

TESIS DE LICENCIATURA

DEPARTAMENTO DE COMPUTACIÓN
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES
UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES

**Tema: Análisis y extracción de características
de enfermedades de la piel: su aplicación en
la detección de varicela**

Alumnos: Julián Oyola y Virginia Arroyo

Directora: Dra. Ana Ruedin

Codirector: Dr. Daniel Acevedo

Resumen

Las técnicas de procesamiento de imágenes pueden resultar de ayuda a los profesionales de la medicina en el diagnóstico temprano de enfermedades de la piel. Este trabajo se centra en el análisis y detección de características propias de la varicela sobre fotografías digitales del paciente, y en la comparación de las mismas con enfermedades similares. El procedimiento utilizado para la detección consiste en el análisis de la luminancia, el mejoramiento del contraste por medio de la ecualización del histograma, la suavización de la imagen y la detección de bordes. Luego aplicamos operaciones morfológicas sobre los bordes hallados y la transformada de Hough para detectar los círculos de las vesículas de la varicela. De esta forma se consigue, para un conjunto representativo de imágenes, un método de detección de vesículas de la varicela con una tasa razonable de aciertos. Una vez aplicada la detección, realizamos un análisis comparativo de los histogramas de color de las vesículas, centrándonos en métodos numéricos que permitan distinguir elementos reales de falsos positivos, y también distinguir vesículas de varicela de las de otra enfermedad, como el herpes, obteniéndose resultados altamente satisfactorios.

0.0.0.1. Palabras clave: Transformada de Hough circular, detección de bordes, Canny, varicela, procesamiento digital de imágenes, representación del color, filtro gaussiano, ecualización de histograma, operaciones morfológicas, histogramas de color, KLD, Kullback-Leibler Divergence.

1. Introducción

El objetivo principal de este trabajo consiste en desarrollar un método capaz de detectar vesículas de varicela, y analizar sus características en forma comparativa con otras enfermedades. Para obtenerlo trabajamos con técnicas de reconocimiento de patrones.

Entre los temas más importantes en el procesamiento de imágenes digitales se encuentra el reconocimiento de patrones, debido a que está relacionado con la identificación de objetos. Este tema se ha tratado con distintos enfoques y técnicas, como puede apreciarse en trabajos tales como el de Flores y Méndez [7] del año 2009, que utiliza la segmentación de imágenes y la detección de bordes por Canny para encontrar los bordes de una oreja, o el trabajo de Rizon et al. [4], que utiliza técnicas de segmentación y la transformada circular de Hough o CHT (Circular Hough Transform), para detectar el contorno de cocos en una imagen. En visión artificial se han desarrollado métodos para seguimiento trayectorias utilizando la transformada de Hough y el filtrado de Canny [22]. En cuanto al reconocimiento de objetos se ha propuesto métodos para distinguir el ojo de una persona y poder realizar la medición del diámetro del iris [21] utilizando Canny y CHT. Por otro lado, en imágenes satelitales se presentaron publicaciones donde se explica cómo determinar la edad geológica de cráteres en Marte utilizando como principales herramientas la detección de bordes (Canny) y de círculos (CHT) [7]. Finalmente podemos mencionar un sistema biométrico de reconocimiento del iris utilizando una cámara convencional para la captura de imágenes propuesto en el artículo [23], que presenta un método que aplica Canny y luego CHT para luego normalizar el resultado de manera tal que el mismo puede ser comparado con otra captura.

Para detectar las vesículas de varicela y analizar sus características, aplicamos distintas metodologías, de acuerdo a los resultados que deseábamos obtener. En la etapa de preprocesamiento de la imagen, trabajamos con distintos espacios de color, hasta hallar el adecuado para cada una de las etapas posteriores. También en esta etapa debemos mejorar el contraste de las imágenes para prepararlas para la siguiente etapa. En la etapa de análisis de formas, probamos con varios métodos la detección de bordes, quedándonos con el método que en la bibliografía recomienda como más robusto; y que luego durante las pruebas resultó adecuado. El método de detección de bordes elegido fue el método Canny [16]. Además en esta etapa debemos detectar la forma circular de las vesículas de varicela. Para esta detección utilizamos la Transformada Circular de Hough [19] [5]. En la última etapa trabajamos en la obtención de características de las vesículas de varicela y de herpes para poder identificar, a través de esas características, las imágenes que contengan

vesículas de varicela o herpes. Para ello utilizamos los histogramas de color de las vesículas en distintos espacios de color y los comparamos con diferentes métodos, tanto simétricos: distancias o normas, como no simétricos como el KLD (Kullback Leibler divergence).

2. Las imágenes de piel y sus características

Las imágenes con las que trabajamos son fotografías en bruto, sin ningún tipo de tratamiento previo, tomadas con cámaras de mano, lo que hace que la calidad de las mismas sea muy variable. Dichas fotografías no fueron tomadas para realizar nuestro trabajo, sino que forman parte de la base de datos de imágenes de la Universidad de Iowa, publicadas en la página <http://hardinmd.lib.uiowa.edu/DERMPICTURES.HTML>. En esta base hallamos fotografías de muy variada calidad. Uno de los principales problemas con los que nos topamos al momento de analizarlas, fue la diferencia en la iluminación de las imágenes, lo que causa zonas de luz y oscuridad muy marcadas. No fue un tema menor la escala utilizada en cada una de las imágenes, por tal motivo debimos considerar que la distancia del observador a las ampollas puede ser muy variable. Para que el método presentado detecte de manera exitosa las vesículas, uno de los requisitos que se debió tener presente al momento de seleccionar las fotografías es que la escala de la imagen muestre la vesícula en primer plano. Como por ejemplo, en las imágenes de la figura 2. En tanto que, la vesículas presentes en las imágenes de la figura 1 mayormente no fueron localizadas, dado que dichas fotografías fueron tomadas a una distancia mayor. Este tipo de imágenes fueron descartadas del subconjunto con el cual trabajamos.



Figura 1: Ejemplos de imágenes no utilizables debido a su escala

Generalmente las vesículas de varicela se presentan con una forma circular, pero existen excepciones, con lo cuál debimos tener presente que no siempre la detección de circulos sería apropiada para detectar la vesícula. Cuando nos centramos en analizar el color de las vesículas de varicela, nos encontramos con la presencia de colores muy exagerados o no reales, lo que dificultó dicho análisis. Por último, debimos tener en cuenta el ruido que presentan las imágenes que utilizamos, esto puede ser desde lunares, pelos e irregularidades propias de la piel y hasta inscripciones agregadas en las fo-

tografías e incluso la calidad de las mismas. Dada todas estas particularidades de las imágenes utilizadas, debimos extraer un subconjunto de imágenes homogéneo, que nos permitiera aplicarles métodos generales para la detecciones de forma y color.



