

Análisis y detección de características de la varicela en imágenes de la piel

Virginia Arroyo, Julián Oyola y Ana Ruedin

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires

Resumen

Las técnicas de procesamiento de imágenes pueden resultar de gran 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. El procedimiento utilizado 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 círculos, teniendo en cuenta un grado de tolerancia, dado que las ampollas de la varicela no son círculos perfectos. De esta forma se consigue, para un conjunto representativo de imágenes, un método de detección de ampollas de la varicela con una tasa razonable de aciertos.

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.

1. Introducción

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 segmentación y CHT 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 [21]. 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 [20] 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 [22], 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.

El objetivo principal de este trabajo consiste en desarrollar un método capaz de detectar ampollas de varicela. Para obtenerlo trabajamos con técnicas de reconocimiento de patrones. La metodología que utilizamos está basada en la aplicación de un preprocesamiento de la imagen y la detección de bordes con Canny [16] y de círculos con la transformada circular de Hough [18] [5].

En el desarrollo encontramos ciertas dificultades como, por ejemplo, las fotografías pueden estar a una escala tal que no es posible la detección de las ampollas. Otro inconveniente es que las imágenes pueden tener una gran variación de zonas de luz o saturación de colores, lo que hace difícil la obtención de resultados positivos. Por otro lado debemos tener presente que las ampollas suelen no ser de forma circular, como también puede ocurrir que sus bordes no se cierren, lo que hace que su detección se torne compleja. Asimismo, el método de detección empleado puede arrojar tanto duplicaciones como falsos positivos. Para abordar cada una de estas complicaciones u obstáculos utilizamos diferentes técnicas aplicadas en el preprocesamiento de la imagen y el posprocesamiento de los resultados. Entre las conclusiones obtenidas, se encuentra la necesidad de aplicar métodos de segmentación para el reconocimiento de las áreas de la fotografía relativas a la piel.

2. Desarrollo

La metodología propuesta consiste en una combinación de técnicas de procesamiento de imágenes y de detección de bordes. Puede resumirse en la aplicación de las siguientes etapas:

1. Preprocesamiento de la imagen
 - a) Selección de un espacio de color óptimo
 - b) Ecualización del histograma
2. Detección de patrones
 - a) Detección de bordes
 - b) Aplicación de operaciones morfológicas
 - c) Detección de círculos
3. Selección de candidatos
 - a) Detección de múltiples ocurrencias

2.1. Preprocesamiento de la imagen

Las imágenes con las que se trabajó son fotografías en bruto, sin ningún tipo de tratamiento previo, tomadas con cámaras de mano. Esto hace que la calidad de las mismas sea muy variable, así como también las zonas de luz y oscuridad muy marcadas, o los colores muy exagerados. Por lo tanto, la primera medida a tomar consistió en realizar un pre-procesamiento de la imagen, para poder centrarnos en un espacio de color o luminancia que maximice la detección de patrones, y como paso posterior, ajustar el contraste.

La selección de un espacio de color se convierte en un punto clave para el procesamiento posterior. La imagen está compuesta por capas de luz y color que el ojo humano interpreta correctamente, pero sólo algunas de estas capas son las más apropiadas para realizar la posterior detección de patrones. En principio, evaluamos cuatro familias de modelos de color: RGB (RGB, 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 color del mismo 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 .

Para poder incrementar el contraste global de las imágenes se realiza una equalización del histograma, lo cual es especialmente útil cuando las áreas de interés consisten de valores cercanos. Justamente las imágenes tratadas cumplen con esta condición, ya que las mismas contienen zonas de poca diferencia de luz en la piel, donde se encuentran las vesículas de la varicela, en comparación con grandes diferencias de luz entre la piel y el fondo de la fotografía, usualmente oscuro.

2.2. Detección de patrones

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 ampollas y zonas sin ampollas utilizaremos métodos basados en la detección de bordes.

2.2.1. 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. Los objetivos principales de un detector de borde son dos: una baja tasa de error y una buena localización del borde. El primer objetivo se refiere a la capacidad del detector para clasificar píxeles de la imagen como bordes, sin incluir elementos espurios como ruidos o manchas. El segundo objetivo tiene que ver con que la propia forma del filtro puede dar lugar a una detección de borde ligeramente trasladada, o incluso duplicada [15].

