

REPORTE TÉCNICO  
**Reconocimiento  
de Patrones**

**Métodos de segmentación de iris  
bajo el espectro visible**

**Dailé Osorio Roig y Eduardo Garea Llano**

**RT\_080**

**febrero 2016**



REPORTE TÉCNICO  
**Reconocimiento  
de Patrones**

**Métodos de segmentación de iris bajo  
el espectro visible**

**Dailé Osorio Roig y Eduardo Garea Llano**

**RT\_080**

**febrero 2016**



# Métodos de segmentación de iris bajo el espectro visible

Dailé Osorio Roig y Eduardo Garea Llano

Equipo de Investigaciones de Imágenes y Señales, CENATAV - DATYS, La Habana, Cuba  
{dosorio,egarea}@cenatav.co.cu

RT\_080, Serie Azul, CENATAV - DATYS  
Aprobado: 29 de diciembre de 2015

**Resumen.** El reconocimiento de personas a través de varias biometrías como rostros, huellas, palmar, iris, voz, se ha convertido en un desafío en los últimos años para la seguridad, la medicina, el control de acceso, entre otros. El iris es uno de los enfoques de mayor tasa de reconocimiento comparado con las otras biometrías mencionadas anteriormente. Uno de sus principales problemas radica en el reconocimiento bajo condiciones no ideales; como por ejemplo cuando el iris es capturado bajo el espectro de luz visible. Durante el transcurso del reconocimiento de iris, la etapa de segmentación es una de las más importante y compleja; lo cual puede decidir la calidad de todo el proceso de reconocimiento. La fase de segmentación consiste en la separación del iris del resto de las partes del ojo, la cual incluye la detección de bordes y eliminación de párpados, pestañas y reflexiones especulares. Este reporte técnico tiene como objetivo realizar un estudio del estado del arte de las principales investigaciones desarrolladas para la segmentación de la textura del iris bajo el espectro de luz visible en los últimos años.

**Palabras clave:** fase de segmentación, proceso de reconocimiento, espectro de luz visible.

**Abstract.** In recent years people recognition via multiple biometric features such as face, fingerprint, palmprint, iris and voice, has become a challenge for safety, medicine, access control, and others. From a biometric perspective, iris has been observed as a high recognition approach compared with other biometrics mentioned above, where its main challenge focuses on iris recognition under non ideal conditions, specifically under visible light spectrum. Iris recognition requires a segmentation process to achieve good performance. It process starts from the capture of eye image, edges separating and disposal of eyelids, eyelashes and reflections. Incorrect segmentation may leads to erroneous recognition of the person. Therefore, the main researches developed for iris texture segmentation under the visible spectrum in recent years, are reviewed in this report.

**Keywords:** segmentation process, iris recognition, visible light spectrum.

## 1 Introducción

El número de sistemas biométricos desplegados está creciendo continuamente en el mundo de las aplicaciones orientadas a la seguridad y a la vida cotidiana [1]. Se espera que el volumen en el mercado del reconocimiento del iris supere otros sistemas de reconocimientos biométricos en el 2020; aumentando su cuota a un 16% en el 2015, generando 1.5 mil millones en ingresos anuales [2].

Diferentes eventos como por ejemplo los actos de terrorismo y la piratería informática han dado lugar al desarrollo de sistemas que combaten a favor de la seguridad informática y la protección de datos, bienes

y personas. Los sistemas de reconocimiento del iris son uno de ellos; los cuales ofrecen métodos rápidos, seguros y precisos para el reconocimiento de los individuos [1, 3]. Por otra parte las tecnologías biométricas basadas en el reconocimiento del iris se han ido ampliando en los teléfonos móviles y sistemas integrados, siendo estas tecnologías más asequibles y generalizadas [1, 4].

Las nuevas necesidades que van surgiendo a nivel global para un acceso más seguro (edificios, áreas restringidas, control de fronteras) requieren técnicas pasivas no invasivas. Por ejemplo en la actualidad se buscan métodos que permitan al usuario no tener que detenerse y expresamente acercar su ojo a una cámara para conseguir que su iris sea reconocido y por ende acceder a un edificio, zona restringida o pasar una frontera de un país de forma habitual para ir a su trabajo. En su lugar una cámara no muy sofisticada captará imágenes o videos de su cara mientras se acerca a la puerta [5]. Diversas aplicaciones que requieren por sus características un amplio despliegue de hardware y por ende un abaratamiento de este equipamiento están utilizando cámaras que captan el iris en imágenes RGB a color, aunque ahora en un primer momento el usuario debe acercar su ojo a la cámara para su identificación estas aplicaciones necesariamente irán hacia una captación menos invasiva a la par de menos controlada, ejemplos de estas aplicaciones son: cajeros automáticos en los que el usuario se autentica mediante el iris (Cairo Amman Bank, Egipto y Bank of Beijing, China). Por otro lado el iris como modalidad biométrica muy segura está siendo utilizado en combinación con otras modalidades biométricas como el reconocimiento de rostros y el reconocimiento de impresiones dactilares en aplicaciones forenses. Recientemente el Departamento de Policía de Estados Unidos y el FBI han implementado un sistema Identificación segura de sospechosos y acceso inmediato a su historia criminal desde el lugar del hecho o durante el arresto de sospechosos en las calles, basado en una foto de su cara o el iris la cual es captada a través de dispositivos móviles. En este sentido la tecnología de los teléfonos móviles ha evolucionado hacia un acceso más seguro a los mismos mediante la autenticación biométrica mediante el rostro, la huella y el iris. En todos los casos el dispositivo de captura utilizado es la cámara que trae integrada el móvil, cámaras que por lo general toman las imágenes en el espectro visible [6, 7].

Uno de los principales problemas en el despliegue de los sistemas de reconocimiento de iris es el rendimiento decreciente de tales sistemas en contextos no ideales, tales como la captura de imágenes capturadas bajo el espectro de luz visible, en movimiento y a distancia.

