verifican si el color antes escogido es piel o no piel, finalizando con la asignación de la suma de estos dos valores en una nueva matriz.

Esta nueva matriz es recorrida tanto por filas como por columnas tomando en cada iteración el valor de la misma, este valor es comprobado seguidamente con la tasa de error seleccionada que en este caso es de 0.2, los valores que son mayores que este valor son elegidos como piel, no siendo así con los otros. La matriz resultante muestra el resultado de los valores que fueron seleccionados como piel.

3.5 Diseño del experimento.

En la experimentación se toma una muestra de imágenes, de dos bases de datos, las cuales serán descritas más adelante. Las imágenes se procesan por los algoritmos: Gauss Simple (RGB), Gauss Simple (RG- Normalizado), Basado en Histograma.

En dicho procesamiento lo que se persigue es que a cada algoritmo se le introducen dicha muestra de imágenes para poder obtener los resultados correspondientes a cada prueba, siendo estos la media del porcentaje de piel y no piel reconocida, para llegar a la conclusión de cual reconoció mejor la mano, a través de la detección de piel.

3.5.1 Bases de Datos de imágenes utilizadas en el experimento.

Para la realización del experimento propuesto se hace necesario contar con dos Bases de Datos de gestos con las manos estáticas, utilizadas en el Instituto Neuro – Informática Ruhr-Universität Bochum, Alemania, estas ya poseen el

procesamiento que se explicó en el capítulo 1, y son unas de las más usadas en la literatura.

En la primera base de datos se puede encontrar una serie de imágenes todas en condiciones diferentes. Estas están en el espacio de color RGB y con extensión *.tiff, teniendo 71 imágenes las cuales presentan fondos blancos y negros y un tamaño de 128 x 128. La segunda base de datos consta de 61 imágenes, todas con extensión *.ppm, estando en el espacio de color RGB y con diferentes fondos en los cuales algunos se asemejan al color de la piel, además que todas las imágenes tienen el mismo tamaño.

A continuación se muestran ejemplos de las imágenes que conforman dichas bases de datos

Base de Datos #1.



Figura 3.3: Muestra de imágenes de la Base de Datos #1 para el experimento.

Base de Datos #2.



Figura 3.4: Muestra de imágenes de la Base de Datos #2 para el experimento.

3.6 Evaluación de los resultados.

Para evaluar los diferentes resultados, obtenidos de los algoritmos que utilizan el modelado del color de la piel, se representó en una serie de tablas los porcentos de piel y no piel reconocida, las cuales se muestran a continuación, así como las entradas y las salidas de los algoritmos seleccionados anteriormente.

Gauss Simple.

En las figuras y tablas siguientes se muestra la relación de seis imágenes (muestra de la Base de Datos #1 y de la Base de Datos #2) originales con el resultado obtenido mediante el algoritmo Gauss Simple en el espacio RGB y el porcentaje resultante por el procesamiento.



Figura 3.5: Muestra de imágenes (Base de Datos #1) procesadas en el experimento.

Porcentaje de piel y no piel del subconjunto de seis imágenes de la base de datos #1 para Gauss Simple en el espacio RGB.

	% piel	%no piel
Imagen 1	23.2910	76.7090
Imagen 2	15.7776	84.2224

Imagen 3	24.6887	75.3113
Imagen 4	20.6177	79.3823
Imagen 5	18.1335	81.8665
Imagen 6	21.6187	78.3813
Promedio de porcentaje.	20.68	79.31

Tabla 3.1: Porciento de piel y no piel de la muestra de la Base de Datos #1.

