



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

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

Tesis presentada para optar al título de
Licenciado en Ciencias de la Computación

Virginia Arroyo y Julián Oyola

Director: Dra. Ana Ruedin
Codirector: Dr. Daniel Acevedo
Buenos Aires, 2012

ANÁLISIS Y EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE ENFERMEDADES DE LA PIEL: SU APLICACIÓN EN LA DETECCIÓN DE VARICELA

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 extracción 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 zóster, obteniéndose resultados altamente satisfactorios. Por último, realizamos un análisis sobre las medias de los colores de las vesículas de varicela y piel sana, como así también entre vesículas de varicela y herpes zóster, encontrando diferencias alentadoras que podrían ser utilizadas para la discriminación entre piel sana y varicela, o entre varicela y otra enfermedad.

Palabras clave: Transformada de Hough circular, detección de vesículas de varicela, filtro gaussiano, espacios de color, Kullback-Leibler Divergence, distancia Mahalanobis.

ANALYSIS AND EXTRACTION OF FEATURES OF SKIN DISEASES: ITS APPLICATION IN THE DETECTION OF VARICELLA

Image processing techniques can be helpful to medical professionals in the early diagnosis of skin diseases. This paper focuses on the analysis and extraction of features of varicella on digital photographs of the patient, and on the subsequent comparison to similar diseases. The procedure used for detection consists of analyzing the luminance, enhancing the contrast by histogram equalization, smoothing the image and performing edge detection. The next step consists of applying morphological operations on the edges found, and performing the Hough transform to detect the circular form of the chickenpox vesicles. The obtained method for detecting varicella vesicles works with a reasonable rate of correct answers on a representative set of images. After the screening, a comparative analysis of the color histograms of the vesicles is performed, focusing on numerical methods to tell real elements from false positives, and to distinguish the chickenpox vesicles from those of a similar disease like herpes zoster. Finally, we conducted an analysis of the means of the color of the vesicles of varicella and healthy skin, as well as between vesicles of chickenpox and herpes zoster, finding encouraging differences that could be used for discrimination between healthy skin and varicella, or between chicken pox and other diseases.

Keywords: Circular Hough Transform, detection of vesicles of chickenpox, color representation, Gaussian filter Kullback-Leibler Divergence, Mahalanobis distance.

AGRADECIMIENTOS

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

A Luli y July.

Índice general

1.. Introducción	1
1.1. Introducción	2
2.. Imágenes utilizadas	5
2.1. Las imágenes de piel y sus características	6
3.. Detección de vesículas	7
3.1. Metodología propuesta	8
3.2. Selección de un espacio de color óptimo	8
3.3. Detección de bordes	9
3.4. Método de detección de bordes Canny	9
3.5. Operaciones morfológicas	11
3.6. Detección de círculos	11
3.7. Porcentaje de puntos del círculo detectado	13
3.8. Radios utilizados para la detección de las vesículas	14
3.9. Eliminación de detecciones duplicadas	15
3.10. Ecualización del histograma	15
3.11. Comparación de los espacios de color	18
3.12. Descripción del proceso realizado	18
4.. Discriminación de enfermedades	21
4.1. Metodología propuesta	22
4.2. Técnicas basadas en el histograma de color	22
4.2.1. Construcción de un histograma de referencia	22
4.2.2. Comparación entre una vesícula y la piel normal	24
4.2.3. Comparación entre una vesícula de una enfermedad y otra	25
4.3. Técnicas basadas en la comparación de media poblacional	26
4.3.1. Comparación por distancia de Mahalanobis	26
4.3.2. Test de distribución Hotelling T-Cuadrada	27
4.3.3. Test de ANOVA	28
5.. Conclusiones	31
5.1. Conclusiones sobre la detección de vesículas	32
5.2. Conclusiones sobre la discriminación de enfermedades	32
6.. Contactos	35

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Introducción

La varicela es una enfermedad causada por el virus de la varicela zóster, un virus de la familia de los herpesvirus. La varicela es muy contagiosa y se desarrolla principalmente en niños. El virus se transmite generalmente por vía aérea, por medio de las gotas de Flügge (pequeñas gotitas que expelen los pacientes al respirar), y también por contacto directo, aunque en menor medida. Tiene un período de incubación de 10 a 21 días y durante él no se presentan síntomas hasta que aparecen las primeras lesiones en la piel en forma de pequeños granos, que se presentan de forma súbita y evolucionan el pocas horas pasando de manchas a lesiones sobrelevadas en la piel que se conocen como pápulas, que después se llenan de líquido formando vesículas. Posteriormente se llenan de pus y se conocen como pústulas que por último forman costras. Después del periodo de incubación, aparecen los primeros síntomas que son fiebre no muy alta, malestar general y unas pequeñas pápulas rojizas. La erupción aparece primero en el abdomen y la espalda, y luego, se propaga a casi todas las partes del cuerpo, incluidos el rostro, el cuero cabelludo, la boca, la nariz, las orejas y los genitales. Las vesículas de la varicela suelen medir menos de un centímetro de ancho, tienen una base roja y aparecen en tandas o brotes en el transcurso de dos a cuatro días. Lo habitual es que aparezcan de 3 a 4 brotes. Por lo general, la varicela es una enfermedad leve, pero puede ser grave en embarazadas, lactantes, adolescentes, adultos y personas con sistemas inmunitarios debilitados.

Luego de la infección, el virus de la varicela zóster puede quedar latente dentro de los nervios periféricos del cuerpo, sin causar ningún síntoma. Días o décadas más tarde, el virus puede activarse nuevamente, saliendo de las células nerviosas y formando nuevas vesículas en la piel, en forma de anillo agrupadas a lo largo de un dermatoma (el área de la piel inervada por una raíz o nervio dorsal de la médula espinal). A esta nueva aparición del virus se la conoce como herpes zóster (o culebrilla) y suelen padecerla personas con un sistema inmunológico debilitado. Cuando aparece la culebrilla, sólo afecta un lado del cuerpo, usualmente tiene el aspecto de una franja, como un cinturón a lo largo de una única línea o filamento nervioso. El sitio donde aparece con más frecuencia es la espalda, en la parte superior del abdomen o en la cara. Los primeros signos del herpes zóster son fiebre, escalofríos, fatiga, dolor de cabeza y malestar estomacal, lo cual puede confundir a la gente, creyendo que están con una gripe. Estos síntomas habitualmente están acompañados de una sensación de hormigueo, adormecimiento o dolor en un lado del cuerpo o de la cara. Muchas personas describen el dolor como una quemazón, pulsaciones y un dolor punzante, con puntadas agudas e intermitentes de mucho dolor. Algunas personas experimentan una picazón severa o molestias más que un verdadero dolor. Luego de varios días con estos síntomas, aparece una erupción en forma de franja como un cinturón que se extiende desde la línea media del cuerpo hacia afuera. La erupción aparece como un pequeño grupo de ampollas en forma de uvas, llenas de un líquido claro sobre una piel enrojecida. Dentro de los tres días posteriores a la erupción, las ampollas se tornan amarillas, se secan y se forman costras. El herpes zóster no se puede transmitir a alguien que haya tenido varicela en el pasado o haya sido vacunado para evitar la infección con el virus de la varicella zoster. Alguien que no haya padecido la varicela o que no se haya vacunado, puede desarrollar varicela si toma contacto con un brote de herpes zóster. Aproximadamente, entre el 3 por ciento y el 5 por ciento de las personas infectadas con el virus de la varicela zoster padecerán herpes zóster en algún momento de sus vidas, la mayoría de ellas después de los 50 años de edad.