En particular, un paso crítico del proceso de reconocimiento biométrico está relacionado con la capacidad del sistema de procesamiento de imágenes para localizar y separar el patrón del iris en una imagen de ojo [1]. Este proceso conocido como segmentación de iris (Fig. 1) todavía presenta muchos desafíos. La región de iris es un área relativamente pequeña, húmeda y en constantemente movimiento; debido a movimientos involuntarios que realiza el ojo. Por otra parte los párpados, las pestañas y las reflexiones son oclusiones del patrón del iris que pueden causar errores en el proceso de segmentación y por ende producir reconocimientos biométricos erróneos y reducir seriamente la precisión del sistema.

Actualmente nuevos enfoques y tendencias de investigación en la detección de la región del iris tratan de conseguir una localización más robusta y precisa del patrón de iris, incluso en condiciones no ideales, a fin de permitir la aplicación de sistemas de reconocimiento de iris en una gama más amplia de escenarios [1].

Después de una breve visión general de un sistema de reconocimiento de iris y de los problemas que puede tener este en la segmentación de iris, se presenta en las siguientes secciones una descripción de diferentes métodos de segmentación para imágenes capturadas bajo el espectro de luz visible. En la sección 3.1 se detallan los métodos no basados en clasificadores, en los cuales se encuentran los métodos basados en la detección local, global, aproximación circular y los basados en el análisis de reflexiones especulares. En la sección 3.3 se detallan los métodos basados en clasificadores, en los cuales se encuentran los enfoques basados en el análisis de píxeles individuales. En cada sección se realiza una comparación de los diferentes métodos analizados. Finalmente en la sección 4 se realizó una pequeña descripción de las principales colecciones de datos.



Fig. 1. (a) Imagen a segmentar (b) Máscara resultante de la segmentación del iris [1].

## 2 Descripción del iris

El iris es un órgano que se encuentra entre la pupila y la esclera. Está rodeado por diversas partes que componen el ojo: los párpados, las pestañas, la esclera (parte blanca del ojo) y la pupila (en su centro). Dentro de la textura del iris se identifican otras partes como son: el collarete, las criptas, los surcos radiales, entre otros (ver Fig. 2). El patrón del iris posee un alto grado de aleatoriedad lo cual lo convierte en una característica clave para ser utilizado en los sistemas biométricos. El iris presenta diferentes colores determinados por el número y distribución de las células que contienen un pigmento llamado melanina (melanocitos). La melanina está compuesta por dos moléculas: la eumelanina que es de aspecto marrón oscuro (más del 90%) y la feomelanina que es de aspecto pardo amarillante-rojizo [8, 9]. La eumelanina tiene la mayor parte de su fluorescencia bajo la luz visible, que si es correctamente fotografiada permite la captura de un nivel mucho más alto de detalle, de tal forma que se pueden observar muchas características distintivas que pueden llegar a ser ruidos, como por ejemplo: las reflexiones especulares difusas y sombras. Se ha demostrado que los patrones de textura de iris constituyen una fuente de información robusta que permite una alta precisión en su proceso de reconocimiento [1].

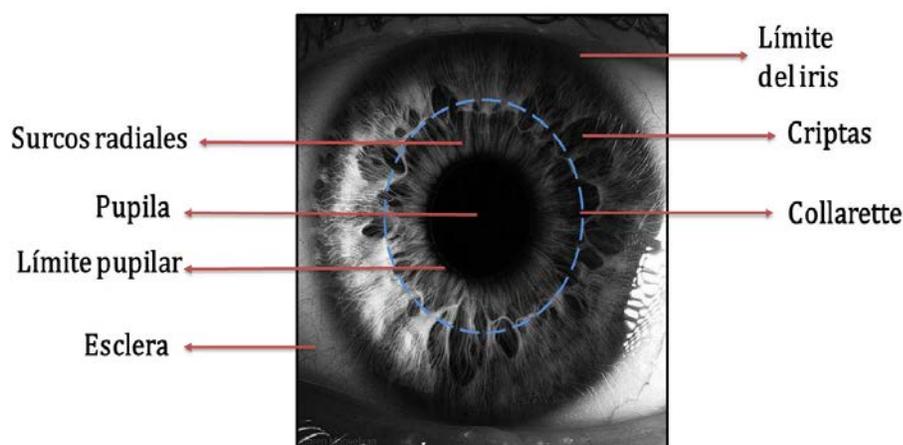
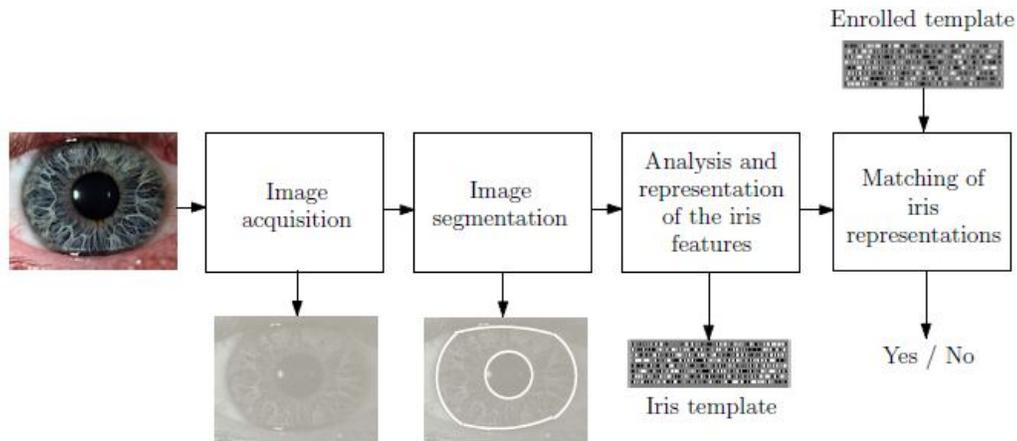


Fig. 2. Ejemplo de un patrón de iris capturado en luz visible y sus características distintivas [1].