Figura 2: Ejemplos de imágenes con una escala tal que es posible detectar las vesículas

3. Detección de vesículas

3.1. Metodología propuesta

La metodología propuesta para la detección de vesículas de varicela, consiste en una combinación de técnicas de procesamiento de imágenes. Puede resumirse en la aplicación de los siguientes métodos:

- Selección de un espacio de color óptimo
- Detección de bordes
- Detección de círculos
- Ecualización del histograma

3.2. Selección de un espacio de color óptimo

Como primera medida a tomar realizamos un pre-procesamiento de la imagen, para poder centrarnos en un espacio de color o luminancia que maximice el porcentaje de patrones correctamente detectados, y como paso posterior, ajustar el contraste.

La imagen tiene componentes de luz y de color. Alguno de estos componentes son más apropiados para realizar la posterior detección de patrones y análisis del color de las vesículas de varicela. Existen diferentes formas de representar una imagen, estos modelos guardan los componentes de las imágenes de distintas formas. Por tal motivo, la selección de un espacio de color se convierte en un punto clave para el procesamiento posterior. En principio, evaluamos cuatro familias de modelos de color: RGB (RBG, CMYK), YCbCr (YUV, YCbCr), HSV (HSV, HSL) y CIE L*a*b.

Uno de los modelos de color más utilizados en la representación de imágenes es el RGB, y su equivalente de síntesis sustractiva, el CYMK. Si bien este modelo de color resulta muy conveniente para la representación en dispositivos como monitores o impresoras, se aparta de un principio de la visión humana: el ojo es más susceptible a cambios en iluminación que a cambios en color. La luminancia es en general el componente más importante de la imagen al ser percibida por el ojo humano. Una imagen con un alto contraste en luminancia y pobre en cromatismo, puede ser percibida correctamente por un observador humano, mientras que el caso inverso genera dificultad en la detección de patrones.

Los modelos YCbCr y L*a*b, en cambio, intentan separar la imagen en componentes de luminancia y color. De este modo, se puede contar con una

capa de la imagen que representa a la misma en escalas de blanco y negro, y manipularla independientemente de la información de color, que puede incluso ser transmitida o almacenada con menor tasa de información, sin perjudicar la percepción humana. El modelo YCbCr es ampliamente utilizado en imágenes de video o fotografía. El modelo L*a*b es un derivado del espacio de color CIE XYZ, que es un intento de estandarización de la CIE del año 1931. Busca conseguir la uniformidad perceptiva: que ante determinados cambios en los valores de luminancia o color, la variación en la percepción humana sea proporcional a esos cambios. La ventaja de estos modelos es que permiten diferenciar la luminancia que posee un pixel del mismo color y, en particular, el modelo L*a*b es robusto ante cambios en la iluminación.

El modelo HSV/HSB (hue, saturation, value o brightness), busca modelar la percepción de color de un artista, que piensa en un determinado tinte de color (hue), la saturación o pureza del mismo (saturation) y el brillo o luz (value). La principal ventaja de este modelo es la facilidad para determinar o visualizar la componente del color, ya que se encuentra separada de la saturación y del brillo, sin embargo, la luminancia no resulta tan fácil de determinar, al estar separadas las variables ‘saturation’ y ‘value’.

En consecuencia, en la etapa de preprocesamiento el análisis se realizó en paralelo con los modelos YCbCr y L*a*b. De ambos se extrajo la componente de luminancia, es decir, Y para el modelo YCbCr y L en el caso de L*a*b.

3.3. Detección de bordes

Los métodos de segmentación se pueden agrupar en diferentes esquemas de clasificación. En un sentido amplio se pueden considerar tres tipos principales: esquemas de agrupamiento de puntos, métodos basados en bordes y métodos orientados a regiones [13] [14]. Además, se han propuesto esquemas híbridos que resultan de combinaciones de los enfoques anteriores. Para la segmentación de las fotografías en zonas con vesículas y zonas sin vesículas utilizaremos métodos basados en la detección de bordes.

Se puede definir en el Procesamiento Digital de Imágenes que un borde es la frontera entre un objeto y el fondo. Una vez identificado el borde, se puede localizar todo el objeto, así como analizar su forma. La utilización de la información de borde nos simplifica en gran medida el análisis de las fotografías, ya que una vez identificados los bordes podemos estudiarlos y determinar si se trata de elementos circulares que puedan identificarse con vesículas en la piel.

3.3.1. Método de detección de bordes Canny

Para la detección de bordes en las fotografías decidimos utilizar el método de Canny, ya que en la bibliografía se lo menciona como uno de los mejores métodos para la detección global de bordes sobre una imagen [16]. Este método es considerado como uno de los más robustos contra el ruido (filtro óptimo), en comparación con otros métodos, como por ejemplo los métodos de Roberts, Sobel o Prewitt [15]. Además, se considera que tiene una gran adaptabilidad para poder ser aplicado en diferentes tipos de imágenes. Por otro lado, en las pruebas que realizamos resultó exitosa su aplicación. En las figuras 3 y 4 se puede observar algunos resultados.

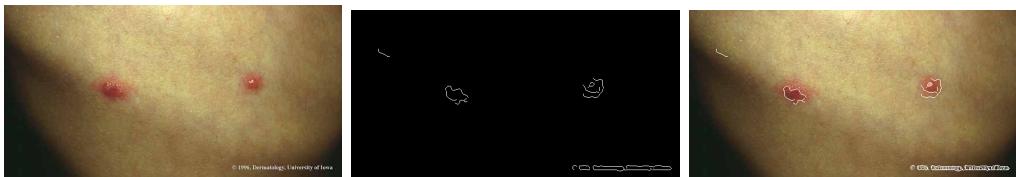


Figura 3: Ejemplo de bordes detectados en una imagen. **Izquierda:** Figura original. **Centro:** Bordes detectados con el algoritmo de Canny. **Derecha:** Figura original con bordes superpuestos.

El algoritmo de Canny está basado en los siguientes criterios [15] [17]:

- Detectar los bordes sin eliminar ninguno y sin detectar bordes falsos.
- Minimizar la diferencia entre la localización real del borde y la que detecta el algoritmo.
- Evitar la detección de bordes duplicados.

El algoritmo de Canny emplea máscaras de convolución y está basado en la primera derivada. Los métodos basados en la primera derivada utilizan el hecho de que dicha función toma el valor de cero en todas las regiones donde no varía la intensidad y tiene un valor constante en toda la transición de intensidad. Por tanto un cambio de intensidad se manifiesta como un cambio brusco en la primera derivada, característica que es usada para detectar un borde, y en la que se basa el algoritmo de Canny [17].

El algoritmo de detección de bordes de Canny consta de tres etapas principales:

1. **Obtención del gradiente:** en esta etapa se calcula la magnitud y orientación del vector gradiente en cada píxel.