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, como así también poder determinar regiones de piel sana y regiones con vesículas. 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). También analizamos las medias de las vesículas de varicela y de herpes, utilizando diferentes tests, que nos permiten aproximarnos a la extracción de características que puedan ayudar en la identificación de regiones de la imagen que contengan vesículas de la enfermedad estudiada. Elegimos imágenes de herpes zóster para comparar con las imágenes de varicela; y de esta forma evaluar como se comporta el procedimiento propuesto, dado que ambas enfermedades causan lesiones similares en la piel.

En el curso de esta tesis hemos presentado dos trabajos, una presentación en un congreso nacional [28] y otra en un congreso internacional [27].

A continuación se describe cómo se encuentra organizado el presente trabajo. En la sección 2 hablamos de las imágenes utilizadas y de sus propiedades. En la sección 3 detallamos los métodos que utilizamos para detectar vesículas (ecualización del histograma, selección del espacio de color, método Canny, transformada circular de Hough, entre otros). En la sección 4 explicamos como discriminamos entre vesículas de varicela y vesículas de otras enfermedades como el herpes, utilizando histogramas de las componentes de color y analizándolos a través de la norma y la divergencia KLD. En la misma sección, analizamos las medias de las componentes de color de las vesículas de varicela y las comparamos con piel sana y con vesículas de herpes. En la sección 5 damos las conclusiones finales del trabajo y posibles líneas de investigación a futuro.

2. IMÁGENES UTILIZADAS

2.1. 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 2.2. En tanto que, la vesículas presentes en las imágenes de la figura 2.1 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.



Fig. 2.1: 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 círculos 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 un tanto alejados del color real de la vesícula, debido a la calidad de las fotografías. Esto dificultó el análisis de las mismas. 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 fotografías e incluso la calidad de las mismas. Dadas estas particularidades de las imágenes utilizadas, debimos extraer un subconjunto de imágenes homogéneo, que nos permitiera aplicarles métodos generales para las detecciones de forma y color.



Fig. 2.2: 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
- Ecuallización 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 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 CMYK. 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 la componente que da más información sobre la imagen. 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, 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 (Commission Internationale d' Eclairage) 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 preprocessamiento 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.

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 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 de varicela.

3.4. Método de detección de bordes Canny

Para la detección de bordes en las fotografías decidimos utilizar el método de Canny, ya es 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 la figuras 3.1 y 3.2 se puede observar algunos resultados.

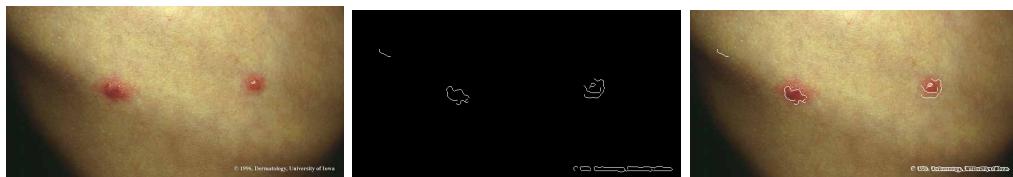


Fig. 3.1: Ejemplo de bordes detectados en una imagen. **Izquierda:** Figura original. **Centro:** Bordes detectados con el algoritmo de Canny. **Derecha:** Figura original con bordes superpuestos.

El algoritmo de Canny esta 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 filtros de convolución que aproximan a la primer derivada de la imagen, suponiendo que ésta proviene de una función de argumento continuo. La derivada es cero en todas las regiones donde no varía la intensidad, y toma valores grandes donde hay un cambio brusco de intensidad. Esto sirve para detectar los bordes [17].

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

1. **Suavizado de la imagen:** en esta etapa se aplica un filtro gaussiano para suavizar la imagen.
2. **Obtención del gradiente:** en esta etapa se aplica un filtro pasa altos en la dirección vertical y horizontal para obtener el gradiente.



Fig. 3.2: Ejemplo de bordes detectados en otra imagen. **Izquierda:** Figura original. **Centro:** Bordes detectados con el algoritmo de Canny. **Derecha:** Figura original con bordes superpuestos.

3. **Supresión de puntos que no son máximos locales:** en esta etapa se logra el adelgazamiento del ancho de los bordes, obtenidos con el gradiente, hasta lograr bordes de un píxel de ancho, suprimiendo los puntos que no son máximos.
4. **Umbral con histéresis:** 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.

Suavizado de la imagen. 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. 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 una ventana deslizante.

Obtención del gradiente. Una vez que se suaviza la imagen, para cada píxel se obtiene la magnitud (o módulo) y la 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 con la imagen, realizada en dos direcciones: horizontal y vertical. Con esto se obtiene el gradiente en cada posición de la imagen. Luego se calcula la magnitud y la orientación del gradiente en cada posición.

Supresión de valores que no son máximos locales. 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 una imagen binaria que contiene a los bordes adelgazados.

Umbral con histéresis. 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 binaria de bordes adelgazados 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].

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 ($\geq 0,4$) para comenzar el borde, y un pixel vecino no muy alto para continuarlo ($\geq 0,15$).

3.5. 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 píxeles aislados. Esta operación no mejoró resultados.

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

3.6. 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_0 e y_0 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 un pixel que en el paso anterior fue detectado como borde, se calcula el centro del posible círculo, suponiendo que dicho pixel pertenece al borde de un círculo. A cada centro calculado le sumamos un voto. En este punto utilizamos la siguiente propiedad: Dado un círculo de centro c y radio r , si en cada punto del borde se traza otro círculo de radio r centrado en ese mismo punto, entonces todos los círculos se intersecan en c . Se prueba con diferentes radios y se mantiene un arreglo de acumulación para cada uno de ellos. Los arreglos de acumulación pertenecen al espacio de Hough y son acumuladores 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.

En la figura 3.3 podemos observar los votos calculados del arreglo acumulador para una imagen que contiene monedas. En tanto que en la figura 3.4 se muestra el arreglo acumulador de una de las imágenes de varicela con las cuales trabajamos. En el primer ejemplo se ve más fácilmente donde se está realizando la suma de votos, dado que las monedas son perfectamente circulares.



Fig. 3.3: Primer ejemplo de arreglo acumulador. **Izquierda:** Fotografía original de las monedas. **Derecha:** Arreglo acumulador de votos.



Fig. 3.4: Segundo ejemplo de arreglo acumulador. **Izquierda:** Fotografía original de varicela. **Derecha:** Arreglo acumulador con votos sumados.

3.7. 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 3.5, 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 %.

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.

Se puede observar en la figura 3.6 las detecciones de vesículas utilizando diferentes porcentajes. Con un porcentaje del 70 % tenemos falsos positivos. En tanto que con un porcentaje del 90 % no se detectan todas las vesículas de la imagen. Para esta imagen en particular, se obtienen mejores resultados con un umbral del 80 %, sin embargo, para la mayoría de las imágenes, el proceso tiene un mejor comportamiento considerando el 90 % de los puntos del círculo.