### 2.1 Etapas del proceso de reconocimiento de iris

El esquema de un sistema biométrico basado en el rasgo iris es representado en la (Fig. 3)[1]. Los cuatro módulos que componen un sistema de reconocimiento de iris son: adquisición de imágenes, segmentación de imágenes, análisis y representación de las características del iris y la comparación de representaciones de iris [1, 10].



**Fig. 3.** Esquema de un sistema de reconocimiento de iris [1].

El módulo de adquisición de la imagen se compone generalmente por las cámaras que capturan las imágenes bajo luz infrarroja en un rango de (700-900nm). El ISO (norma de imagen de iris) (*International Organization for Standardization*) requiere que la longitud del diámetro del iris es de al menos 200 píxeles. La cooperación del usuario juega un importante papel en esta etapa ya que esta facilita capturar correctamente la imagen de iris [1].

El módulo de segmentación de imágenes realiza la localización del iris en una imagen del ojo que implica generalmente dos pasos: primero estimar el límite interior y el límite exterior del iris y luego eliminar las áreas correspondientes a los párpados, pestañas, reflexiones y sombras [11]. La segmentación de iris es la etapa que consume más tiempo [12] y su efectividad es relevante debido a que la precisión obtenida influye fuertemente en los resultados del sistema biométrico [13]. Un iris incorrectamente segmentado, puede provocar errores en el módulo de comparación [1].

El módulo de análisis y representación de características de iris se basa en algoritmos que analizan la imagen de iris segmentada y extraen las características distintivas del patrón de iris. Estas características son utilizadas para calcular una representación abstracta llamada plantilla. Una de las plantillas más utilizadas es la codificación de iris (*iricode*) [1, 12].

El último módulo realiza el cotejo entre las plantillas (muestra y galería) con el fin de determinar si pertenecen a la misma persona. En la mayoría de los casos el valor coincidente se calcula como la distancia de Hamming entre plantillas [1, 12, 14].

## 2.2 Segmentación de iris bajo espectro de luz visible

La segmentación del iris generalmente consiste de varios pasos, que puede incluir el pre-procesamiento de la imagen la detección de los límites interior y exterior del iris, la eliminación de las regiones correspondientes a los párpados, las pestañas, las reflexiones y las sombras [11].

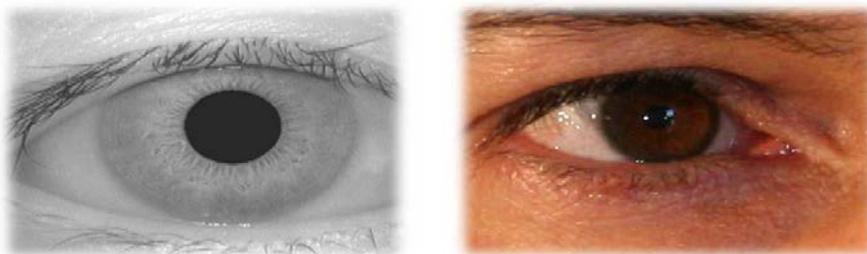
La mayor cantidad de trabajos relevantes publicados se ha centrado en la segmentación del iris en ambientes controlados, en la que las personas tienen que estar cerca de la cámara y mirar a la misma durante muy pocos segundos. Ejemplo de algoritmos que segmentan bajo luz infrarroja son los siguientes:

Daugman [15] propuso el operador integro diferencial como un medio de localización de los límites interior y exterior del iris. Wildes [16] utiliza la Transformada Circular de Hough para extraer los límites del iris utilizando fuertes bordes de la imagen. Estos algoritmos logran la segmentación de iris con muy buenos resultados en cuanto a precisión en imágenes con alta calidad capturadas a una distancia (mínimo 50 cm) cercana bajo la luz infrarroja (ver Fig.4 (a)). Precauciones adicionales deben ser adoptadas para

evitar lastimar el ojo humano debido a la excesiva iluminación infrarroja. Por lo tanto, la investigación sobre el reconocimiento de iris se ha ampliado en nuevas direcciones; por ejemplo los estudios han examinado el reconocimiento de iris desde la distancia, durante movimiento, y bajo el espectro de longitud de onda visible (ver Fig.4 (b)) [17, 18] debido a que es menos riesgosa y menos costosa que la luz infrarroja. Las cámaras de alta resolución disponibles en el mercado, hoy pueden capturar imágenes de iris de alta resolución bajo la luz visible y desde una distancia (más de 50 cm)) [19].