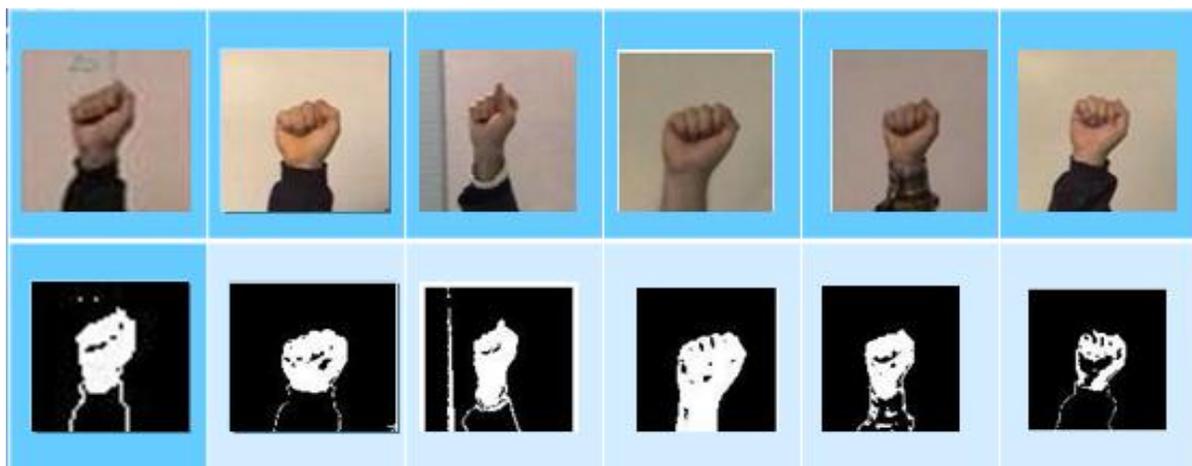


Figura 3.6: Muestra de imágenes (Base de Datos #2) procesadas en el experimento.

Porciento de piel y no piel del subconjunto de seis imágenes de la base de datos #2 para Gauss Simple en el espacio RGB.

	% piel	% no piel
Imagen 1	14.96	85.04
Imagen 2	15,33	84.67

Imagen 3	14.98	85.02
Imagen 4	23.34	76.66
Imagen 5	13.30	86.70
Imagen 6	8.51	91.49
Promedio de porcentaje.	15.07	84.93

Tabla 3.2: Porciento de piel y no piel de la muestra de la Base de Datos #2.

Gauss Simple RG – Normalizado.

A continuación se observa el análisis de ambas muestras de las Bases de Datos, utilizando como algoritmo la normalización del Gauss Simple en el espacio RGB.



Figura 3.7: Muestra de imágenes (Base de Datos #1) procesadas en el experimento.

Porciento de piel y no piel del subconjunto de seis imágenes de la base de datos #1 para Gauss Simple RG Normalizado.

	% piel	% no piel
Imagen 1	22.0032	77.9968
Imagen 2	14.8438	85.1563
Imagen 3	20.5811	79.4189
Imagen 4	18.9392	81.0608
Imagen 5	24.7375	75.2625
Imagen 6	28.5522	71.4478
Promedio de porcentaje.	18.45	78.39

Tabla 3.3: Por ciento de piel y no piel de la muestra de la Base de Datos #1.

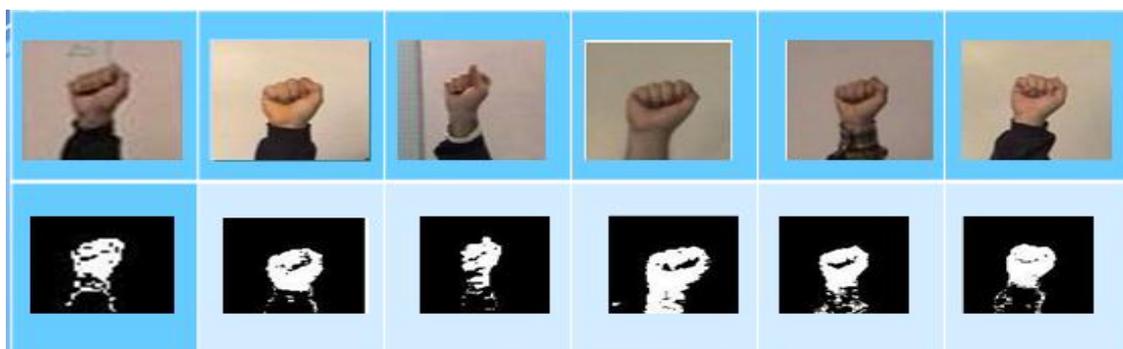


Figura 3.8: Muestra de imágenes (Base de Datos #2) procesadas en el experimento.