Fig. 3.5: *Izquierda:* Bordes detectados. Las 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 %

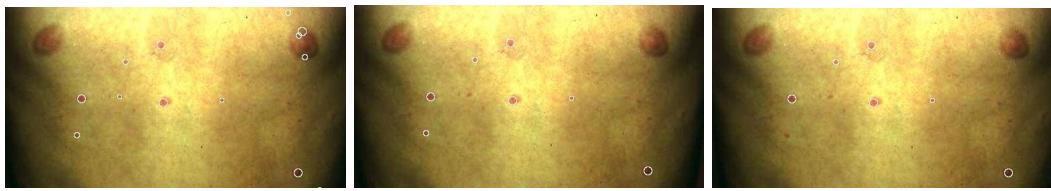


Fig. 3.6: Detección de círculos con diferentes porcentajes. *Izquierda:* porcentaje = 70 %. *Centro:* porcentaje = 80 %. *Derecha:* porcentaje = 90 %.

3.8. 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 3.7, 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.



Fig. 3.7: 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 3.8, 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.



Fig. 3.8: Detección de vesículas con diferentes radios. **Izq:** Bordes detectados. **Centro:** Detección de vesículas con radio radio = 40. **Der:** Detección de vesículas con radio = 43.

3.9. 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. Consideraremos 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 3.9 se puede observar la diferencia entre la detección de duplicados con $k = \max(r_1, r_2)$ y $k = r_1 + r_2$.



Fig. 3.9: Eliminación de círculos redundantes. **Izq:** Detección de círculos redundantes con $k = \max(r_1, r_2)$. **Der:** Detección de círculos redundantes con $k = r_1 + r_2$.

3.10. 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 realzar el contraste realizamos una ecualización del histograma, por medio de una variante llamada **ecualización del histograma adaptativa**.

La ecualización del histograma se trata de 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 consiste en variar el histograma de una zona de la imagen, o de la imagen entera, a uno 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 dándole a cada color el mismo peso. Esto producirá que el contraste se eleve y los detalles sean más visibles, por eso este método se utiliza para ajustar el condrate. Usualmente incrementa el contraste global, especialmente cuando en la imagen tratada se utilizan pocos valores distintos para representar los datos, justamente aumentando esta cantidad de valores distintos. El 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.

La ecualización del histograma ordinaria utiliza la misma transformación del histograma de la imagen para modificar todos los píxeles 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. Por otro lado, en algunas ocasiones puede incrementar el contraste del ruido, efecto que puede traducirse en nuestro caso, en detecciones incorrectas de las vesículas.

Una generalización de este método propone utilizar múltiples histogramas para enfatizar el contraste local. A esta variante se la conoce como ecualización adaptativa del histograma (AHE) y 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 píxeles 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, lo que causa que se sobreamplifiquen los ruidos en regiones homogéneas de la imagen. Para prevenir esta amplificación hemos utilizado otra generalización del método que es la ecualización adaptativa limitando el contraste (CLAHE). El procedimiento de limitar el condrate es aplicado a cada bloque de píxeles a través de la derivación de una función de transformación.

El método AHE realiza una transformación de cada pixel utilizando una función de trasformación para cada uno de ellos, teniendo en cuenta los valores de los píxeles cercanos. Cada pixel es transformado basándose en el histograma del cuadrado alrededor del pixel. En nuestro caso resultó apropiada una región cuadrada de 16 píxeles de lado. 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 píxeles de los bordes de la imagen tienen un tratamiento especial, dado que no está completo el cuadrado de los píxeles vecinos. Por ejemplo, una forma de resolverlo es extender los bordes de la imagen, replicando en forma de espejo los píxeles 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.

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. 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

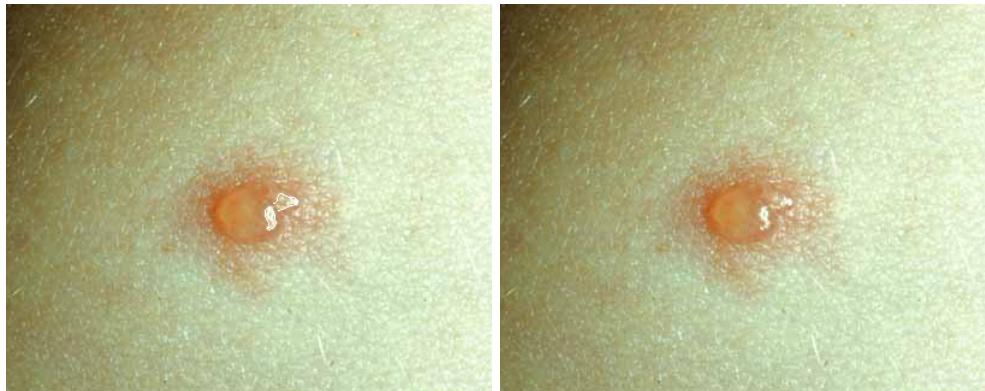


Fig. 3.10: *Primer ejemplo: Detección de vesículas sin ecualización el histograma. Izq: Bordes detectados sobre la imagen original sin aplicar ecualización del histograma. Der: Círculos detectados sobre la imagen original sin aplicar ecualización del histograma.*



Fig. 3.11: *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.*

es deseable, el procedimiento de redistribución se puede repetir de forma recursiva hasta que el exceso es despreciable. La ecualización adaptativa del histograma en su forma simple, presentada anteriormente, con y sin contraste limitante, requiere el cálculo de un histograma diferente para cada bloque de píxeles 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 píxeles se calcula un histograma, una CDF y la función de transformación. Con esta función se obtiene el nuevo valor del pixel central del bloque. El resto de los píxeles se transforman con un máximo de cuatro funciones de transformación de los bloques de píxeles más cercano a ellos, y se les asigna los valores interpolados.

En las imágenes de las figuras 3.10, 3.11, 3.12 y 3.13 se puede observar la detección de bordes, primero sin aplicar previamente la ecualización del histograma y luego realizando la ecualización. Al realizar el contraste de las imágenes, mejora la detección de los bordes y de las vesículas.



Fig. 3.12: 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.



Fig. 3.13: 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.

3.11. Comparación de los espacios de color

Para determinar cuál era el espacio de color óptimo para llevar a cabo la detección de bordes y círculos, realizamos una comparación entre los modelos YCbCr y L*a*b, aplicando los mismos pasos del proceso a ambos. Por lo mencionado en la sección 3.2, ambos espacios cuentan con una componente de luminancia que se puede utilizar para detectar bordes (Y para YCbCr, L para L*a*b). De acuerdo a la definición de cada uno, esperábamos que el proceso aplicado al espacio L*a*b tuviera mejor desempeño, ya que es más robusto ante cambios en la iluminación.

Las pruebas confirmaron esta suposición: el proceso aplicado al espacio L*a*b tuvo mejores resultados en cuanto a la detección de bordes y vesículas. En las figuras 3.14 y 3.15 se puede observar que la detección aplicada al espacio YCbCr tiene menos aciertos.