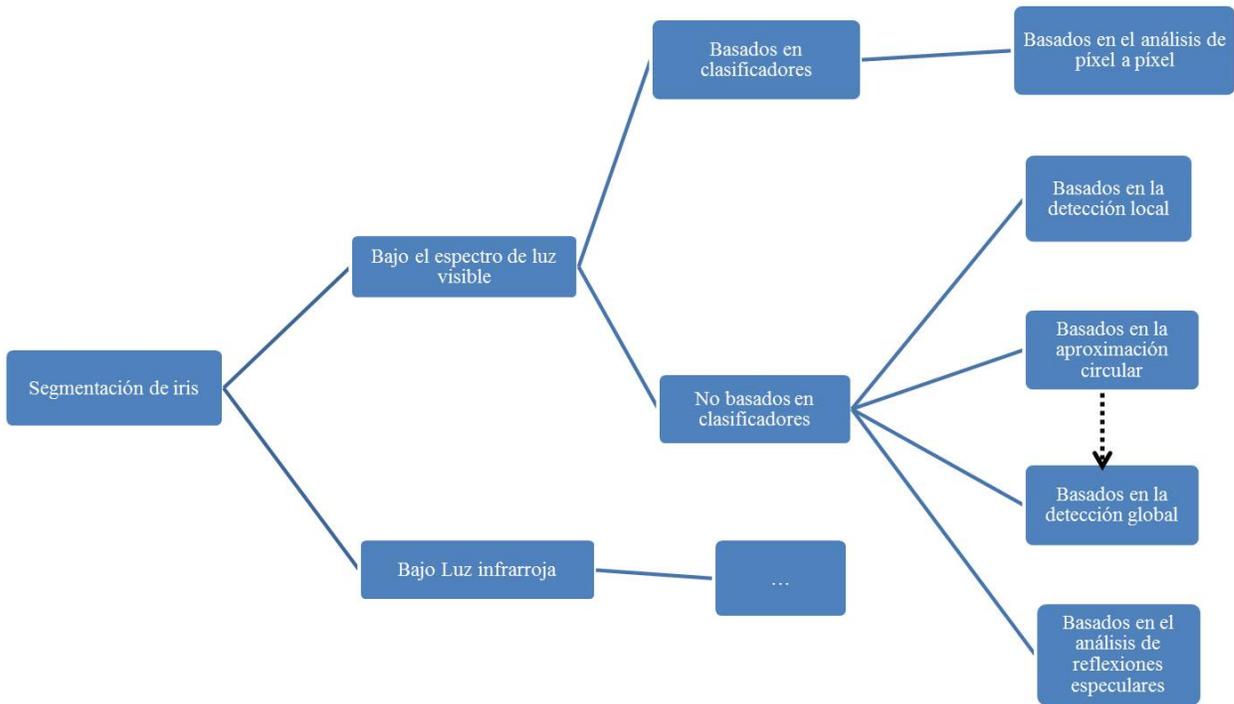
Las imágenes cuando son capturadas bajo el espectro de luz visible, se hace más complejo su proceso de segmentación; ya que se agudizan más los ruidos, los cuales pueden dificultar la fase de detección de bordes interior y exterior del iris, ejemplo de estos ruidos pueden ser las reflexiones especulares que son fantasmas de luces reflejados en la zona pupilar o incluso en el propio borde entre la pupila y el iris.

Otro de los problemas que se refleja en la segmentación bajo este espectro está relacionado con la pigmentación explicado en el epígrafe anteriormente a este; ya que una de sus moléculas llamada la eumelanina permite agravar más los ruidos en el ojo, si este es bien fotografiado bajo estas condiciones; ya que la zona del iris es observada con más detalles, un ejemplo de estos detalles es la reflectancia espectral de la esclerótica; esta es significativamente mayor en el espectro de luz visible que en luz infrarroja. A continuación se muestra una imagen de ojo (ver Fig. 4) capturada bajo luz infrarroja y otra bajo el espectro de luz visible [9] [20].



**Fig. 4.** (a) Imagen de ojo capturada bajo la luz infrarroja (b) Imagen de ojo capturada bajo el espectro de luz visible [1].

En general el espectro de luz visible presenta muchas ventajas con respecto a la luz infrarroja en cuanto a afectaciones de la salud humana. En cuanto a deficiencias se tiene la degradación de la calidad de la imagen; ya que la imagen es capturada bajo la luz visible, y esto provoca que aumenten más los ruidos sobre la imagen [21] y por ende aumentan los desafíos en la realización de un reconocimiento del iris fiable. Es por esto que se ha realizado este reporte técnico; con el objetivo de describir los métodos más actuales de segmentación bajo el espectro de luz visible, los cuales se consideraron los más importantes. Para una mejor organización y comprensión de los métodos que se explicarán posteriormente, se ha realizado una taxonomía (ver Fig. 5) que refleja la diversidad de métodos que se enfrentan al nuevo desafío en la segmentación de iris bajo luz visible.



**Fig. 5.** Taxonomía propuesta sobre los métodos de segmentación de iris bajo el espectro de luz visible.

La taxonomía presentada (Fig.5) realiza una clasificación de los métodos de segmentación bajo el espectro de luz visible. Se identificaron en la misma dos enfoques, métodos basados en el aprendizaje (los que utilizan clasificadores) y los métodos que no necesitan de un aprendizaje (no utilizan clasificadores). Dentro del enfoque de los métodos que utilizan clasificadores se encuentran los métodos basados en el análisis de píxeles individuales, para el caso del otro enfoque se definen varios criterios, como son: detección local y global, aproximación circular y los basados en el análisis de reflexiones especulares.

### 3 Métodos de segmentación bajo la luz visible

#### 3.1 Métodos no basados en clasificadores

Los métodos no basados en clasificadores siguen una metodología que se basa en el uso de algoritmos, técnicas y enfoques que no necesitan la elección de un modelo para un entrenamiento de un clasificador.

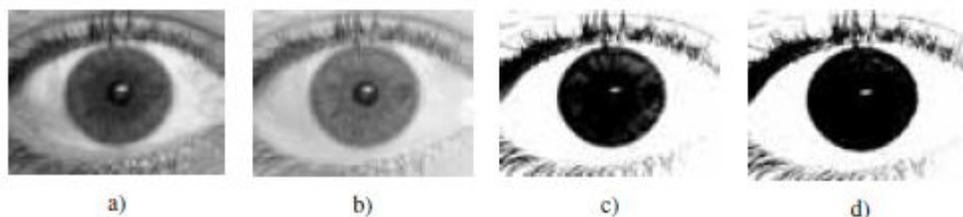
En este caso los métodos que se describirán a continuación utilizan técnicas para el pre procesamiento de la imagen, luego utilizan algoritmos que contienen una secuencia de pasos para el proceso de segmentación del iris, y además siguen varios enfoques para otras segmentaciones, como son las pestañas, los párpados y las reflexiones.

Estos algoritmos son basados en diferentes criterios, debido a ciertas características que los hace discriminantes entre ellos. Estos criterios son: la detección local, global, aproximación circular y el análisis de reflexiones especulares. Posteriormente en los siguientes epígrafes serán explicados y ejemplificado cada criterio.