Por ciento de piel y no piel del subconjunto de seis imágenes de la base de datos #2 para Gauss Simple en el espacio RG – Normalizado.

	% piel	% no piel
--	--------	-----------

Imagen 1	11.56	88.44
Imagen 2	12.79	87.21
Imagen 3	9.33	90.67
Imagen 4	21.48	78.52
Imagen 5	13.41	86.59
Imagen 6	13.34	86.66
Promedio de porcentaje.	13.65	86.34

Tabla 3.4: Por ciento de piel y no piel de la muestra de la Base de Datos #2.

Basado en Histograma.

Por último, se muestra el análisis de las muestras basadas en Histograma.



Figura 3.9: Muestra de imágenes (Base de Datos #1) procesadas en el experimento.

Por ciento de piel y no piel del subconjunto de seis imágenes de la base de datos #1 para el Basado en Histogramas.

	% piel	% no piel
--	---------------	------------------

Imagen 1	8.7891	91.2109
Imagen 2	16.2842	83.7158
Imagen 3	7.6721	92.3279
Imagen 4	17.8284	82.1716
Imagen 5	11.4014	88.5986
Imagen 6	25.2136	74.7864
Promedio de porcentaje.	14.53	85.46

Tabla 3.5: Por ciento de piel y no piel de la muestra de la Base de Datos #1.

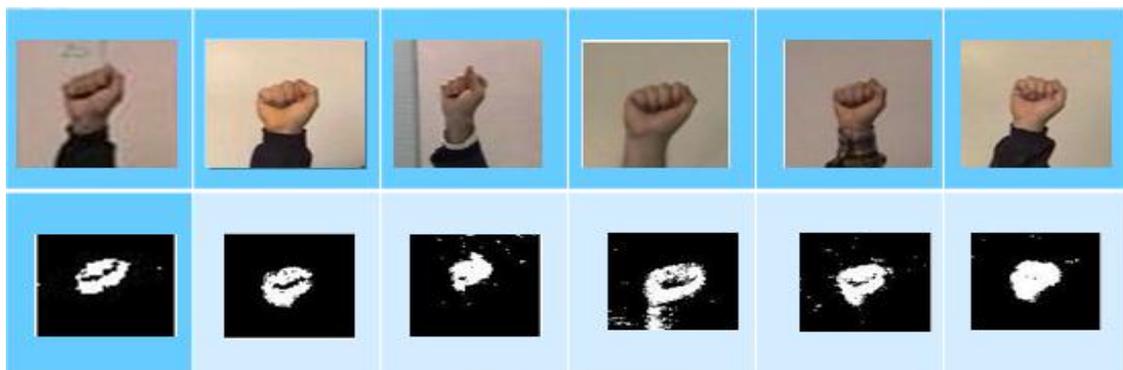


Figura 3.10: Muestra de imágenes (Base de Datos #2) procesadas en el experimento.

Por ciento de piel y no piel del subconjunto de seis imágenes de la base de datos #2 para el algoritmo Basado en Histograma.

	% piel	% no piel
--	---------------	------------------

Imagen 1	10.60	89.40
Imagen 2	8.69	91.31
Imagen 3	7.62	92.38
Imagen 4	15.17	84.83
Imagen 5	10.17	89.83
Imagen 6	11.13	88.87
Promedio de porcentaje.	10.56	89.44

Tabla 3.6: Por ciento de piel y no piel de la muestra de la Base de Datos #2.

Como se puede apreciar se han analizado los tres algoritmos dando como resultado una comparación según el porcentaje. A continuación se muestra las tablas del promedio de porcentaje final para cada algoritmo correspondiente a la Base de Datos #1 y Base de Datos #2, respectivamente.

Al aplicar los algoritmos a las 71 imágenes de la muestra para con la Base de Datos #1, se percibe que el algoritmo que mejor reconoció las manos mediante la detección de la piel con un porcentaje mayor a los demás fue el Gauss Simple en el espacio RGB.