3.12. Descripción del proceso realizado

El proceso llevado a cabo para obtener las vesículas de las imágenes consistió en aplicar las metodologías descriptas en esta sección. Se puede observar en el gráfico de la figura 3.16 el orden de aplicación de dichas técnicas. La salida de este proceso tiene como resultado los círculos que

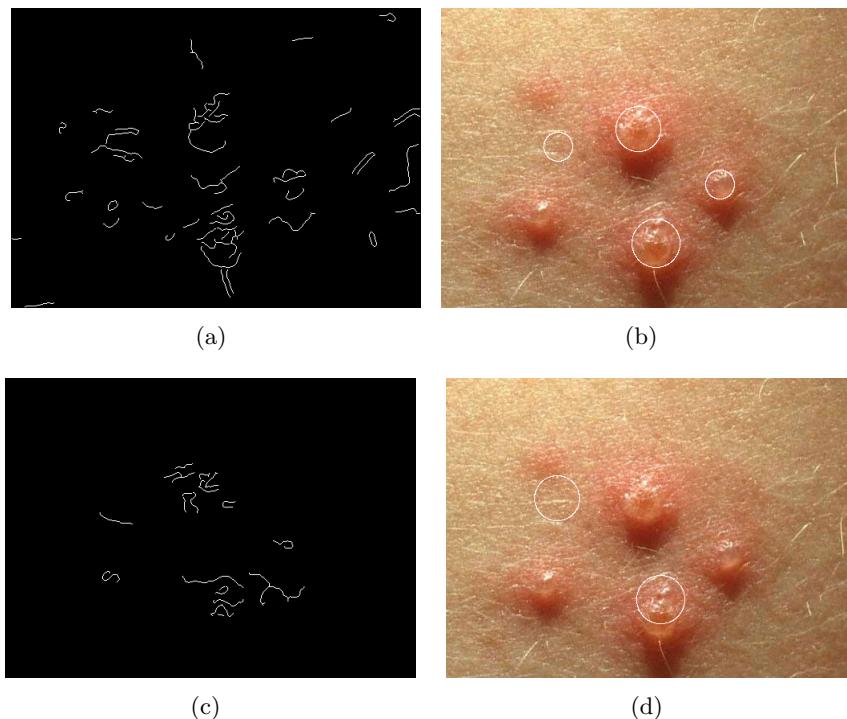


Fig. 3.14: Primer ejemplo: Comparación de espacios de color en la detección de bordes y vesículas. (a) - (b) Utilizando $L^*a^*b^*$. (c) - (d) Utilizando $YCbCr$.

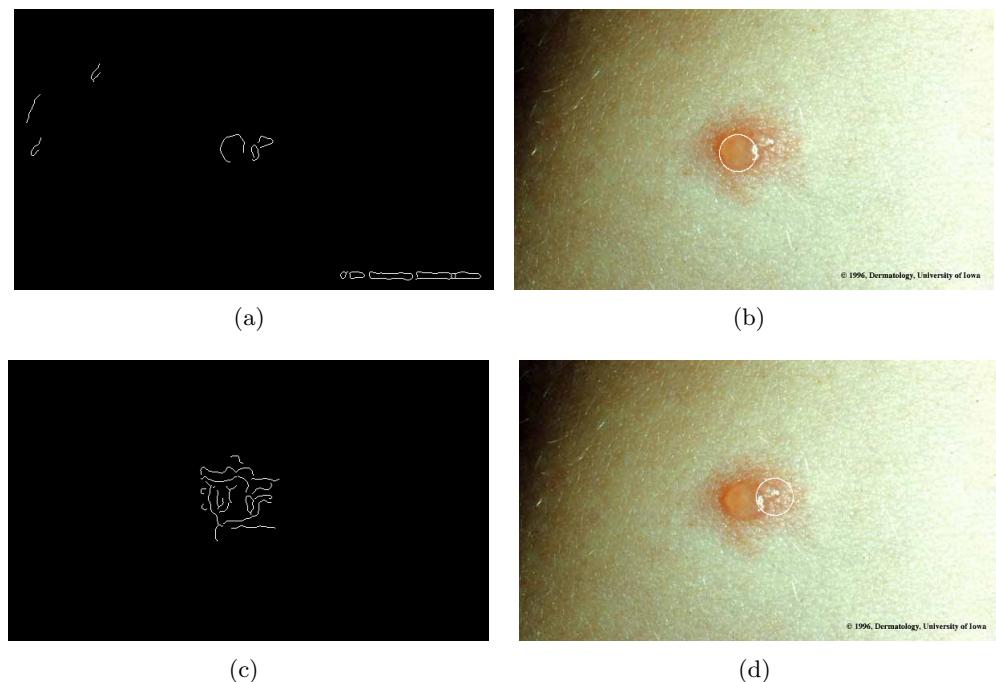


Fig. 3.15: Segundo ejemplo: Comparación de espacios de color en la detección de bordes y vesículas. (a) - (b) Utilizando $L^*a^*b^*$. (c) - (d) Utilizando $YCbCr$.

contienen las vesículas de varicela o herpes, que se estudiarán en la siguiente sección, para extraer características de las mismas.

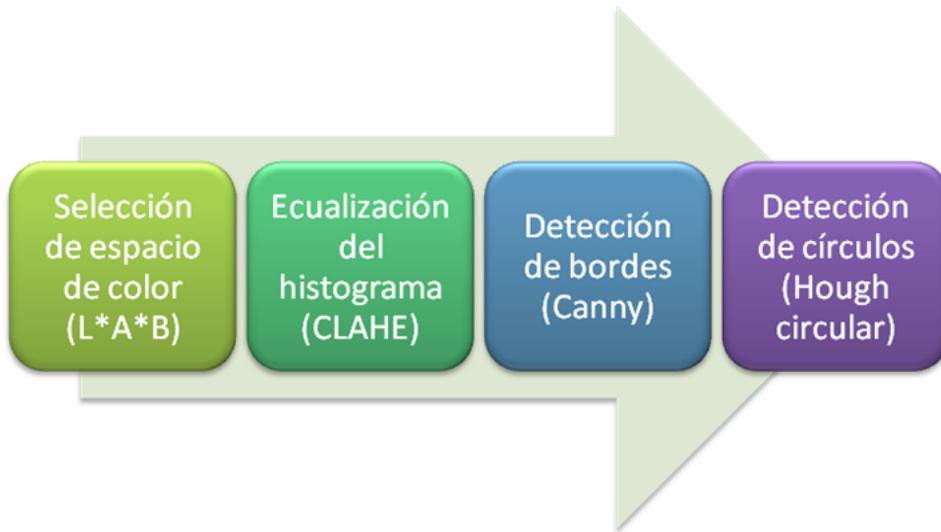


Fig. 3.16: Proceso: De izquierda a derecha los pasos para la detección de vesículas.

4. DISCRIMINACIÓN DE ENFERMEDADES

4.1. Metodología propuesta

Una vez identificadas las vesículas de varicela, se presenta un aspecto a 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 éstas no resultan naturales para la distinción de una vesícula real de una falsa, o de la vesícula de otra enfermedad. Para el análisis de discriminación utilizamos técnicas basadas en el color interno de las vesículas detectadas. En este análisis también se buscaron formas de determinar si la vesícula encontrada se trata de un falso positivo; para eso realizamos comparaciones entre las vesículas de una de las enfermedades, varicela o herpes zóster, y una zona de piel sana.