### 3.1.1 Métodos basados en la detección local

Los métodos basados en la detección local, son aquellos que establecen diferentes enfoques para la detección de cada frontera (borde pupilar, borde límbico); debido a diferentes características que puede presentar la zona que involucra a la frontera. Además muchos métodos para facilitar el proceso de detección aplican diferentes métodos de pre procesamiento en cada zona. Los métodos que aplican el mismo enfoque para ambas fronteras con distintos pre procesamientos son considerados también métodos de detección local; ya que supuestamente para poder ejecutar ese enfoque en esa zona se tienen que mejorar ciertas características locales en esa parte de la imagen (pre procesamiento). Los procedimientos para los métodos que siguen este criterio son los siguientes:

Un método basado en la detección local fue propuesto por [22]. Este método aplica inicialmente un pre procesamiento a la imagen para facilitar el proceso de detección del límite exterior del iris. Este pre procesamiento se realiza solo sobre el canal rojo de la imagen, y consiste de un ajuste de contraste, una binarización de la imagen y una transformación morfológica de este (ver Fig. 6).



**Fig. 6.** Transformaciones de imágenes de iris (a) imagen original RGB de la base de datos UBIRIS (b) Imagen en el canal rojo (c) Imagen después del ajuste de contraste (d) Imagen binarizada [22].

Seguidamente se aplica un enfoque que permite detectar la frontera exterior del iris. Este enfoque consiste en tener la zona de interés (iris) dentro de un rectángulo. A partir de este paso, se afirma que todos los píxeles dentro del rectángulo son considerados posibles centros del iris. El objetivo de este método es por cada píxel trazar una línea en dirección horizontal y las otras dos líneas se dibujan simétricas a la primera línea como se muestra en la Fig.7. Una vez obtenidas las 6 distancias se procede a obtener el centro del iris mediante la siguiente fórmula [22]:

$$(i_r, i_c) = \arg \min_{v(k,1) \in S} \left[ \frac{\left[ \left( \sum_{i=1}^5 \sum_{j=i+1}^6 |dist_j - dist_i| \right) \right]}{15} \right]. \quad (1)$$

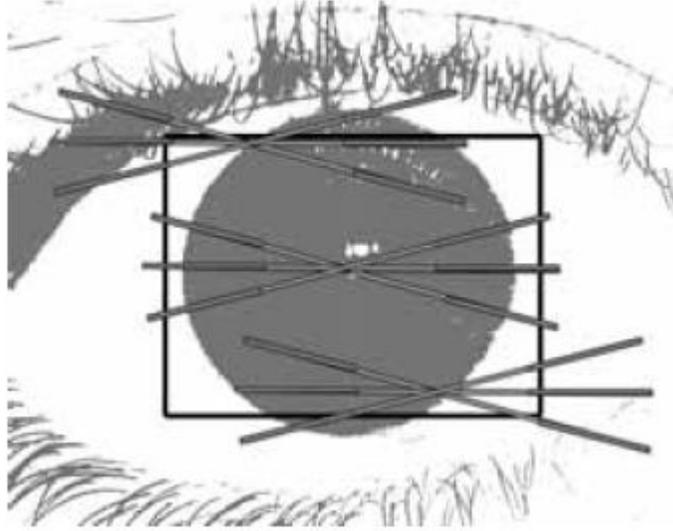
Donde:

S es el espacio del rectángulo

Dist<sub>i</sub>: es una distancia

Dist<sub>j</sub>: es la siguiente distancia

Esta ecuación lo que sugiere es que se calcule la distancia de cada línea que parte desde el píxel hasta el último píxel negro, así se hace con cada línea del píxel y se resta cada distancia, y el píxel que tenga menor distancia (la distancia del píxel será calculado con la ecuación (1)) será el píxel centro del iris. La ecuación (1) además de permitir obtener las coordenadas del centro también obtiene el radio.



**Fig. 7.** La localización del centro del iris es la intersección de las tres líneas [22].

Una vez detectado la zona del iris, se continúa con el proceso de segmentación para detectar el límite pupilar. Inicialmente se comienza con un pre procesamiento de la imagen original diferente al pre procesamiento anterior. El cual consiste en obtener la imagen en el canal rojo y aplicación de un ajuste de contraste, este pre procesamiento se muestra en la Fig. 8.



**Fig. 8.** Segmentación de la pupila (a) recortar la imagen de iris desde el canal rojo (b) imagen con ajuste de contraste y rectángulo que contiene el centro de la pupila [22].

El enfoque utilizado para detectar esta zona se basa en contener la zona pupilar dentro de un rectángulo, pero sin trazar líneas por cada píxel. En este caso el objetivo es que cada píxel contenido dentro de un rectángulo es considerado como un centro de dos círculos concéntricos, como se muestra en la Fig. 9. El propósito de este enfoque es calcular la diferencia entre los valores de las intensidades de los píxeles del círculo grande y el círculo pequeño, y maximizar la suma de las diferencias de intensidades de píxeles, entre los píxeles que se colocan en dos círculos concéntricos. El centro de los círculos con la máxima diferencia será el centro de la pupila. Para maximizar esa diferencia se utiliza la siguiente ecuación [22]:

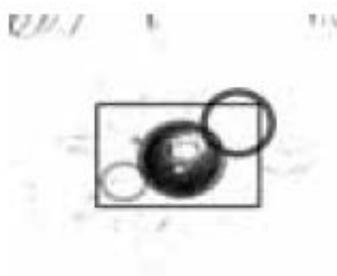
$$(c_r, c_c) = arg \max_{\forall (K,l) \in S} \left( \max_{r_{min} < r < r_{max}} \sum_{i=1}^{30} diff_i \right). \quad (2)$$

Donde:

$diff_i$ : diferencia de intensidad entre los círculos

$r_{min}$ : radio mínimo.

$r_{max}$ : radio máximo.