Figura 4: Ejemplo de bordes detectados en otra imagen. **Izquierda:** Figura original. **Centro:** Bordes detectados con el algoritmo de Canny. **Derecha:** Figura original con bordes superpuestos.

2. **Supresión no máxima:** en esta etapa se logra el adelgazamiento del ancho de los bordes, obtenidos con el gradiente, hasta lograr bordes de un píxel de ancho.
3. **Histéresis de umbral:** en esta etapa se aplica una función de histéresis basada en dos umbrales; con este proceso se trata de reducir la posibilidad de aparición de contornos falsos.

3.3.1.1. Obtención del gradiente. En esta primera etapa se suaviza la imagen para eliminar el posible ruido existente y evitar detectar bordes erróneamente. Para esto se utiliza un filtro gaussiano que es aplicado a la imagen, antes de la obtención del gradiente. Sin embargo, se debe de tener cuidado de no realizar un suavizado excesivo, pues se podrían perder detalles de la imagen y provocar un pésimo resultado final. Este suavizado se obtiene promediando los valores de intensidad de los píxeles en el entorno de vecindad con una mascara de convolución de media cero y desviación estándar. En este caso, el valor medio es nulo. Por otro lado, durante las pruebas resultó adecuado aplicar el filtro gaussiano con un sigma igual a 2.

Una vez que se suaviza la imagen, para cada píxel se obtiene la magnitud y módulo (orientación) del gradiente, obteniendo así dos imágenes. Para esto se realiza un filtrado de convolución de la derivada primera de una función gaussiana normalizada discreta sobre la imagen, realizada en dos direcciones: horizontal y vertical. Luego de la obtención de la derivada primera en ambas direcciones se calcula la magnitud y la orientación para cada pixel.

3.3.1.2. Supresión no máxima. Esta etapa consiste en detectar los picos del gradiente obtenido en la etapa anterior que indican la presencia de un borde. Para esto se toman las dos imágenes generadas en el paso anterior, que sirven de entrada para generar una imagen con los bordes adelgazados. El procedimiento es el siguiente: se consideran cuatro direcciones identificadas por las orientaciones de 0° , 45° , 90° y 135° con respecto al eje horizontal. Para

cada píxel se encuentra la dirección que mejor se aproxime a la dirección del ángulo de gradiente.

Posteriormente se observa si el valor de la magnitud de gradiente es más pequeño que al menos uno de sus dos vecinos en la dirección del ángulo obtenida en el paso anterior. De ser así se asigna el valor 0 a dicho píxel, en caso contrario se asigna el valor que tenga la magnitud del gradiente. La salida de este segundo paso es la imagen I_n con los bordes adelgazados, es decir, $E_m(i, j)$, después de la supresión no máxima de puntos de borde.

3.3.1.3. Histéresis de umbral. La imagen obtenida en el paso anterior suele contener máximos locales creados por el ruido. La última etapa de procesamiento realiza una optimización de la decisión llevada a cabo en la etapa anterior, mediante la aplicación de una función de histéresis sobre la imagen obtenida en la etapa anterior. Esta función se basa en la definición de dos umbrales, TL y TH, tales que $TL < TH$. Valores típicos para estos umbrales son 0.1 y 0.5, respectivamente, aunque se recomienda que TH y TL tengan una relación entre 2:1 y 3:1, dependiendo de la relación señal ruido, en el caso de que este valor sea conocido [16].

Para cada punto de la imagen I_n se debe localizar el siguiente punto de borde no explorado que sea mayor al segundo umbral. A partir de dicho punto seguir las cadenas de máximos locales conectados en ambas direcciones perpendiculares a la normal del borde siempre que sean mayores al primer umbral. Así se marcan todos los puntos explorados y se almacena la lista de todos los puntos en el contorno conectado. Es así como en este paso se logra eliminar las uniones en forma de Y de los segmentos que confluyan en un punto [17].

Dada la imagen I_n obtenida en el paso anterior, se realizan las siguientes decisiones:

1. Un pixel $I_n(i, j)$ se considera borde definitivo si $I_n(i, j) \geq TH$.
2. Un pixel $I_n(i, j)$ se considera fondo definitivo si $I_n(i, j) < TL$.
3. Todos los pixeles en un vecindario 3 x 3 de los pixeles considerados como borde definitivo se consideran también borde definitivo si $I_n(i, j) \geq TL$.

Durante las pruebas realizadas surgieron como óptimos los umbrales [TL TH] iguales a [0.15 0.4], lo que implica que requiere un pixel inicial con un valor alto relativo (≥ 0.4) para comenzar el borde, y un pixel vecino no muy alto para continuarlo (≥ 0.15).

3.3.2. Operaciones morfológicas

Luego de realizar la detección de bordes se recomienda realizar operaciones morfológicas para el cierre de contornos abiertos. Las operaciones morfológicas son una herramienta muy utilizada en el procesamiento de imágenes. Pueden simplificar los datos de una imagen, preservar las características esenciales y eliminar aspectos irrelevantes. Una de las sugerencias fue realizar una operación de cierre seguida de una operación de apertura.

La operación de apertura suaviza el contorno de un objeto, separando pequeños enlaces entre formas presentes en la imagen. Si se toma como referencia un contorno, la apertura suaviza la imagen por la parte interior del mismo, lo cual es consecuencia de la erosión previa a la dilatación que lo caracteriza. La aplicación de la apertura realiza una separación de formas en una imagen.

La operación de cierre como la operación de apertura, suaviza el contorno del objeto, pero por la parte exterior del mismo. Al realizarse previamente la dilatación, se fortalecen los enlaces débiles entre los objetos.

Sin embargo, en nuestro caso no sirvió realizar una operación de cierre y luego una de apertura ya que esto hacía que perdiéramos los contornos detectados.

Otras de las operaciones morfológicas con las probamos fue la operación ‘clean’, que básicamente elimina los pixeles aislados. Esta operación no mejoró resultados.

Finalmente, probamos con la operación ‘bridge’, que une pixeles que se hallan separados por un pixel. Con esta operación tampoco obtuvimos mejores resultados.

3.3.3. Algoritmo de Deriche y Cocquerez

algo

3.4. Detección de círculos

Una vez obtenidos los bordes de la imagen y eliminado todo elemento que pueda entorpecer la búsqueda de las vesículas de la varicela, se utiliza la transformada circular de Hough para detectar dichas vesículas.

La transformada de Hough se trata de un método utilizado para detectar líneas de alguna clase determinada, presentes en una imagen digital. En general, su aplicación implica el uso de una fórmula que describa la curva que se desea detectar (usualmente rectas, círculos o elipses). Sin embargo, puede generalizarse para cualquier tipo de forma [18].