Como contrapartida a la varicela, como enfermedad alternativa de comparación, utilizamos imágenes de herpes zóster, que es una enfermedad de características similares.

De acuerdo a la etapa de la enfermedad, las vesículas presentan un color característico, ya sea porque poseen líquido en su interior (primera etapa), o porque se han convertido en costras (última etapa). En este trabajo, nos centramos en la distinción de vesículas que se encuentran en la etapa en que poseen líquido en su interior, basándonos en el color de las mismas.

La metodología utilizada para el análisis sobre la discriminación puede resumirse en los siguientes puntos:

1. Técnicas basadas en el histograma de color
 - a) Construcción de un histograma de referencia
 - b) Análisis de casos muestra: comparaciones entre el histograma de cada vesícula y
 - 1) el histograma promedio de varicela
 - 2) el histograma promedio de herpes zóster
2. Técnicas basadas en la comparación de media poblacional
 - a) Comparación por distancia de Mahalanobis
 - b) Test de distribución Hotelling T-Cuadrada
 - c) Test de ANOVA

4.2. Técnicas basadas en el histograma de color

4.2.1. Construcción de un histograma de referencia

Para analizar las diferencias entre una vesícula y la piel normal u otra enfermedad, 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.

Suponiendo que los píxeles interiores a las 12 vesículas pertenecen a una misma población, es decir, son muestras de la misma variable aleatoria, entonces tendrán una distribución similar de colores. Se procederá a analizar los 12 histogramas de color de las mismas, y se realizarán pruebas estadísticas para determinar su homogeneidad, y su valor discriminatorio.

- H_R , H_G y H_B : Histogramas individuales de las componentes R, G y B, respectivamente, sobre el espacio de color RGB.

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

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 4.1. Luego de esa etapa, las vesículas se transforman en costras como se muestra en la misma figura 4.1. Para el análisis nos centramos en la primera etapa, seleccionando de la base de imágenes aquellas que fueran de ese 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.



Fig. 4.1: 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 última etapa de la enfermedad

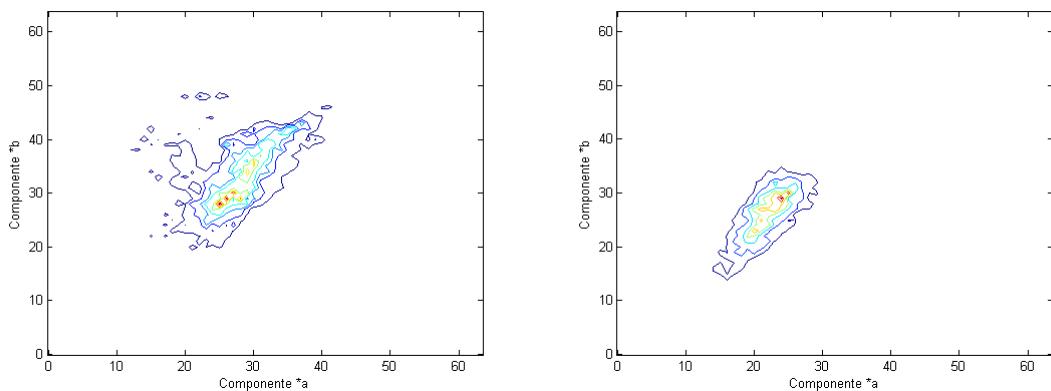


Fig. 4.2: Histogramas bivariados promedio de varicela y herpes zóster, sobre las variables de crominancia $*a$ y $*b$. **Izq:** Varicela. **Der:** Herpes zóster.

En la figura 4.2 se pueden observar los histogramas promedio de vesículas de varicela y herpes (respectivamente) obtenidos sobre las imágenes de muestra, donde se puede apreciar un leve

corrimiento hacia el rojo del histograma de varicela (el extremo superior derecho del histograma, donde están los valores superiores de $*a$ y $*b$).

Cuando realizamos pruebas en el espacio de color RGB, descubrimos que la dispersión de valores es mayor que en el espacio de color L*a*b. En la figura 4.3 se muestran los histogramas bivariados H_{AB} , como así también H_{RG} y H_{RB} de la imagen izquierda de la figura 4.1. Se observa mayor concentración de valores para el espacio de color L*a*b, lo cual es deseable al querer caracterizar las vesículas de la varicela.

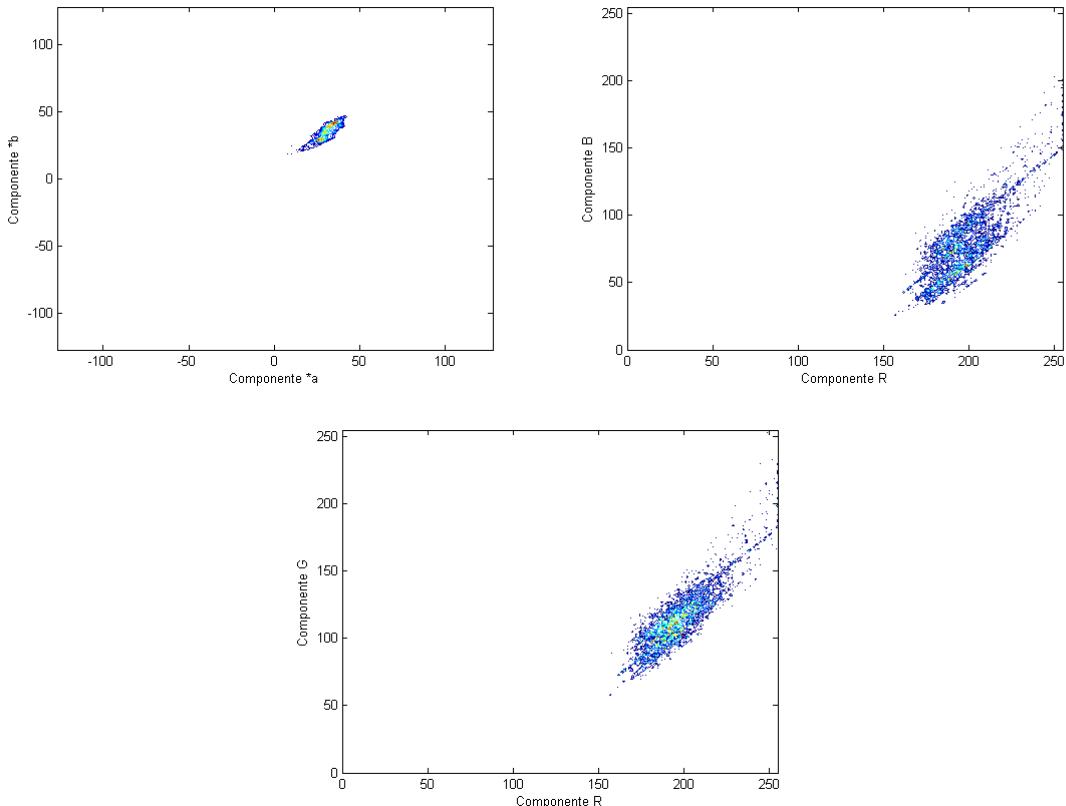


Fig. 4.3: Histogramas bivariados promedio de la imagen izquierda de la figura 4.1, **Arriba izq:** , Variables de crominancia $*a$ y $*b$. **Arriba der:** Variables de crominancia R y B . **Abajo:** Variables de crominancia R y G .