Algoritmo.	% piel	% no piel
Gauss Simple (RGB).	41.70	58.30
Gauss Simple (RG Normalizado).	31.74	68.26

Basado en Histograma.	17.62	82.38
------------------------------	--------------	--------------

Tabla 3.7: Resumen de porcentaje para cada algoritmo de la Base de Datos #1.

En la siguiente tabla se muestran los resultados finales obtenidos luego de haber aplicado cada algoritmo para con la Base de Datos #2, observando un resultado similar al de la base de datos anterior, en la cual el algoritmo Gauss Simple en el espacio RGB muestra un mayor porcentaje de reconocimiento de piel.

Algoritmo	% piel	% no piel
Gauss Simple (RGB).	38.97	61.03
Gauss Simple (RG Normalizado).	30.28	69.73
Basado en Histograma.	15.38	84.62

Tabla 3.8: Resumen de porcentaje para cada algoritmo de la Base de Datos #2.

Se puede asumir que el algoritmo que mejores resultados arrojó en la experimentación fue el Gauss Simple en el espacio RGB, dando un porcentaje mayor de reconocimiento de piel en cada base de datos.

3.7 Conclusiones.

En este capítulo se desarrolló una experimentación que demuestra la robustez de los algoritmos utilizados para la detección de piel en el proceso de reconocimiento de manos. Asimismo se demuestra que el algoritmo que mejores resultados obtuvo de ambas bases de datos fue el Gauss Simple ([Anexo 1](#)) en el espacio RGB, dando para un resultado mayor la Base de Datos #1 con un 41.70% de piel reconocida.

Conclusiones.

1. En el desarrollo de este trabajo se llevó a cabo un estudio sobre las diferentes técnicas de procesamiento de imágenes para la aplicación en el problema de la detección de manos.
2. Se seleccionó los algoritmos para la detección de la piel en imágenes utilizadas para el reconocimiento de manos.
3. Se realizaron experimentos comparativos con los algoritmos seleccionados, mostrando así los resultados obtenidos por cada uno de ellos, dando a conocer cuál de estos es el que mejor reconoció las manos mediante la detección de la piel.

Recomendaciones.

Se recomienda implementar un sistema real de Reconocimiento de manos en imágenes a color.

Referencias Bibliográficas.

- [1] Canosa Reyes Rewel Miguel, «Herramienta Multimedia de soporte a la asignatura optativa “Desarrollo de Aplicaciones Multimedia I”», Cienfuegos, 2010.
- [2] Márquez Beltrán José Luis (último), «Detección de imágenes con contenido de adultos», México, 2010.
- [3] «Imagen digital: conceptos básicos». [Online]. Available: <http://platea.pntic.mec.es/%7Elgonzale/tic/tic.html>. [Accessed: 28-may-2013].
- [4] Benito Darío de Miguel, «Detección automática del color de la piel en imágenes bidimensionales basado en análisis de regiones», Reyes Juan Carlos, 2005.
- [5] Monteagudo Valdivia Pedro, «La imagen digital, una mirada interna.» [Online]. Available: http://www.rcim.sld.cu/revista_3.htm.
- [6] Gonzalo Luzardo M., «Segmentación». 2008.
- [7] González, R.C., Wintz, P, «Procesamiento digital de imágenes», 1996.
- [8] «Geometría de la mano». [Online]. Available: <http://redyseguridad.fi-p.unam.mx/proyectos/biometria/clasificacionsistemas/recomano.html>.
- [9] Aguilera María Mérida, «RECONOCIMIENTO BIOMÉTRICO BASADO EN IMÁGENES DE HUELLAS PALMARES», Universidad Autónoma de Madrid, España, 2012.
- [10] Tolosa Borja César, «Sistemas Biométricos». 2007.
- [11] «Definición de color - Qué es, Significado y Concepto». [Online]. Available: <http://definicion.de/color/>.