La forma clásica de la transformada fue originalmente propuesta por Paul Hough en 1959 durante la conferencia internacional sobre aceleradores de alta energía del CERN [24]. Se la utilizó para la detección de líneas rectas en una imagen, y se basaba en los dos parámetros implícitos en la ecuación de la recta según la representación pendiente-ordenada en el origen, es decir la ecuación: $y = ax + b$.

La Transformada de Hough plantea entonces que en el espacio originado por los parámetros a y b (o espacio de Hough), es donde se analiza la aparición o no de una línea de puntos. Sin embargo, esta formulación tiene algunos inconvenientes numéricos: para rectas horizontales, cuando $a = 0$ y con rectas verticales, cuando $a \rightarrow \infty$. Para evitar estos inconvenientes se puede reformular la transformada y utilizar la ecuación de coordenadas polares o radio-ángulo. Esta versión fue presentada por Richard Duda y Peter Hart en 1972 [19]. La ecuación de la recta utilizada en esta versión es $p = x \cos \alpha + y \sin \alpha$.

Esta idea utilizada para detectar líneas rectas, se puede extender a otras curvas. Para ello sólo es necesario trabajar con la ecuación que represente la curva que se desea detectar, en lugar la ecuación de la recta. En nuestro caso, necesitamos detectar las vesículas de varicela, que generalmente presentan una forma circular. Por lo tanto, decidimos utilizar la transformada de Hough para círculos. En consecuencia, utilizamos la ecuación de la circunferencia.

Independientemente de la fórmula empleada, la transformada de Hough siempre utiliza lo que se conoce como Arreglo de Acumulación, donde se totalizan los “votos” para la combinación de parámetros del tipo de línea que se desea detectar. Los valores de esa combinación que obtengan más votos serán los candidatos a ser los que describan la curva que estamos buscando.

Las definiciones básicas de la transformada de Hough son:

1. **Función de Parámetros de la Transformada:** Es como se describe el objeto a detectar: rectas, círculos, elipses.
2. **Transformada Directa de Hough:** Cada punto en el espacio de dos dimensiones de la imagen, es transformado a un hiper-espacio de Hough de n dimensiones, donde n es la cantidad de parámetros utilizados en la fórmula que describe el objeto.
3. **Transformada Inversa de Hough:** Cada punto en el espacio de Hough describe una instancia específica del tipo de línea de interés en el espacio bidimensional de la imagen.

La transformada circular de Hough utiliza la siguiente fórmula $r = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$. Los parámetros de la función de la transformada son tres:

el centro del círculo, descripto por dos parámetros, x e y y el radio. Es decir que el espacio de Hough es tridimensional, luego el arreglo de acumulación será de dimensión tres. Ésta es la versión que utilizamos para la detección de las vesículas de la varicela.

Una vez obtenido el Arreglo de Acumulación se debe decidir con algún criterio si se está en presencia de un círculo. En este trabajo el criterio que tomamos fue calcular un valor para cada posible círculo a través de una ponderación relativa respecto del círculo que obtuvo más votos. Luego comparamos este valor con un porcentaje de aciertos esperados. Durante las pruebas trabajamos con varios valores de este porcentaje, obteniendo resultados más representativos con un porcentaje del 90 por ciento.

Veamos más en detalle el procedimiento llevado a cabo para la detección de círculos.

1. Primero aplicamos la transformada de Hough para círculos utilizando la ecuación $(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2$. Es decir, que para pixel que en el paso anterior fue detectado como borde, se calcula el centro del posible círculo, suponiendo que dicho pixel borde pertenece a un círculo. Y a cada centro calculado le sumamos un voto. El resultado pertenece al espacio de Hough y es un acumulador de votos por cada posible centro.
2. En segundo lugar, definimos un umbral para determinar si cada uno de los centros de posibles círculos realmente pertenece a uno. Para esto primero dividimos el acumulador por la cantidad máxima de votos recibido para alguno de los centros de los posibles círculos. Esto no da valores entre el 0 y el 1 en el acumulador, que podemos comparar con un porcentaje. Antes de realizar dicha comparación obtenemos los máximos locales de la matriz de acumulación (es decir, del Arreglo de Acumulación que se encuentra en el espacio de Hough). Luego para cada centro lo comparamos con el umbral definido: 70 %, 80 % o 90 %. Los que superen dicho umbral se consideran que son centro de círculos presentes en la imagen original.

Observese que si colocamos como umbral 100 % sólo se detectarán aquellos círculos cuyos centros reciban la mayor cantidad de votos y además tengan la misma cantidad de votos.

3.4.1. Porcentaje de puntos del círculo detectado

En las pruebas realizadas, los mejores resultados fueron obtenidos con un porcentaje del 90 % de los puntos del círculo, ya que se minimizó la cantidad

de falsos positivos. Tomando los resultados de evaluar la imagen de la figura 5, se puede observar que hay dos vesículas cuyos bordes no son circulares. Si se disminuye el umbral del porcentaje a un 70 %, son detectadas. Esto sucede porque en la fotografía existen otras vesículas del mismo diámetro cuya forma es más cercana a un círculo. Por lo tanto, cuando se pondera los acumulados de una vesícula cuya forma es más irregular, con los acumulados máximos que corresponden a vesículas más circulares, sucede que las primeras no pueden detectarse ya que el porcentaje resultante es menor al 80 %.



Figura 5: *Izquierda:* Bordes detectados. Vesículas marcadas en rojo no son lo suficientemente circulares para ser detectadas. *Centro:* Las vesículas marcadas en la figura anterior son detectadas cuando el umbral baja al 70 %. *Derecha:* Las vesículas marcadas en la primer figura no son detectadas con un umbral del 90 %

Para corregir este desvío podríamos ponderar con un porcentaje del acumulado de un círculo completo correspondiente al radio que estamos examinando. De esta forma la detección de vesículas irregulares no estaría supeditada a que existan otras cuya forma son más cercanas al círculo, sino que se podría comparar con un porcentaje del círculo completo. El mismo fenómeno se puede observar en la figura 6, que incluso considerando el 90 % de puntos no se detectan algunas vesículas que son menos circulares que las detectadas.



Figura 6: Detección de círculos con umbral = 90 %

3.4.2. Radios utilizados para la detección de las vesículas

El algoritmo desarrollado necesita de la especificación de los radios de los círculos a detectar.

Tomando como ejemplo la imagen de la figura 7, se pueden realizar pruebas con diferentes radios, y verificar que varía la efectividad de la detección de círculos. En esta prueba se puede observar claramente que la selección de un radio erróneo puede determinar la aparición de falsos positivos, en cambio, cuando el radio está bien seleccionado, la detección es correcta.



Figura 7: Detección de vesículas con diferentes radios. **Izquierda:** radio = 23. **Derecha:** radio = 24.

Sin embargo, el método se muestra robusto para la imagen de la figura 8, donde la vesícula es detectada con diferentes radios ingresados, a pesar de que sus bordes son claramente no circulares.