4.2.2. 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.

Para evaluar la distancia o divergencia entre dos histogramas, trabajamos con la norma 1, la norma 2 y la divergencia de Kullback-Leibler [25]. 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 [26], asímismo 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).

La divergencia de Kullback-Leibler, también llamada entropía relativa, es una medida de la diferencia entre dos distribuciones P y Q , en nuestro caso, de dos histogramas empíricos. La KLD 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).

$$KLD(P||Q) = \sum_i P(i) \ln\left(\frac{P(i)}{Q(i)}\right).$$

La KLD no es una distancia, porque no cumple con la condición de simetría. Por lo tanto, utilizamos una variante simétrica de la KLD, que se obtiene como:

$$KLD_{sym}(P||Q) = \frac{KLD(P||Q) + KLD(Q||P)}{2}.$$

En la tabla siguiente 4.1 se muestra 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.

Imagen 4.4	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

Tab. 4.1: *Mediciones de KLD entre círculos detectados y el promedio de todas las vesículas de varicela.*

4.2.3. 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 4.2 se puede observar la divergencia KLD entre los círculos detectados de ambas enfermedades contra el histogramas promedio de varicela, indicando que la diferencia entre los valores de KLD_{AB} no resulta concluyente para diferenciar vesículas de ambas enfermedades. Realizamos pruebas adicionales midiendo distancias como la norma 1 y la norma 2, pero no llegamos a resultados favorables.

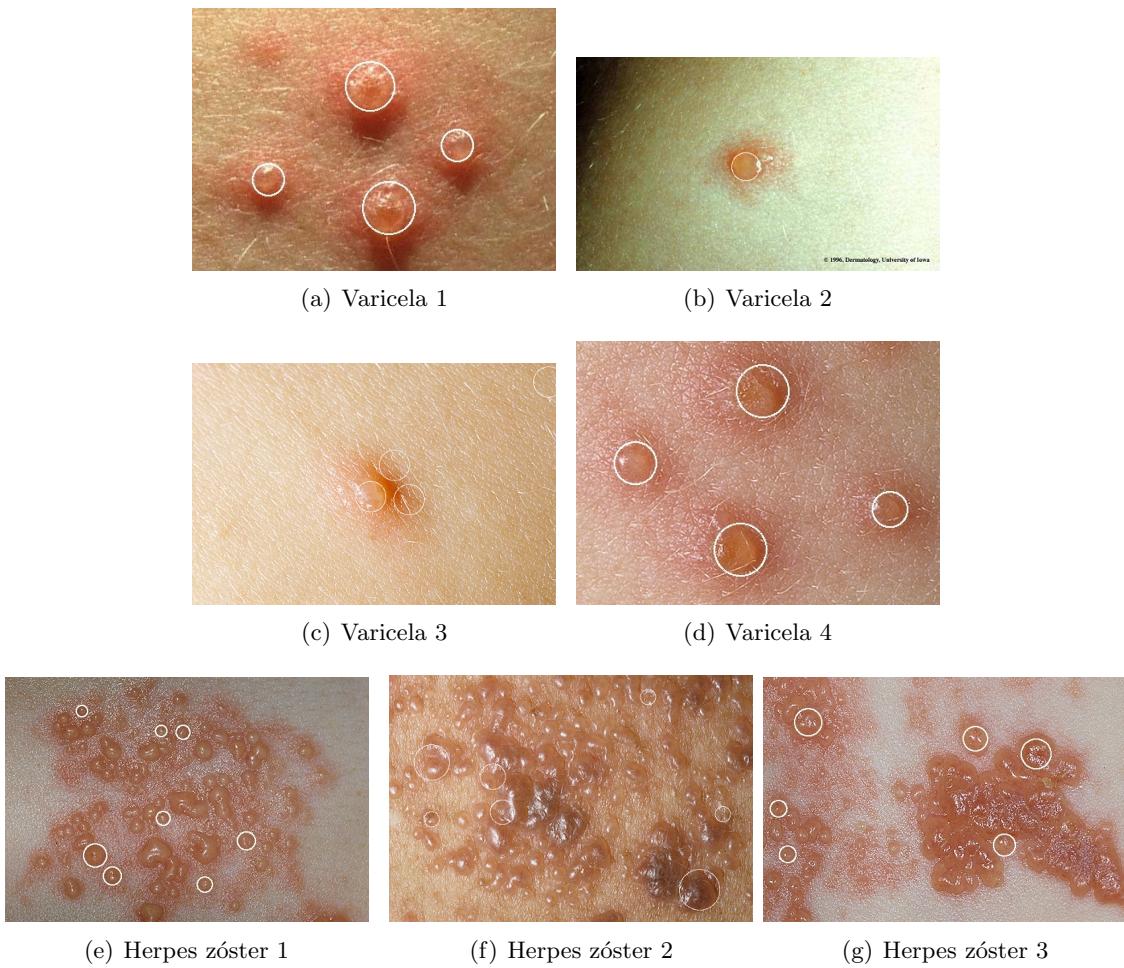


Fig. 4.4: Vesículas analizadas. (a) - (b) - (c) - (d) Vesículas de varicela. (e) - (f) - (g) Vesículas de herpes zóster.

De estas observaciones se extrae que, en principio, el análisis de la divergencia de histogramas entre la varicela y el herpes zóster no alcanza para determinar un rango de valores para distinguir entre ambas enfermedades. Sin embargo, el mismo método arroja resultados favorables para determinar si una vesícula detectada es un falso positivo (piel) o una vesícula real de varicela.

4.3. Técnicas basadas en la comparación de media poblacional

4.3.1. Comparación por distancia de Mahalanobis

La distancia Mahalanobis entre dos vectores aleatorios multidimensionales x e y , que provienen de la misma población (o sea que tienen la misma distribución) con matriz de covarianza S , se define como:

$$d_{mahal}(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y})^T S^{-1} (\vec{x} - \vec{y})}. \quad (4.1)$$

siendo \vec{x} e \vec{y} los vectores entre los cuales se desea medir la distancia.