Para la detección de bordes en las fotografías utilizamos el método de Canny ya que es uno de los métodos más importantes para realizar una detección global de bordes sobre una imagen [16] y es considerado uno de los más robustos contra el ruido (filtro óptimo), en comparación con los métodos de Roberts, Sobel o Prewitt [15]. Esta técnica, que se caracteriza por estar optimizada para la detección de bordes diferenciales, consta de tres etapas principales: filtrado, decisión inicial, e histéresis. La primera etapa consiste en un filtrado de convolución de la derivada primera de una función gaussiana normalizada discreta sobre la imagen, realizada en dos direcciones: horizontal y vertical. El objetivo de aplicar un filtro gaussiano en esta etapa es eliminar ruido de la imagen, ya que el mismo puede llevar a detectar bordes erróneamente. La función gaussiana posee dos parámetros fundamentales, valor medio m , y desviación típica σ . En este caso, el valor medio es nulo. Por otro lado, durante las pruebas resultó adecuado aplicar el filtro gaussiano con un σ igual a 2. El paso siguiente consiste en obtener el gradiente en las direcciones vertical y horizontal y con ellos detectar picos que indiquen la presencia de un borde. 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. Esta función se basa en la definición de dos umbrales, T_L y T_H , tales que $T_L < T_H$. Valores típicos para estos umbrales son 0.1 y 0.5, respectivamente, aunque se recomienda que T_H y T_L 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]. En esta etapa se realizan los siguientes cálculos:

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

Durante las pruebas realizadas surgió como óptimo los umbrales [TL TH] iguales a [0.15 0.4], lo que implica que requiere un pixel inicial con un valor alto relativo ($\geq 0,4$) para comenzar el borde, y un pixel vecino no muy alto para continuarlo ($\geq 0,15$).

2.2.2. 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 obtuvimos mejores resultados.

2.2.3. 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 formulación de parámetros específica al tipo de línea que se desea detectar (usualmente rectas, círculos o elipses). Sin embargo, puede generalizarse para cualquier tipo de forma [17].

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 [23]. Al utilizarla para detectar líneas rectas en una imagen, la transformada puede basarse en los dos parámetros implícitos en la ecuación de la recta según la representación pendiente-ordenada en el origen, $y = ax + b$. Independientemente de la formulación de parámetros empleada, la transformada siempre utiliza lo que se conoce como Arreglo de Acumulación, donde se totalizan los “votos” que dan el resultado de los parámetros más apropiados al tipo de línea que se desea detectar.

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 en la representación de coordenadas polares o radio-ángulo. Esta versión fue presentada por Richard Duda y Peter Hart en 1972 [18]. La ecuación de la recta utilizada en esta versión es $p = x \cos \alpha + y \sin \alpha$.

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.

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 utiliza la siguiente fórmula $r = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$. Los parámetros de la función de la transformada son: el centro del círculo y el radio. Es decir que el espacio de Hough es tridimensional, luego el arreglo de acumulación será de dimensión tres. Esta última 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 esta 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.

2.3. Selección de candidatos

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 las figura 1 se puede observar la diferencia entre la detección de duplicados con $k = \max(r_1, r_2)$ y $k = r_1 + r_2$.

Figura 1: Detección de círculos redundantes con $k = \max(r1, r2)$ y $k = r1 + r2$

Imagen resultado



Imagen resultado



3. Resultados

Para realizar la detección de los círculos, se trabajó con los siguientes parámetros ¹:

1. El rango de radios esperados para las vesículas
2. El porcentaje de puntos del círculo detectado, con respecto al máximo de su mismo radio
3. Distancia para detectar círculos redundantes
4. Escala de la fotografía

3.1. El rango de radios esperados

Para detectar las ampollas en la imagen, se debe especificar al algoritmo el rango esperado de radios de los círculos.

Tomando como ejemplo la imagen de la figura 2 ², se pueden realizar pruebas con diferentes radios esperados, 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, sin embargo, cuando el radio esta bien seleccionado, la detección es correcta.

Sin embargo, el método se muestra robusto para la imagen de la figura 3, donde la ampolla es detectada con diferentes radios ingresados, a pesar de que sus bordes son claramente no circulares.

3.2. 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 4, 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 %.

¹Las funciones fueron desarrolladas en MATLAB

²Las imágenes utilizadas pertenecen al archivo de imágenes de la Universidad de Iowa <http://www.lib.uiowa.edu/HARDIN/MD/DERMPICTURES.HTML>

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.

3.3. Distancia para detectar círculos redundantes

Inicialmente, en las pruebas para descartar detecciones duplicadas de ampollas, determinamos que dos círculos son redundantes cuando sus centros se encuentran a una distancia menor que el radio máximo. Es decir, que consideramos que dos círculos establecen la presencia de la misma ampolla cuando el centro del círculo menor, se encuentra dentro del círculo mayor. Sin embargo, en las pruebas realizadas con la imagen que se muestra en la figura 1, para poder descartar detecciones duplicadas se debió modificar la distancia considerada ($k = r_1 + r_2$). Es decir, que si se tocan en un punto son considerados redundantes. Al realizar este cambio, el resto de las pruebas no se vieron modificadas.