- [12] Ruiz-Shulcloper José, «Reconocimiento de patrones». 2008.
- [13] «Modelos de color | ColoRotate». [Online]. Available: <http://www.colorotate.org/>. [Accessed: 23-abr-2013].
- [14] Castrillón Herrera William Alfredo (último), «Implementación de una Interfaz Hombre-Máquina para el Control de un Brazo Robótico Mediante Posturas Labiales», Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales, 2009.
- [15] Anzueto Ríos Álvaro, «Reconocimiento de piel», 2007. [Online]. Available: [http://reconocimiento de piel/attachment/147/](http://reconocimiento%20de%20piel/attachment/147/). [Accessed: 31-may-2013].
- [16] Álvarez Betancourt Yuniol, «Técnicas de Procesamiento de Imágenes Digitales para el Reconocimiento del Iris Humano», universidad de Cienfuegos, 2010.

Bibliografía.

- [1] « ¿Me podrían decir algunas características del componente RGB un cable que se conecta a la televisión? - Yahoo! Respuestas». [Online]. Available: <http://espanol.answers.com>.
- [2] Vladimir Vezhnevets and Alla Andreeva, «A Comparative Assessment of Pixel-based Skin Detection Methods Te», Moscow State University, 2005.
- [3] Vladimir Vezhnevets Vassili Sazonov, «A Survey on Pixel-Based Skin Color Detection Techniques», 2009.
- [4] «Bases de datos de imágenes para optimizar la enseñanza del diseño periodístico.» .
- [5] «Computer Vision Source Code». [Online]. Available: <http://clickdamage.com/sourcecode/index.php>.
- [6] «Definición de color - Qué es, Significado y Concepto». [Online]. Available: <http://definicion.de/color/>.
- [7] Benito Darío de Miguel, «Detección automática del color de la piel en imágenes bidimensionales basado en el análisis de regiones», Reyes Juan Carlos, 2005.
- [8] Márquez Beltrán José Luis (último), «Detección de imágenes con contenido de adultos», México, 2010.
- [9] Ibáñez Villarreal Zucety Stephanie, «Diapositivas matlab». [Online]. Available: <http://www.slideshare.net/Zucetystephanie/diapositivas-matlab>. [Accessed: 23-abr-2013].
- [10] «Espacio de color - Wikipedia, la enciclopedia libre». .

[11] «función de probabilidad gaussiana+matlab - Buscar con Google». [Online]. Available:

http://www.google.com/cu/search?q=funcion+de+probabilidad+gaussiana%2Bmatlab&hl=es-419&gbv=2&gs_l=heirloom-hp.3...10944.42660.0.43430.23.17.1.4.2.0.1161.7855.2j1j3j4j2j1j2.17.0...0.0...1ac.1.0G98-9Wobts&oq=funcion+de+probabilidad+gaussiana%2Bmatlab.

[12] «Gaussian distribution – how to plot it in Matlab | Classle». [Online]. Available:

<http://attachment/58/gaussian@20distribution@20@e2@80@93@20how@20to@20plot@20it@20in@20matlab@20@20@20classle.htm>.

[13] «Generalized Gaussian Probability Density Function - SCCN». [Online]. Available: http://attachment/60/#Density_Function.

[14] «Generating samples from a two-Gaussian mixture in r (code given in MATLAB) - Stack Overflow». [Online]. Available: <http://attachment/56/generating-samples-from-a-two-gaussian-mixture-in-r-code-given-in-matlab>.

[15] «Geometría de la mano». [Online]. Available: <http://redyseguridad.fi-p.unam.mx/proyectos/biometria/clasificacionsistemas/recomano.html>.

[16] «Glosario». [Online]. Available: <http://docs.gimp.org/es/glossary.html#glossary-fileformat>.

[17] «Gmmbayes - Bayesian Classifier and Gaussian Mixture Model Toolbox». [Online].

Available:<http://www2.it.lut.fi/project/gmmbayes/downloads/src/gmmbayestb/>. [Accessed: 29-abr-2013].

[18] Canosa Reyes Rewel Miguel, «Herramienta Multimedia de soporte a la asignatura optativa “Desarrollo de Aplicaciones Multimedia I”», Cienfuegos, 2010.