La distancia Mahalanobis entre un vector multivariado x a un conjunto de valores con media μ , y matriz de covarianza S , se define como:

Imagen 4.4	Círculo detectado	KLD_A	KLD_B	KLD_{AB}
Herpes 1	Vesícula 1	7,86	10,42	18,73
Herpes 1	Vesícula 2	17,79	15,80	22,70
Herpes 1	Vesícula 3	7,24	11,72	20,27
Herpes 1	Vesícula 4	8,39	14,63	20,15
Herpes 1	Vesícula 5	7,42	10,35	17,85
Herpes 1	Vesícula 6	5,41	4,95	15,72
Herpes 2	Vesícula 1	4,03	5,78	12,86
Herpes 2	Vesícula 2	2,93	1,99	11,70
Herpes 2	Vesícula 3	6,35	6,79	15,60
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 1	1,83	5,07	11,46

Tab. 4.2: *Mediciones de KLD entre círculos detectados de varicela y herpes zóster, contra el histograma promedio de varicela*

$$D_{mahal}(x) = \sqrt{(x - \mu)^T S^{-1} (x - \mu)}. \quad (4.2)$$

siendo

$$\begin{aligned} x &= (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T \\ \mu &= (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n)^T \end{aligned}$$

La distancia Mahalanobis es similar a la euclídea y sirve para determinar la similitud entre los dos vectores. La diferencia con la distancia euclídea, es que tiene en cuenta la correlación entre las variables, por lo que se adapta mejor para distribuciones simétricas no esféricas. Resulta útil para determinar la distancia de un punto a la media de una distribución, o la distancia entre las medias de dos distribuciones.

Aplicada al análisis de discriminación, puede indicar si los píxeles de una vesícula detectada son más similares a los de varicela o a los de herpes zóster. En la tabla 4.3 se muestra el resultado de las mediciones de píxeles de varicela, herpes zóster y falsos positivos contra el histograma promedio de varicela. Se puede apreciar que el promedio de la distancia de Mahalanobis permite discriminar los falsos positivos, pero no permite distinguir entre vesículas de varicela y de herpes zóster. Esto indica que las distribuciones de color de ambas enfermedades son muy similares.

4.3.2. Test de distribución Hotelling T-Cuadrada

El test de la distribución Hotelling T-Cuadrada para dos distribuciones, asumiendo que son multinormales y con matrices de covarianza idénticas, puede indicar, dada la hipótesis nula H_0 que

Imagen 4.4	Círculo detectado	D_L	D_A	D_B	D_{LA}	D_{LB}	D_{AB}
Varicela 1	Falso positivo 1	13,2	19,2	0,1	20,5	23,4	35,4
Varicela 1	Falso positivo 2	9,5	19,4	0,0	20,0	16,1	34,2
Varicela 1	Falso positivo 3	5,1	14,6	0,0	15,5	8,0	24,6
Varicela 1	Falso positivo 4	11,0	15,3	0,1	16,7	19,2	27,7
Varicela 1	Vesícula 1	1,5	3,0	0,9	5,3	3,0	3,7
Varicela 1	Vesícula 2	3,6	4,5	1,2	11,7	7,5	5,3
Varicela 1	Vesícula 3	1,7	1,6	0,3	3,5	2,4	2,0
Varicela 1	Vesícula 4	2,5	4,7	0,9	7,5	4,1	5,6
Herpes 1	Vesícula 1	0,90	2,70	1,60	6,29	4,19	3,70
Herpes 1	Vesícula 2	1,14	2,64	1,16	3,48	1,97	3,50
Herpes 2	Vesícula 1	2,94	2,69	1,00	13,53	8,38	3,15
Herpes 2	Vesícula 2	1,74	4,75	1,63	14,37	7,21	5,38
Herpes 3	Vesícula 1	1,39	6,83	1,95	17,51	6,48	7,53
Herpes 3	Vesícula 2	0,98	3,62	1,86	7,59	4,42	4,02

Tab. 4.3: *Mediciones de promedio de D_{mahal} entre círculos detectados de varicela, herpes zóster y falsos positivos, contra el histograma promedio de varicela*

ambas medias son iguales $\mu_1 = \mu_2$, si hay suficiente evidencia para rechazar H_0 . Para realizar este test sobre los datos de las vesículas, se trabajó con la distancia de Mahalanobis como vector de diferencia entre las medias de las poblaciones. Las comparaciones se realizaron:

- Entre los píxeles de una vesícula de varicela y el histograma promedio de varicela
- Entre los píxeles de una vesícula de herpes zóster y el histograma promedio de varicela

En todos los casos el test arrojó $p = 0$, lo que indica que **no hay evidencia suficiente** para rechazar la hipótesis nula de que ambas distribuciones tienen la misma media. Con este método, no se cuenta con suficiente información para determinar si se puede distinguir las vesículas de varicela de las de herpes zóster basándose en un análisis del color interno, para las imágenes con las que se trabajó.

4.3.3. Test de ANOVA

Otro test que puede llevarse a cabo para rechazar la hipótesis nula H_0 que ambas medias son iguales es el test de ANOVA. Para llevar a cabo este test realizamos el siguiente procedimiento. Primero tomamos cuatro imágenes representativas, dos de varicela y dos herpes zóster y construimos una clase con las vesículas de cada imagen. Las imágenes que utilizamos son las que se muestran en la figura 4.5. Al realizar las pruebas encontramos que para la componente *a las diferencias son mayores si comparamos las medias de las vesículas de varicela y herpes zóster, que si comparamos entre vesículas de la misma enfermedad. En el cuadro 4.4 podemos ver dicho comportamiento.

Luego, asumiendo una distribución normal de los valores y que las varianzas son iguales, utilizamos una hipótesis nula en la cual presumimos que las medias de los colores de las vesículas de varicela y herpes zóster son iguales. A través de una prueba estadística refutamos esta hipótesis. Para esta prueba seguimos utilizando la componente *a de color, pero ahora separamos las vesículas en dos clases, una de ellas contiene los valores de las vesículas de varicela y la otra, las vesículas de herpes zóster. Encontramos que la diferencia $\mu(\text{varicela}) - \mu(\text{herpeszóster}) = 5,8608$, con una confianza del 100 % en el intervalo [5,7044 – 6,0171].

Realizamos pruebas similares con las componentes *Cb y *Cr, del espacio de color Y*Cb*Cr.

Para la componente *Cb la diferencia interclases es $\mu(\text{varicela}) - \mu(\text{herpeszóster}) = -6,4700$, con una confianza del 100 % en el intervalo [-6,6175 – 6,3225]. Adicionalmente, sobre la componente

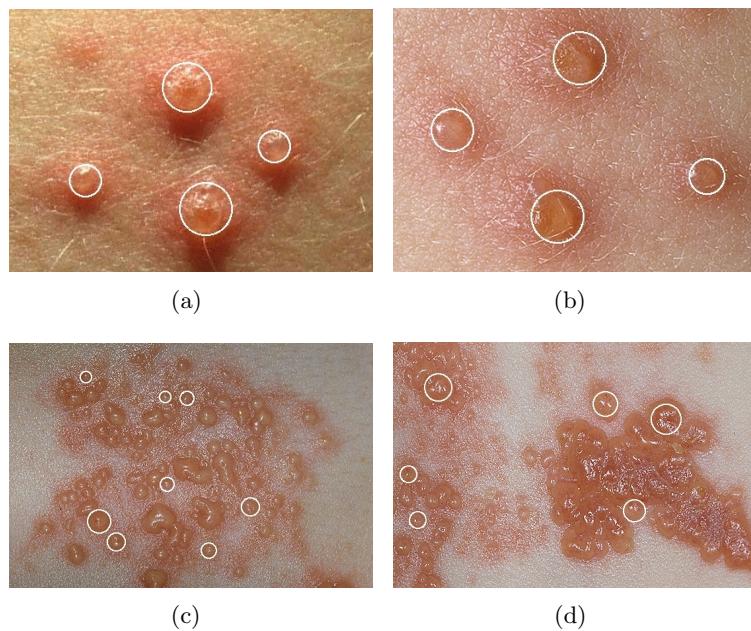


Fig. 4.5: Vesículas detectadas. (a) - (b) Vesículas de varicela. (c) - (d) Vesículas de herpes zóster.