3.4. Escala de la fotografía

Uno de los requisitos para que el método presentado trabaje de manera exitosa, es que la imagen se encuentre en una escala razonable para la detección de bordes y círculos. Por ejemplo, en la prueba con las imágenes de la figura 7, se observa que, dada la escala que tienen, las ampollas no son localizadas.

En general se observó un buen desempeño del proceso para las imágenes de las figuras 3 y 8.

Figura 2: Detección con radio $r = 23$ y $r = 24$

Imagen resultado



Imagen resultado



Figura 3: Bordes y detección con radio $r = 40$ y $r = 43$

Imagen original con bordes detectados



Imagen resultado



Imagen resultado



Figura 4: Bordes detectados. Ampollas lejanas a la forma circular

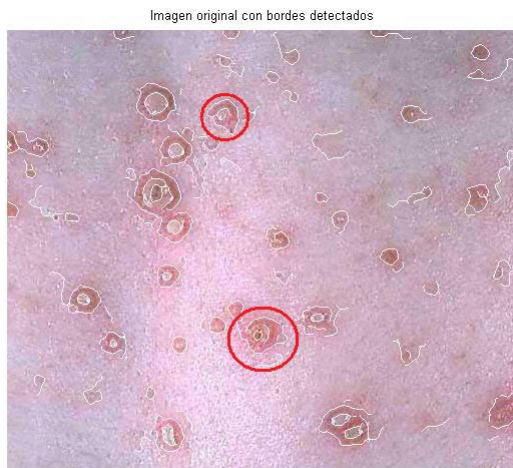


Figura 5: Detección de círculos con umbral = 70% y 90%



Figura 6: Detección de círculos con umbral = 90 %

Imagen resultado

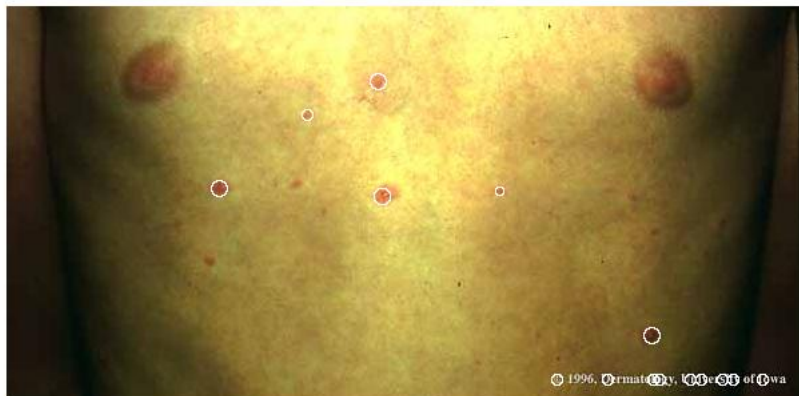


Figura 7: Ejemplos de imágenes a escalas no utilizables

Imagen resultado



Imagen resultado



Figura 8: Ejemplo de detección con ampollas de tamaño mediano

Imagen resultado

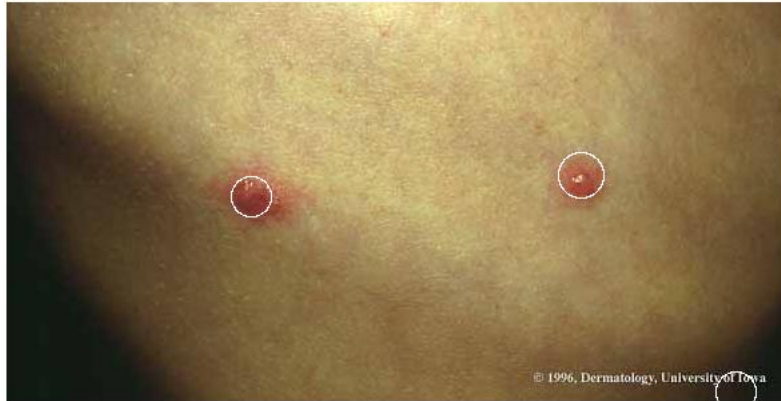


Figura 9: Ejemplo de detección con ampollas de tamaño mediano

Imagen resultado



4. Discusión

La metodología presentada permite la detección eficaz de ampollas de la varicela, bajo las condiciones de escala descritas. 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 píxeles y filtros de suavización.

Otro aspecto a mejorar es la detección de círculos cuando las ampollas 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 [19]).

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 ampolla 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 Mamat, 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] 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/>
- [18] Richard O. Duda y Peter E. Hart. “Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures”, April 1971
- [19] 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”
- [20] Arturo Bianchetti y Silvia Ana Comastri. “Desarrollo de una metodología para medir el diámetro pupilar ocular a partir del procesamiento 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
- [21] 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*
- [22] 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 Riobamba 245 bis, Rosario, Argentina*
- [23] 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*.

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*