Para determinar los radios adecuados a utilizar, se analizó cada una de las imágenes con las cuales se trabajó, hasta conseguir los radios óptimos.



Figura 8: Detección de vesículas con diferentes radios. **Izq:** Bordes detectados. **Centro:** Detección de vesículas con radio radio = 40. **Der:** Detección de vesículas con radio = 43.

3.4.3. Eliminación de detecciones duplicadas

Cuando se ingresa más de un radio posible para la detección de círculos, puede ocurrir que para una vesícula haya más de caso positivo. Si se presenta esta circunstancia, realizamos una selección sobre los círculos detectados en el espacio de Hough. Consideramos que una detección está duplicada, cuando existen dos círculos cuyos centros distan uno del otro en menos de un cierto valor k . Entonces, dos círculos son *redundantes* si cumplen que $d \leq k$, donde d es la norma de la diferencia entre los centros de los círculos. Ante la detección de estos círculos redundantes, seleccionamos aquél que tenga más votos en el arreglo de acumulación. En una primera aproximación, trabajamos con $k = \max(r_1, r_2)$ donde r_1 y r_2 son los radios, lo que equivale a que el centro del círculo menor se encuentra dentro del círculo mayor. Sin embargo, el valor de k que arrojó mejores resultados empíricamente fue $k = r_1 + r_2$, lo que equivale a considerar que dos círculos son redundantes si sus circunferencias se intersecan. En la figura 9 se puede observar la diferencia entre la detección de duplicados con $k = \max(r_1, r_2)$ y $k = r_1 + r_2$.



Figura 9: Eliminación de círculos redundantes. **Izq:** Detección de círculos redundantes con $k = \max(r_1, r_2)$. **Der:** Detección de círculos redundantes con $k = r_1 + r_2$.

3.5. Ecualización del histograma

Al realizar la detección de bordes se encontró que muchos de ellos no eran detectados porque el contraste de las imágenes no era el adecuado. Para realizar el contraste se utilizó la ecualización del histograma. Se decidió utilizar una variante de la ecualización del histograma llamada ecualización del histograma adaptativo limitando el contraste.

La ecualización del histograma se trata de un método que ajusta el contraste utilizando el histograma de la imagen. Este método usualmente in-

cremente el contraste global, especialmente cuando en la imagen tratada se utilizan pocos valores distintos para representar los datos. La ecualización del histograma aumenta la cantidad de valores distintos utilizados para representar los datos. La ecualización del histograma es un caso específico de una clase más general de métodos de remapeo de histogramas, que se utilizan para facilitar su análisis o para darles ciertas cualidades visuales a la imagen. Este método es muy utilizado en imágenes cuyos fondos y primeros planos son ambos muy luminosos, o ambos muy oscuros. En particular, puede usarse para mejorar los detalles de fotografías que tienen poca o mucha exposición. El método resulta sencillo de implementar, sin embargo, en algunas ocasiones puede incrementar el contraste del ruido, ocasionando detecciones falsas. A menudo produce efectos no realistas en fotografías, pero es muy utilizado en imágenes científicas. La ecualización del histograma ordinaria utiliza la misma transformación del histograma de la imagen para modificar todos los pixeles de la imagen. Sin embargo, cuando la imagen contiene regiones que son significativamente luminosas o oscuras, el contraste de esas regiones no será lo suficientemente aumentado.

Una generalización de este método es utilizar múltiples histogramas para enfatizar el contraste local. Ejemplo de estos métodos son: ecualización adaptativa del histograma (adaptive histogram equalization o AHE) y ecualización adaptativa del histograma limitando el contraste (contrast limiting adaptive histogram equalization o CLAHE).

La ecualización adaptativa del histograma (AHE) difiere de la ecualización ordinaria en que el método adaptativo utiliza varios histogramas, correspondientes a distintos sectores de la imagen, y es utilizado para redistribuir la lumiosidad de los valores de la imagen. Por lo tanto, es apropiado para proveer contraste local a la imagen y realzar los detalles. Sin embargo, AHE tiende a amplificar el ruido en regiones relativamente homogéneas de la imagen. Esto es porque cuando una región de la imagen contienen pixeles vecinos bastante homogéneos, el histograma tendrá la forma de un pico pronunciado, y la cantidad de valores distintos serán más bien pocos. La función de transformación realizará un mapeo de ese rango pequeño de valores a otro de rango mayor, causando que se sobreamplifique ruidos en regiones homogéneas de la imagen. Una variante de la ecualización adaptativa del histograma es la ecualización adaptativa limitando el contraste (CLAHE), que previene la amplificación mediante un limitante. El procedimiento de limitar el contraste es aplicado a cada bloque de pixeles a través de la derivación de una función de transformación.

El método AHE realiza una transformación de cada pixel utilizando una función de transformación para cada uno de ellos, teniendo en cuenta los valores de los pixeles cercanos. Cada pixel es transformado basándose en el

histograma del cuadrado alrededor del pixel. La derivación de la función de transformación del histograma es exactamente la misma que la utilizada por la ecualización ordinaria: La función de transformación es proporcional a la función de distribución acumulativa de los valores de los pixels vecinos.

Los pixeles de los bordes de la imagen tienen un tratamiento especial, dado que no está completo el cuadrado de los pixeles vecinos. Por ejemplo, una forma de resolverlo es extender los bordes de la imagen, replicando en forma de espejo los pixeles que se encuentran en el borde de la imagen. Sin embargo, no se profundizó sobre el análisis de este punto dado que se espera que las vesículas de varicela o herpes no se encuentren al borde de la imagen.

El tamaño de la región de vecindad es un parámetro del método. En nuestro caso utilizamos una región cuadrada de 16 pixeles de lado.

Esto es obtenido a través de limitar el ensanchamiento del contraste del método AHE. La amplificación de contraste en las proximidades de un valor de píxel determinado está dado por la pendiente de la función de transformación. Esto es proporcional a la pendiente de la función de distribución acumulada de vecindad (CDF) y por lo tanto al valor del histograma en ese valor de pixel. CLAHE limita la amplificación recortando el histograma antes de calcular la CDF. Esto limita la pendiente de la CDF y por lo tanto de la función de transformación. El valor en el que se recorta el histograma, llamado el limitante, depende de la normalización del histograma y por lo tanto del tamaño de la región de vecindad. Valores comunes de limitante son 3 y 4 ¿? (Nosotros utilizamos 0.0025 matlab tiene un rango de [0 1]). La parte del histograma que supera el límite no es descartada, sino es redistribuida equitativamente entre los bins del histograma, por debajo del limitante. Esta redistribución empuja por encima del límite los bins del histograma. Si esto no es deseable, el procedimiento de redistribución se puede repetir de forma recursiva hasta que el exceso es despreciable.