Distancia entre medias	Intervalo	Comparación de medias
$\mu(a) - \mu(c) = 9,1967$	[8,8831, 9,5104]	Interclases
$\mu(a) - \mu(d) = 6,1135$	[5,8445, 6,3826]	Interclases
$\mu(b) - \mu(c) = 6,5746$	[6,2689, 6,8802]	Interclases
$\mu(b) - \mu(d) = 3,4913$	[3,2317, 3,7509]	Interclases
$\mu(a) - \mu(b) = 2,6222$	[2,3835, 2,8609]	Intraclases
$\mu(c) - \mu(d) = -3,0832$	[-3,4131, -2,7533]	Intraclases

Tab. 4.4: Comparación entre clases de varicela y herpes zóster, sobre componente *a

*Cr también se puede observar la diferencia interclases $\mu(\text{varicela}) - \mu(\text{herpeszóster}) = 7,9246$, con una confianza del 100 % en el intervalo [7,7563 8,0929] 4.6.

En los cuadros 4.5 y 4.6 se puede apreciar que la diferencia interclases es mayor que la intraclases.

Con estos resultados podemos concluir que existe suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula en la cual presumimos que las medias de las dos clases son iguales. Sin embargo, a pesar de que la diferencia entre clases (diferencia interclases) es mayor que entre medias de la misma enfermedad (intraclases), hay demasiada variabilidad en los datos para poder aceptar la otra hipótesis nula: que las imágenes pertenecientes a la misma clase tienen la misma media. Dentro de las observaciones, el resultado de comparación intraclases entre vesículas de herpes zóster (**) en el cuadro 4.5 es alentador, ya que el intervalo de confianza incluye al cero, lo que indica que la diferencia entre las medias de esas dos vesículas de herpes zóster es casi nula, y no hay evidencia para rechazar la hipótesis de que las medias son iguales.

Distancia entre medias	Intervalo	Comparación de medias
$\mu_{(a)} - \mu_{(c)} = -8,3343$	[-8,6310, -8,0376]	Interclases
$\mu_{(a)} - \mu_{(d)} = -8,0301$	[-8,2846, -7,7756]	Interclases
$\mu_{(b)} - \mu_{(c)} = 5,2527$	[4,9636, 5,5418]	Interclases
$\mu_{(b)} - \mu_{(d)} = 4,9486$	[4,7030, 5,1941]	Interclases
$\mu_{(a)} - \mu_{(b)} = -3,0816$	[-3,3073, -2,8558]	Intraclasses
$\mu_{(c)} - \mu_{(d)} = 0,3042$	[-0,0079, 0,6162] (**)	Intraclasses

Tab. 4.5: Comparación entre clases de varicela y herpes zóster, sobre componente *Cb

Distancia entre medias	Intervalo	Comparación de medias
$\mu_{(a)} - \mu_{(c)} = 12,1550$	[11,8231, 12,4869]	Interclases
$\mu_{(a)} - \mu_{(d)} = 8,9064$	[8,6217, 9,1910]	Interclases
$\mu_{(b)} - \mu_{(c)} = -8,0765$	[-8,3999, -7,7532]	Interclases
$\mu_{(b)} - \mu_{(d)} = -4,8279$	[-5,1026, -4,5532]	Interclases
$\mu_{(a)} - \mu_{(b)} = 4,0785$	[3,8259, 4,3310]	Intraclasses
$\mu_{(c)} - \mu_{(d)} = -3,8426$	[-3,5977, -2,8996]	Intraclasses

Tab. 4.6: Comparación entre clases de varicela y herpes zóster, sobre componente *Cr

5. CONCLUSIONES

5.1. Conclusiones sobre la detección de vesículas

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 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 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]).

5.2. Conclusiones sobre la discriminación de enfermedades

El método de comparación de histogramas por medio de divergencia KLD contra un histograma promedio permite distinguir entre vesículas de varicela y falsos positivos, con resultados alentadores. Este mismo método no arroja conclusiones favorables para la discriminación entre vesículas de varicela y herpes zóster. Las técnicas adicionales consideradas se basaron en la medición de la distancia de medias, con resultados ambiguos. El análisis de la distancia de Mahalanobis comparando vesículas de varicela con falsos positivos de piel, da también buenos resultados que permiten discriminarlos, pero falla al aplicarse a la comparación con herpes. El test de la distribución de Hotelling T-Cuadrada no permite afirmar que las medias de la distribución de color de varicela y herpes sean distintas. El test de ANOVA sobre componentes de una variable de color arroja resultados más alentadores, permitiendo rechazar la hipótesis nula de que las medias de varicela y herpes son iguales. Sin embargo, no alcanza para concluir que todas las vesículas de varicela comparten la misma media.

Estos resultados pueden atribuirse a la variabilidad y poca cantidad de las imágenes de muestra con las que se contó para el trabajo. Las condiciones variables de luz y cámara fotográfica introducen diferencias en la distribución de los componentes de color que alteran las medias de las distribuciones. Tampoco se puede descartar que realmente no exista diferencia apreciable a nivel numérico entre las vesículas de varicela y herpes zóster, a pesar de la diferencia visible en los colores de las vesículas en las imágenes, ya que se trata de dos enfermedades que presentan vesículas muy similares. En trabajos futuros, se pueden realizar comparaciones contra otra enfermedad, como sarampión o herpes simplex.

Se presenta como un aspecto a investigar si las divergencias KLD entre una muestra de varicela o herpes y el histograma promedio responden a algún tipo de distribución que permita realizar tests de intervalos de confianza y así poder realizar la discriminación.

Otro aspecto que puede trabajarse a futuro es el análisis de la distribución de las vesículas: al ser la varicela una enfermedad sistémica, afecta a toda la piel de modo uniforme, pero el herpes zóster se concentra agrupado en dermatomas, lo que permitiría analizar la dispersión de las vesículas para discriminar.

Bibliografía

- [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 bivariados en espacios color 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] 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 Riobamba 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*.
- [25] S. Kullback y R. A. Leibler "On information and sufficiency", 1951 *Annals of Mathematical Statistics Volume 22, Number 1 (1951)*, 79-86.
- [26] Ofir Pele y Michael Werman "The Quadratic-Chi Histogram Distance Family", 2010
- [27] Julián Oyola, Virginia Arroyo, Ana Ruedin, Daniel Acevedo, "Detection of chickenpox blisters in digital images of skin lesions", 17th. Ibero-American Congress on Pattern Recognition (CIARP), Buenos Aires, 2012
- [28] Virginia Arroyo, Julián Oyola y Ana Ruedin, .^nálisis y detección de características de la varicela en imágenes de la piel", Congreso Argentino de Informática y Salud (CAIS), 39 Jornadas JAIIo, Buenos Aires, 2010

6. CONTACTOS

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