**Fig. 9.** Cada píxel es considerado el centro de dos círculos concéntricos, uno con dos radios menor que el otro [22].

Ventajas del método:

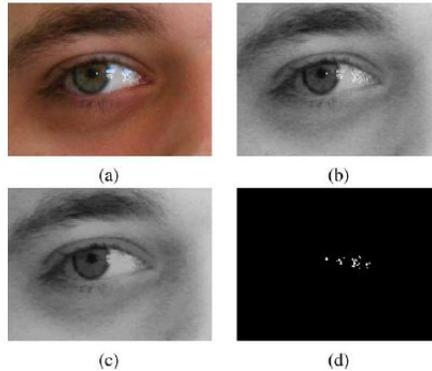
- El método puede ser aplicado en ambos ambientes: bajo luz infrarroja y bajo luz visible.
- El método en cuanto a precisión obtuvo en UBIRISv1 en la sesión 1 (95.46%) y en la sesión 2 (87.03%), los resultados son comparables con los resultados reportados en la literatura.
- El enfoque utilizado para la detección pupilar suele ser más preciso en imágenes donde sean más agudas las reflexiones especulares que en las que no presentan reflexiones, ya que esto provocaría mayor diferencia de intensidad entre los píxeles y sería más fácil y rápido encontrar el centro pupilar mediante este enfoque basado en intensidades.
- El tiempo de ejecución en la segmentación fue aproximadamente de 2.97 segundos siendo este comparable con el tiempo de ejecución necesario del operador integro diferencial, [22].

Desventajas del método:

- Una mala localización del iris, conllevará a una mala detección de la pupila [22].
- La implementación del proceso: buscar el centro del iris pudiera hacer bastante lento el algoritmo de segmentación en general, sino se emplea una técnica óptima que aplique el enfoque planteado (el de las 6 líneas en este algoritmo).

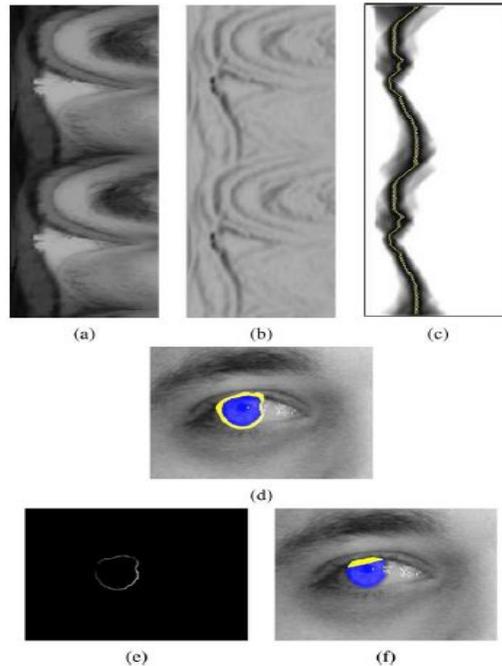
En [23] se propone un método basado en un tipo de detección local donde se aplica morfología matemática sobre una imagen. Este método aplica inicialmente un pre procesamiento de la imagen para facilitar el proceso de detección del borde exterior del iris. Esta etapa comienza convirtiendo la imagen original de color en una imagen en escala de grises, para esto se seleccionaron los componentes de color RGB que presentaron la máxima entropía de un histograma. Luego para eliminar reflexiones especulares se aplicó una operación morfológica de apertura<sup>1</sup>, y como resultado final de esta fase se obtuvo una máscara binaria a partir de la aplicación de un umbral. El objetivo fundamental de esta fase es que se interpolen valores grises en el área donde se aplicó el operador de apertura y así eliminar las reflexiones especulares. Todo este proceso es mostrado en la Fig. 10.

<sup>1</sup> Es definido como una reconstrucción geodésica por dilatación. Donde el objetivo principal es detectar los agujeros en una imagen.



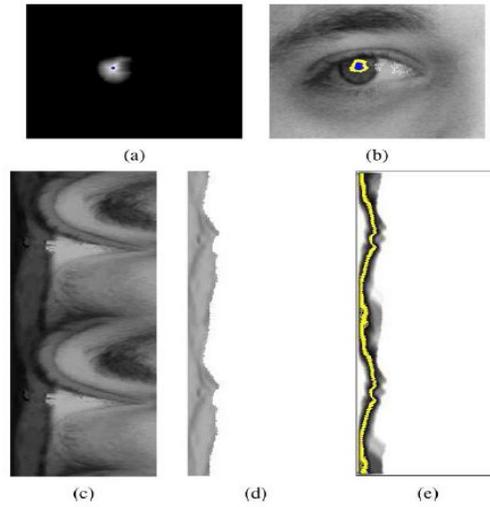
**Fig. 10.** (a) Imagen original, (b) Selección del componente de color: canal rojo, (c) Imagen libre de reflexiones, (d) Máscara binaria [23].

Una vez concluido este proceso de pre procesamiento se procede a la detección del borde. Para esto se obtienen posibles centros de la imagen, a través de una técnica basada en el centroide de la imagen, luego la imagen gris es transformada a un sistema de coordenadas polares utilizando el centro estimado anteriormente. Seguidamente a esta imagen polar se le aplica una serie de técnicas como la transformación cíclica polar (ver Fig. 11(a)) y un gradiente morfológico de multi-escala negativo (ver Fig. 11(b)). Esta última imagen muestra una nueva función de imagen en un nuevo espacio, donde es formada una nueva relación de vecinos entre puntos para la parte superior e inferior de la imagen. Sobre esta imagen es aplicada un enfoque basado en el cálculo de la distancia generalizada desde la parte superior e inferior de la imagen última (ver Fig. 11(c)), este cálculo consiste en que se define un grafo donde la red está conformada por caminos de 8 conexiones, donde cada nodo representa un píxel de una imagen llevada a escala de grises. Cada camino tiene asociado un costo, el cual es la suma de los costos de los caminos sucesivos. El objetivo del cálculo de la distancia generalizada es hallar un camino mínimo circular, una vez hallado este camino se generará como imagen resultante una tira donde los bordes superior e inferior se unen y entre ellos resaltará una línea amarilla, la cual será el borde exterior del iris (ver Fig. 11(c)). Luego esta tira se transforma a coordenadas cartesianas mostrando la línea amarilla de la tira en el lugar donde le corresponde en el espacio cartesiano (borde exterior del iris) (ver Fig. 11 (d)), luego la línea es normalizada (ver Fig. 11(e)) y es refinada (ver Fig. 11(f)). El objetivo de refinar el proceso de segmentación para el borde exterior es que no siempre las regiones superior del iris son bien definidos sus límites, ya que puede estar ocluido por pestañas y párpados. Para esto el proceso de refinamiento consiste en realizar un corte con una línea recta en la parte superior del iris, para esto se eligen dos puntos uno a la izquierda y otro a la derecha, estos puntos deben quedar fuera del contorno de la zona segmentada con el objetivo de que la línea trazada seleccione la zona ocluida (ver Fig. 11(f)) [23, 24].