La ecualización adaptativa histograma en su forma simple presentada anteriormente, con y sin contraste limitante, requiere el cálculo de un histograma diferente para cada bloque de pixeles y de una función de transformación para cada píxel de la imagen. Esto hace que el método sea muy costoso computacionalmente. La interpolación permite una mejora significativa sin comprometer la calidad del resultado. Por cada bloque de pixeles se calcula un histograma, una CDF y la función de transformación. Con esta función se obtiene el nuevo valor del pixel central del bloque. Todos los otros pixeles se transforman con un máximo de cuatro funciones de transformación de los bloques de pixeles más cercano a ellos, y se les asigna los valores interpolados.

La ecualización del histograma es un método que consiste en la variación del histograma de una zona de una imagen, o de la imagen entera, a otra de otra forma. Es decir, que dada una imagen y un histograma de cierta forma, se

trata de llevar el histograma de la imagen a la forma del histograma modelo. Esto se realiza por ejemplo, cuando se quiere combinar fotografías que tienen una iluminación distinta, se toma una de ellas y se la transforma de manera tal que su histograma tenga la forma de la otra. Si el histograma al cual queremos llevar la imagen es un histograma uniforme, estaremos dandole a cada color el mismo peso. Esto producirá que el contraste se eleve y los detalles sean más visibles.



Figura 10: *Primer ejemplo:* Detección de vesículas **sin** ecualización el histograma. **Izq:** Bordes detectados sobre la imagen original sin aplicar ecualización del histograma. **Der:** Círculos detectados sobre la imagen original sin aplicar ecualización del histograma.



Figura 11: *Primer ejemplo:* Detección de vesículas **con** ecualización el histograma. **Izq:** Bordes detectados sobre la imagen original aplicando previamente ecualización del histograma. **Der:** Círculos detectados sobre la imagen original aplicando previamente ecualización del histograma.



Figura 12: *Segundo ejemplo:* Detección de vesículas **sin** ecualización el histograma. **Izq:** Bordes detectados sobre la imagen original sin aplicar ecualización del histograma. **Der:** Círculos detectados sobre la imagen original sin aplicar ecualización del histograma.



Figura 13: *Segundo ejemplo:* Detección de vesículas **con** ecualización el histograma. **Izq:** Bordes detectados sobre la imagen original aplicando previamente ecualización del histograma. **Der:** Círculos detectados sobre la imagen original aplicando previamente ecualización del histograma.

4. Discriminación entre varicela y otras enfermedades

Una vez identificadas las vesículas de varicela, se presentan dos aspectos a considerar: el primero consiste en determinar si se trata de un falso positivo, el segundo consiste en analizar si existen diferencias entre las vesículas de la varicela y las de otra enfermedad, que permitan desarrollar técnicas de detección y discriminación automáticas.

Para la detección de vesículas utilizamos técnicas basadas en la forma, pero estas técnicas no resultan naturales para la distinción de una vesícula real de varicela de una falsa, o de otra enfermedad. El ojo humano, al examinar una vesícula, detecta con facilidad las diferencias basándose en el color interno: de acuerdo a la etapa de la enfermedad, la vesícula presenta un color característico, ya sea porque posee líquido en su interior, o porque ya se haya convertido en una costra. En este trabajo, nos centramos en la distinción basada en el color de la vesícula en la etapa en que posee líquido en su interior.

De este modo, así como para la detección utilizamos técnicas basadas en la forma, para el análisis posterior utilizamos técnicas basadas en el color interno de las vesículas detectadas.

La metodología propuesta para la discriminación de vesículas, puede resumirse en los siguientes puntos:

1. Construcción de un modelo teórico
 - a) Análisis del histograma de color de vesículas conocidas de varicela
 - b) Construcción de histogramas promedio basados en la distribución de los colores
2. Análisis de un caso muestra
 - a) Análisis del histograma de color de las vesículas detectadas
 - b) Comparaciones entre el histograma de cada vesícula y:
 - 1) el histograma de la piel
 - 2) el histograma promedio de varicela
 - 3) el histograma promedio de otra enfermedad

4.1. Construcción de un modelo teórico

Para analizar las diferencias entre una vesícula y una región de piel normal, nos centramos en analizar el histograma de las distintas componentes

de color, en forma individual, y el histograma bivariado de a pares de componentes. Dentro de los histogramas buscamos si existen patrones de concentración de valores de color que nos permitan definir el sector analizado.

El análisis de los histogramas se puede realizar sobre distintos espacios de color. El espacio de color L^*a^*b , con el que trabajamos en la etapa de detección, sigue siendo conveniente porque tiene el color concentrado en dos de sus componentes (la restante es de luminancia), las cuales pueden ser analizadas en conjunto con un histograma bivariado. Adicionalmente, el espacio de color RGB puede brindar información sobre el corrimiento al rojo de las vesículas en relación a la piel normal. (TODO: agregar citas)

En consecuencia, el primer paso consiste en construir un modelo teórico de valores de un conjunto α de vesículas conocidas, contra el cual comparar las nuevas vesículas. Este modelo $M\alpha$ consiste en un conjunto de doce histogramas promedio, construidos con la acumulación de los histogramas individuales de cada una de las vesículas pertenecientes al conjunto α .

- $H_{\alpha,R}$, $H_{\alpha,G}$ y $H_{\alpha,B}$: Histogramas individuales de las componentes R, G y B, respectivamente, sobre el espacio de color RGB.
- $H_{\alpha,RG}$, $H_{\alpha,GB}$ y $H_{\alpha,RB}$: Histogramas bivariados de las componentes R y B, G y B, R y B, respectivamente, sobre el espacio de color RGB.
- $H_{\alpha,L}$, $H_{\alpha,A}$ y $H_{\alpha,B}$: Histogramas individuales de las componentes L, A y B, respectivamente, sobre el espacio de color L^*a^*b .
- $H_{\alpha,LA}$, $H_{\alpha,AB}$ y $H_{\alpha,LB}$: Histogramas bivariados de las componentes L y A, A y B, L y B, respectivamente, sobre el espacio de color L^*a^*b .

4.1.1. Selección de vesículas de referencia

La varicela atraviesa distintas etapas durante su desarrollo. La primera etapa luego de la incubación consiste en la aparición de las vesículas típicas de la enfermedad, que contienen líquido en su interior, lo que les da el aspecto característico que se puede observar en la figura 14. Luego de esa etapa, las vesículas se transforman en costras como se muestra en la misma figura 14. Para el análisis nos centramos en la primera etapa, seleccionando de la base de imágenes aquellas que fueran del primer estadío de la enfermedad. La selección de las vesículas dentro de las imágenes la realizamos con un proceso manual, acumulando en el histograma aquellos pixels que estuvieran dentro del círculo **inscripto** en la vesícula, para descartar el ruido producido por los bordes de la misma.