- [19] «IFRA - El flujo de trabajo en RGB». [Online]. Available: <http://www.wanifra.org/>. [Accessed: 23-abr-2013].
- [20] Castrillón Herrera William Alfredo (último), «Implementación de una Interfaz Hombre-Máquina para el Control de un Brazo Robótico Mediante Posturas Labiales», Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales, 2009.
- [21] Monteagudo Valdivia Pedro, «La imagen digital, una mirada interna.» [Online]. Available: http://www.rcim.sld.cu/revista_3.htm.
- [22] «matlab». [Online]. Available: http://www.nebrija.es/~mjgarbayo/seminario_matlab/matlab5.html. [Accessed: 29-abr-2013].
- [23] «MatLab-Monografias.com». [Online]. Available: <http://www.monografias.com/trabajos5/matlab/matlab.shtml>. [Accessed: 08-may-2013].
- [24] «MatLab Lecture 10». [Online]. Available: <http://attachment/62/matlab10>. [Accessed: 24-abr-2013].
- [25] «MatLab y su lista de comandos - Monografias.com». [Online]. Available: <http://www.monografias.com/trabajos94/matlab-y-sus-comandos/matlab-y-sus-comandos.shtml>. [Accessed: 11-abr-2013].
- [26] «MATLAB: Conceptos Básicos y Programación (página 3) - Monografias.com». [Online]. Available: <http://www.monografias.com/trabajos36/matlab-programacion/matlab-programacion3.shtml>. [Accessed: 13-may-2013].
- [27] «Métodos basados en el histograma», 1995. [Online]. Available: <http://www6.uniovi.es/vision/intro/node36.html>. [Accessed: 09-may-2013].
- [28] «Modelos de color | ColoRotate». [Online]. Available: <http://www.colorotate.org/>. [Accessed: 23-abr-2013].

[29] «Nuevo algoritmo facilita el reconocimiento de patrones en imágenes» Isaúde». [Online]. Available: <http://www.isaude.net/es/tag/1/algoritmo>. [Accessed: 23-abr-2013].

[30] Bulmaro Noruega, «Para qué se utiliza el modo de color RGB». [Online]. Available: <http://culturacion.com/2011/08/para-que-se-utiliza-el-modo-de-color-rgb/>. [Accessed: 23-abr-2013].

[31] Copantitla Rodríguez Laura, «plantilla». .

[32] «Probabilistic Skin Detection». 2010.

[33] «Probability of sample from a normal distribution in MatLab - Stack Overflow». [Online]. Available: <http://attachment/64/probability-of-sample-from-a-normal-distribution-in-matlab>. [Accessed: 24-abr-2013].

[34] «Procesamiento digital de imágenes». [Online]. Available: <http://www.aet.org.es/>. [Accessed: 29-may-2013].

[35] Chambi Pacco Julio, «Procesamiento digital de imágenes con matlab». [Online]. Available: <http://www.slideshare.net/lonely113/procesamiento-digital-de-imgenes-con-matlab>. [Accessed: 11-abr-2013].

[36] Aguilera María Mérida, «RECONOCIMIENTO BIOMÉTRICO BASADO EN IMÁGENES DE HUELLAS PALMARES», Universidad Autónoma de Madrid, España, 2012.

[37] Meléndez Rodríguez Jaime, «RECONOCIMIENTO DE LENGUAJES DE SIGNOS UTILIZANDO GUANTES DE DATOS». 2003.

[38] Ruiz-Shulcloper José, «Reconocimiento de patrones». 2008.

[39] Anzueto Ríos Álvaro, «Reconocimiento de piel», 2007. [Online]. Available: <http://reconocimiento-de-piel/attachment/147/>. [Accessed: 31-may-2013].