**Fig. 11.** (a) Transformación polar cíclica, (b) Gradiente morfológico de multi-escala negativo de (a), (c) Distancia generalizada U/D de (b), (d) Camino mínimo Circular (línea amarilla) y transformación a coordenadas cartesianas, (e) Normalización del contorno externo, (f) Refinamiento [23].

Posteriormente una vez detectado el borde exterior, se procede a detectar el borde interior. Esta etapa comienza estimando el centro desde la última imagen donde fue detectado el borde exterior del iris. Luego teniendo esa imagen en coordenadas cartesianas se halla la distancia generalizada y se halla su máxima distancia (parte azul) (ver Fig. 12(a)), el objetivo de este cálculo es cubrir toda el área de la pupila hallando distancia, ya que toda esta zona sería el centro máximo de la zona donde se puede encontrar el borde interior, luego se aplica una transformación cíclica polar a la imagen (a) en su máximo centro, obteniendo de esta manera la línea amarilla (borde interior del iris) (ver Fig. 12 (b)), seguidamente se le aplica un gradiente multi-escala al borde detectado en (b) (ver Fig. 12 (c)), posteriormente es hallada la distancia generalizada (ver Fig. 12 (d)) y luego se detecta el camino mínimo circular de la distancia generalizada, la línea amarilla muestra el borde interior resultante del iris (ver Fig. 12 (e)).



**Fig. 12.** Función de distancia generalizada para la detección del centro pupilar y distancia máxima (azul), (b) transformación polar cíclica centrada en su máximo de (a), (c) Aplicación de un gradiente multi-escala en el borde, (d) Distancia generalizada en (c), línea amarilla (camino mínimo circular), (e) segmentación pupilar en la parte azul y en el borde amarillo [23].

En los experimentos se demostró que el algoritmo es bastante rápido, sólo que su precisión puede ser degradada en imágenes donde el iris se encuentra fuera de ángulo. Una mejora de este algoritmo pudiera ser la utilización de módulos de clasificación que seleccionen de cada imagen los parámetros correctos en dependencia de sus características (imágenes con el iris fuera de ángulo, con lentes, etc.) [23].

Otro de los métodos relacionado con este criterio fue propuesto por [25]. Este proceso de segmentación consiste en varias fases, la primera fase consiste en localizar y eliminar las reflexiones, para el proceso de localización se utilizan todas las intensidades de los píxeles que se encuentren por encima de un umbral, permitiendo la detección de las zonas de reflexiones especulares, para su eliminación se aplica una técnica de interpolación. Para localizar los bordes límbico y pupilar, se utiliza el método del operador integro diferencial propuesto por Daugman [12, 26], primero se localiza el borde exterior, para esto la imagen es convertida a escala de grises basado en el modelo YIQ. Luego es localizado el borde interior, ya que este borde se encuentra afectado por reflexiones provocadas por la luz visible y por tanto es el más debilitado. En este caso la imagen es llevada al componente rojo [27]. El párpado inferior es localizado mediante el criterio de calidad de un arco que es calculado por la presencia de bordes y la intensidad de la esclera. El procedimiento de este enfoque es el siguiente: primero la imagen es suavizada por un filtro gaussiano, luego se le aplica un detector de bordes de Sobel, generando de esta manera un mapa de bordes E. El criterio de la presencia de bordes es calculado de la siguiente manera:

$$g_{l1}(n) = \frac{1}{M(n)} \sum_{i=1}^{M(n)} E(x(n, i), y(n, i)). \quad (3)$$

Donde:

E: es la imagen de borde

$x(n, i), y(n, i)$ : son las coordenadas del píxel del arco ajustado.

$M(n)$ : número de arcos ajustados.

El criterio basado en la intensidad de la esclera es calculado de la siguiente manera:

$$g_{12}(n) = \frac{1}{J(n)} \sum_{j=1}^{J(n)} I_g(X_{end}(n,j), y_{end}(n,j) - y_{offset}). \quad (4)$$

Donde:

$x_{end}, y_{end}$ : Denotan las coordenadas de los píxeles finales del arco.

$I_g(x,y)$ : Imagen en escala de grises pre procesada.

$y_{offset}$ : Indica la distancia de los píxeles finales del arco en el cual la intensidad de la esclera es muestreada.

Seguidamente los dos criterios de calidad son combinados por una regla de producto:

$$g_{lower}(n) = g_{l1}(n) \cdot g_{l2}(n). \quad (5)$$

El borde correspondiente al mayor valor de  $g_{lower}(n)$  es considerado como el borde del párpado inferior.