Figura 14: Aspectos característicos de la varicela en las distintas etapas de la enfermedad. **Izq:** Vesículas características de la primer etapa de la enfermedad. **Der:** Costras características de la segunda etapa de la enfermedad

4.2. Comparación entre una vesícula y la piel normal

Dada una posible vesícula, la comparación con el histograma promedio puede brindar información acerca de si estamos en presencia de un falso positivo, o también si se trata de una vesícula de la enfermedad en cuestión. Para poder determinarlo numéricamente, utilizamos mediciones de distancia (o divergencia) entre histogramas. Si la distancia del histograma de la vesícula candidata al promedio está por debajo o por encima de cierto umbral, puede ser un indicador.

De este modo, esperamos que:

- El histograma de la componente R presente un corrimiento hacia el rojo en el caso de las vesículas (hacia los valores más altos del histograma) (ver TODO: imagen histograma de ejemplo)
- El histograma bivariado de las componentes A y B también presente un corrimiento hacia el rojo (hacia los valores más altos de A y B, en la esquina superior derecha del histograma) (ver TODO: imagen histograma de ejemplo)

Para evaluar la distancia o divergencia entre dos histogramas, trabajamos con la norma 1, la norma 2 y la divergencia de Kullback-Leibler (TODO: insertar citas). La norma 1 y la norma 2 comparan los histogramas acumulando la distancia bin a bin. Esta forma de medir la distancia se ve afectada por la presencia de bins vacíos, cuantización y otros efectos (cita: The Quadratic-Chi Histogram Distance Family - Ofir Pele and Michael Werman), asimismo por la cantidad de bins. Si son pocos bins, la distancia es robusta, pero no realiza una buena discriminación, y si la cantidad de bins es grande, la distancia deja de ser robusta (se ve influenciada por valores extremos).

Círculo detectado	KLD_A	KLD_B	KLD_{AB}
Varicela 1 - Falso positivo	24,26	16,98	32,60
Varicela 2 - Falso positivo	27,54	17,22	45,41
Varicela 3 - Falso positivo	25,71	17,39	28,28
Varicela 4 - Falso positivo	22,52	15,74	24,90
Varicela 1 - Vesícula 1	0,33	1,69	6,43
Varicela 1 - Vesícula 2	0,51	1,16	7,15
Varicela 1 - Vesícula 3	1,13	4,46	11,39
Varicela 1 - Vesícula 4	0,68	2,60	11,17
Varicela 2 - Vesícula 1	2,00	0,35	12,87
Varicela 3 - Vesícula 1	2,17	3,87	12,66
Varicela 3 - Vesícula 2	0,68	0,50	6,06
Varicela 3 - Vesícula 3	1,49	0,49	7,01
Varicela 3 - Vesícula 1	1,83	5,07	11,46

Cuadro 1: *Mediciones de KLD entre círculos detectados y el modelo teórico M_α*

La divergencia de Kullback-Leibler no es una distancia (no cumple con la condición de simetría), pero es un indicador de la similitud entre dos funciones de distribución P y Q, en este caso los histogramas. La KLD (Kullback-Leibler Divergence) mide la cantidad esperada de bits extra requeridos para codificar ejemplos de P utilizando un código basado en Q. Típicamente, P representa la distribución real de datos u observaciones (en este caso, la vesícula observada), y Q representa el modelo teórico (en este caso, el histograma promedio). El caso particular de la KLD utilizado es la KLD simétrica, que se obtiene como: $KLD(P||Q) + KLD(Q||P)/2$.

En la tabla siguiente 1 se puede observar la distancia KLD entre los círculos detectados y los histogramas promedio correspondientes, donde se puede observar que los valores de los falsos positivos son mucho mayores que los de las vesículas reales.

4.2.1. Comparación entre una vesícula de una enfermedad y otra

Para la comparación entre una vesícula de varicela y otra de herpes, tomamos un conjunto de círculos de ambas enfermedades, y realizamos las mediciones contra el histograma promedio de la varicela. De este modo esperamos que las distancias o divergencias de las vesículas de varicela comparadas contra el histograma promedio, den todas dentro del rango esperado, y las distancias de los histogramas de herpes, indiquen que pocas o ninguna de las vesículas caigan dentro del rango esperado.

En la tabla 1 se puede observar la distancia KLD entre los círculos de-

Círculo detectado	KLD_A	KLD_B	KLD_{AB}
Herpes 1 - Vesícula 1	26,46	25,52	33,88
Herpes 1 - Vesícula 2	7,86	10,42	18,73
Herpes 1 - Vesícula 3	17,79	15,80	22,70
Herpes 1 - Vesícula 4	7,24	11,72	20,27
Herpes 1 - Vesícula 5	8,39	14,63	20,15
Herpes 1 - Vesícula 6	15,88	10,42	21,68
Herpes 2 - Vesícula 1	23,54	9,59	26,31
Herpes 2 - Vesícula 2	8,12	3,64	17,23
Herpes 2 - Vesícula 3	7,52	9,47	17,26
Herpes 3 - Vesícula 1	26,25	24,90	31,63
Herpes 3 - Vesícula 2	4,81	9,57	19,64
Varicela 1 - Vesícula 1	0,33	1,69	6,43
Varicela 1 - Vesícula 2	0,51	1,16	7,15
Varicela 1 - Vesícula 3	1,13	4,46	11,39
Varicela 1 - Vesícula 4	0,68	2,60	11,17
Varicela 2 - Vesícula 1	2,00	0,35	12,87
Varicela 3 - Vesícula 1	2,17	3,87	12,66
Varicela 3 - Vesícula 2	0,68	0,50	6,06
Varicela 3 - Vesícula 3	1,49	0,49	7,01
Varicela 3 - Vesícula 4	1,83	5,07	11,46

Cuadro 2: *Mediciones de KLD entre círculos detectados de varicela y herpes, contra el modelo teórico M_α de varicela*

tectados de ambas enfermedades contra el histogramas promedio de varicela, indicando una diferencia clara entre los valores de KLD_{AB} .

5. Conclusiones

La metodología presentada permite la detección eficaz de vesículas de la varicela, bajo las condiciones de escala descriptas. El método propuesto consiste en la aplicación de diferentes técnicas de procesamiento de imágenes, entre ellas, Canny y CHT. Se comprobaron empíricamente los resultados esperados utilizando fotografías en bruto, demostrando un excelente desempeño.

Para poder contar con un método más robusto se deben abordar ciertos aspectos no tratados en este trabajo. Uno de ellos consiste en poder realizar una detección de las áreas de la piel, por medio de algún método de segmentación por color. Esto permitiría poder trabajar sobre las áreas de interés de la fotografía. Existen numerosos antecedentes de trabajos de detección de piel por segmentación que pueden aplicarse para mejorar los resultados obtenidos hasta el momento (ver [1], [2] y [12]). La mayoría de ellos trabajan sobre modelos de color como YCbCr y HSI para reconocer secciones de piel, utilizando técnicas de ecualización del histograma, extrapolación de pixeles y filtros de suavización.