- [40] Cifuentes Juan E. , Da Costa Leonardo, L. Sánchez Rodolfo, «Reconocimiento del lenguaje de señas», Universidad Simón Bolívar, 2010.
- [41] Antón López Enrique, «Reconocimiento por forma de la lengua de signos», universidad de Barcelona, España, 2010.
- [42] Gonzalo Luzardo M., «Segmentación». 2008.
- [43] Ordóñez Ortiz Edgar, «Sistema de reconocimiento de imágenes como interprete del lenguaje de señas.», 2006.
- [44] «Sistema de reconocimiento facial». [Online]. Available: <http://www.commercialsecuritydevices.com/>. [Accessed: 23-abr-2013].
- [45] Tolosa Borja César, «Sistemas Biométricos». 2007.
- [46] «Skin Colour Segmentation using Fintte Bivariate Pearsonian Type-IV a Mixture Model», 2010.
- [47] J. M. J. Rehg James M, «Statistical Color Models with Application to Skin Detection», 2007.
- [48] Álvarez Betancourt Yuniol, «Técnicas de Procesamiento de Imágenes Digitales para el Reconocimiento del Iris Humano», universidad de Cienfuegos, 2010.
- [49] «Tutorial de MATLAB - Monografias.com». [Online]. Available: <http://www.monografias.com/Matematicas.html>. [Accessed: 23-abr-2013].
- [50] «UMANICK - SOLUCIONES Y SISTEMAS BIOMÉTRICOS PARA LA IDENTIFICACIÓN SEGURA DE PERSONAS - TECNOLOGÍAS BIOMÉTRICAS». [Online]. Available: <http://www.umanick.com/>. [Accessed: 23-abr-2013].

[51] Charles Sousa Walter, «Visión por Computador para manos a base de reconocimiento de gestos para la interacción con los sistemas operativos de escritorio Windows y Linux.», 2007.

Anexo-1. Código del algoritmo Gauss Simple en el espacio RGB.

```
clear;
path(path,'C:\Harry\gaussian_probability.m')

ext = '.ppm';

for i = 6:6
    dir = 'C:\Harry\rgb2\';
    foto = 'foto';
    nombre_foto = [foto num2str(i)];
    dir2 = [dir num2str(nombre_foto)];
    n = [dir2 num2str(ext)];
    frame20 = double(imread(n));
    figure(1); imshow(frame20 / 255);
    figure(2); imshow(frame20(40:50, 40:50, :) / 255);% mostrar la figura 2
    sample = frame20(40:50, 40:50, :);

    sample_red = sample(:, :, 1);
    sample_green = sample(:, :, 2);
    sample_blue = sample(:, :, 3);

    sample_red = sample_red(:);
    sample_green = sample_green(:);
    sample_blue = sample_blue(:);

    % compute the mean and std for each color.

    red_mean = mean(sample_red);
```

```
green_mean = mean(sample_green);
blue_mean = mean(sample_blue);

red_std = std(sample_red);
green_std = std(sample_green);
blue_std = std(sample_blue);

% we have now constructed a probabilistic model of skin color.
% we can apply it to a new image:
[rows,cols, bands] = size(frame20);

cant = 0;
skin_detection = zeros(rows, cols);
for row = 1:rows
    for col = 1:cols
        red = frame20(row, col, 1);
        green = frame20(row, col, 2);
        blue = frame20(row, col, 3);

        red_pr = gaussian_probability(red_mean, red_std, red);
        green_pr = gaussian_probability(green_mean, green_std, green);
        blue_pr = gaussian_probability(blue_mean, blue_std, blue);
        prob = red_pr * green_pr * blue_pr;
        skin_detection(row, col) = prob;
        cant = cant + 1;
    end
end

piel = 0; % pixel que tienen valor 1
no_piel = 0; % pixel que tienen valor 0
```

```

for a = 1:rows
    for b = 1:cols
        if skin_detection(a,b) > 0.1 %para saber si el valor que esta en la matriz
es piel o no piel
            piel = piel + 1;
        else
            no_piel = no_piel + 1;
        end
    end
end
end

www = '***** INICIO FOTO ';
wwwwww = '*****!';
wwwwww = [www num2str(i)];
wwwwww = [wwwwww num2str(wwwwww)];

display('-----');
display(wwwwww);
display('-----');
por_ciento_piel = ((piel * 100) / cant);
por_ciento_no_piel = ((no_piel * 100) / cant);
display(por_ciento_piel);
display(por_ciento_no_piel);

display('-----');
display('/***** FIN FOTO *****/');
display('-----');
figure(i); imshow(skin_detection > 0.1, []);
end

```