Otro aspecto a mejorar es la detección de círculos cuando las vesículas no tienen una forma circular, por ejemplo, considerando elipses en lugar de círculos. También se puede optimizar la evaluación del arreglo de acumulación de CHT para que pondere los votos de cada posible círculo contra un porcentaje de un círculo completo correspondiente al radio examinado, en lugar de comparar contra el máximo local. Asimismo, otra variante para esta evaluación consiste en considerar la dirección del gradiente de un punto a la hora de sumar votos en la detección de círculos (ver Rojas, Sanz, Arteaga [20]).

Un aspecto adicional a considerar es la posibilidad de eliminar los falsos positivos aplicando técnicas de comparación del color dentro y fuera del círculo, para determinar si las variaciones de color y luminancia corresponden a una vesícula de varicela.

Agradecimientos

Queremos dar las gracias a nuestras familias y amigos por el apoyo incondicional.

Referencias

- [1] Ramello, Pedro Martín. “Comparación de métodos de detección de piel en modelos de color YCbCr y HSI para reconocimiento de caras”, 2005.
- [2] Luis Coll, Dante Chinchilla, Constanza Coll, Fernando Stengel, Horacio Cabo. “Análisis digital de imágenes en lesiones pigmentadas de la piel. Diagnóstico precoz del melanoma”, 2007.
- [3] Jesús Angulo, Jean Serra. “Segmentación de imágenes en color utilizando histogramas bi-variables en espacios color polares luminancia/saturación/matiz”, *Revista “Computación y Sistemas”*, Vol. 8, No. 4, June 2005.
- [4] Mohamed Rizon, Haniza Yazid, Puteh Saad, Ali Yeon Md Shakaff, Abdul Rahman Saad, Masanori Sugisaka, Sazali Yaacob, M.Rozailan Matmat, M.Karthigayan. “Object Detection using Circular Hough Transform”, *American Journal of Applied Sciences 2 (12)*: 1606-1609, 2005, ISSN 1546-9239, ©2005 Science Publications.
- [5] Simon Just Kjeldgaard Pedersen. “Circular Hough Transform”, *Aalborg University, Vision, Graphics, and Interactive Systems*, November 2007.
- [6] Marlon Fabián Macías Sánchez, Patricia X. Chávez Burbano. “Detección de rostros humanos en posición frontal en imágenes a color utilizando propiedades estadísticas de la piel humana junto con el método de concordancia con el rostro plantilla”, *Revista Tecnológica ESPOL*, 2010, <http://www.dspace.espol.edu.ec/handle/123456789/9113>.
- [7] Alejandro Flores-Méndez, Ana Antígona Méndez-Cuanalo. “Detección estable de los bordes de la oreja en imágenes 2D”, *Computación y Sistemas*, Vol. 13, 2009.
- [8] Alejandro Flores Méndez “Reconocimiento y clasificación de cráteres a partir de imágenes satelitales”. Disponible en: <http://www.ci.ulsa.mx/ aflores/mars/mars-complete.html>
- [9] David Delgado Gómez, Jens Michael Carstensen, Bjarne Ersboll, Lone Skov, Bo Bang. “Building an image-based system to automatically score psoriasis”
- [10] Mariana del Fresno, Mario Moreno, Marcelo Vénere. “Segmentación de regiones de interés en imágenes médicas”, *VIII Simposio Argentino de Informática y Salud*, 2005
- [11] Michael J. Jones, James M. Rehg. “Statistical Color Models with Application to Skin Detection”, *International Journal of Computer Vision* , 1999

- [12] Darío de Miguel Benito. “Detección automática del color de la piel en imágenes bidimensionales basado en el análisis de regiones”, 2005
- [13] K. Castleman. “Digital Image Processing”, Prentice Hall, 1996
- [14] Lakare S., Kaufman A. “3D Segmentation techniques for medical volumes”, *Center for Visual Computing, Department of Computer Science, State University of New York, Research Proficiency Exam*, Dic. 2000
- [15] R.C. González, R.E. Woods. “Digital Image Processing”, Addison-Wesley, 1993.
- [16] J.F. Canny. “A Computational Approach to Edge Detection”, *IEEE PAMI*, 8(6), 1986, pp. 679-698.
- [17] J.V. Rebaza. “Detección de bordes mediante el algoritmo de Canny”,
- [18] A. Aguado y M. Nixon. “A new Hough Transform mapping for ellipse detection” *University of Southampton Research Journal*, 1995 <http://www.ecs.soton.ac.uk/publications/>
- [19] Richard O. Duda y Peter E. Hart. “Use of the Hough trasformtion to detect lines and curves in pictures”, April 1971
- [20] Teddy Rojas, Wilmer Sanz y Francisco Arteaga. “Sistema de Visión por Computadora para la Detección de Objetos Esféricos a través de la Transformada Circular de Hough”
- [21] Arturo Bianchetti y Silvia Ana Comastri. “Desarrollo de una metodología para medir el diámetro pupilar ocular a partir del procesado de imágenes conteniendo el ojo”, Noviembre 2008. Documento de Trabajo N° 221, Universidad de Belgrano. Disponible en la red: http://www.ub.edu.ar/investigaciones/dt_nuevos/221_bianchetti.pdf
- [22] Juan Catuche, Julio Sterling, Bladimir Bacca-Cortes. “Seguimiento de trayectorias y objetivos en tierra usando un dirigible y visión artificial”, Diciembre 2009. *Grupo de Investigación en Percepción y Sistemas Inteligentes, Universidad del Valle, Escuela de Ingeniería Eléctrica y electrónica, Cra. 91 No. 28-23, Cali, Valle, Colombia*
- [23] Lucas D. Terissi, Lucas Cipollone y Patricio Baldino. “Sistema de Reconocimiento de Iris”, 2000. *Laboratorio de Sistemas Dinámicos y Procesamiento de la Información FCEIA, Universidad Nacional de Rosario Ríobamba 245 bis, Rosario, Argentina*
- [24] Hough, P. V. “Machine analysis of bubble chamber pictures. In International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation”, 1959 (*L. Kowarski, ed.*) 554–556. CERN.

5.0.1.1. Datos de Contacto

Virginia Inés Arroyo

Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Departamento de Computación.

Pabellón I, Ciudad Universitaria (C1428EGA), Buenos Aires, Argentina.

virginia.arroyo@gmail.com

Julián Ricardo Oyola

Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Departamento de Computación.

Pabellón I, Ciudad Universitaria (C1428EGA), Buenos Aires, Argentina.

joyola@dc.uba.ar