Para el caso del borde superior, este es modelado como una línea de segmento y no como un arco. El proceso de detección del mismo se puede dificultar ya que este borde puede estar ocluido por pestañas. Para este proceso de detección se tienen en cuenta pequeños rectángulos de las regiones de la esclera y los párpados. Estas regiones son denotadas como  $S_{sclera}$  y  $S_{eyelid}$ , además se calculan tres medidas  $g_{u1}$  (en los tres canales de colores RGB),  $g_{u2}$  (en dos canales GB) y  $g_{u3}$  (en dos canales GB), las cuales son calculadas en las siguientes ecuaciones:

$$g_{u1} = 1 + \frac{\mu_{scleraR} + \mu_{scleraG} + B_{scleraB}}{3}, \quad (6)$$

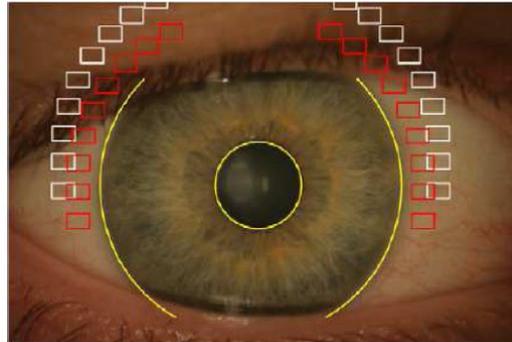
$$g_{u2} = \frac{1}{1 + \frac{\mu_{eyelidG} + \mu_{eyelidB}}{2}}, \quad (7)$$

$$g_{u3} = \begin{cases} 1 + \Delta_{GB} & \text{si } \Delta_{GB} \geq 0 \\ 1 & \text{en otro caso} \end{cases}. \quad (8)$$

Luego estas tres medidas son combinadas utilizando la siguiente regla producto:

$$g_{upper} = g_{u1} \cdot g_{u2} \cdot g_{u3}. \quad (9)$$

Para determinar el borde superior del párpado, algunos pares de rectángulos  $S_{sclera}$  y  $S_{eyelid}$  son primero probados alrededor de la región superior del borde límbico. Este proceso se muestra en la Fig. 13. La medida de ajuste de calidad para el párpado ( $g_{upper}$ ) es calculada para cada rectángulo de  $S_{sclera}$  y  $S_{eyelid}$ . Los puntos que se encuentran en la línea de segmento conectados al par de rectángulos con mayor  $g_{upper}$  son considerados el borde superior del párpado.



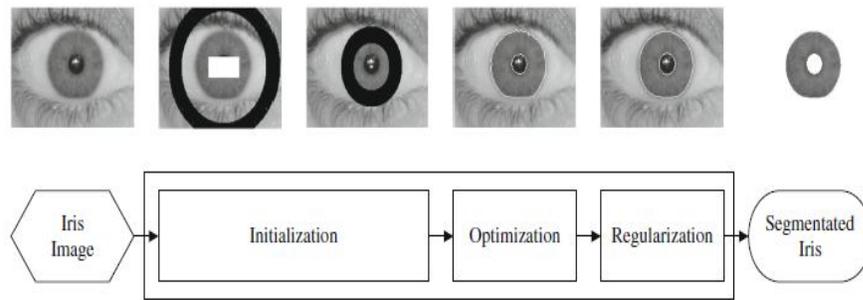
**Fig. 13.** Ejemplo donde se muestra la detección de bordes del párpado. Los rectángulos rojos representan regiones incluidas en la esclera. Los rectángulos blancos representan regiones del párpado [25].

Este método tiene como ventaja que en la mayoría de las imágenes de ojo las pestañas son puestas por encima de la línea del segmento localizado. Por tanto los píxeles enmascarados por encima del segmento de línea durante la etapa de localización de pestañas, permiten que la oclusión en las pestañas se reduzca en gran medida. Otra de las ventajas que aporta este método, es que permite la segmentación en imágenes capturadas bajo el espectro de luz visible y bajo luz infrarroja, aunque nada más se realizan experimentos con imágenes capturadas bajo luz infrarroja. Por tanto se desconoce la precisión de este método en una base de datos donde sus imágenes pueden estar gravemente degradadas como es UBIRIS.v1. Este algoritmo puede ser mejorado reduciendo el espacio de búsqueda para el algoritmo de Daugman, la mejora puede ser vista en [28].

### 3.1.2 Métodos basados en la detección global

Los métodos basados en la detección global visualizan características generales de la zona que involucra los bordes de la pupila y el iris, aplican un solo procesamiento de la zona para la detección de ambas fronteras. Además utilizan el mismo enfoque de segmentación para ambos bordes pero con diferentes parámetros de entrada, en este caso el parámetro de entrada sería la zona de la imagen donde se aplica el enfoque. Los métodos basados en la aproximación circular también están enfocados en la detección global.

Uno de estos métodos fue propuesto por [19]. Este método se centra en tres pasos para realizar el proceso de segmentación; identificar los píxeles iniciales de la pupila, del iris y de las regiones que no pertenecen a este, localizar los bordes de la pupila y del iris mediante un esquema de optimización y aplicar un proceso de regularización [19]. Para un mejor entendimiento del algoritmo se muestran los tres pasos anteriores en la Fig. 14.



**Fig. 14.** Proceso de segmentación [19].

Para el primer paso que consiste en la identificación de los píxeles iniciales de la pupila (iris) y de las zonas que no pertenecen a estas regiones el algoritmo sigue la siguiente metodología [19]:

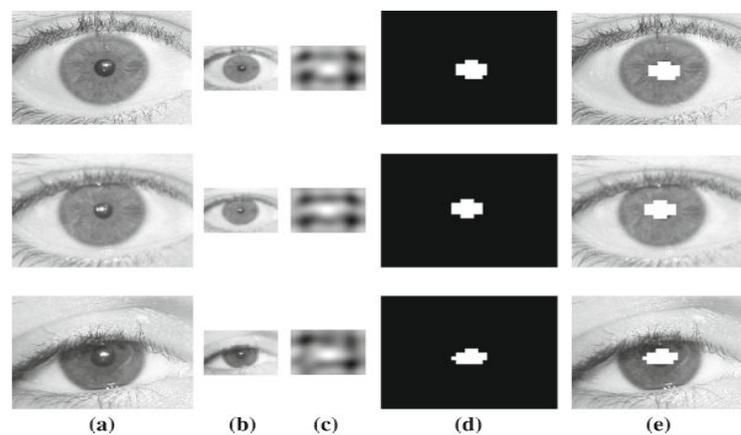
- Mejorar la imagen original mediante el Filtro Circular de Gabor (FCG) [19], con el objetivo de destacar la región del iris (ver Fig. 15b).

- Normalizar y binarizar la imagen filtrada, con el objetivo de que los píxeles no queden fuera de rango 0-255 y que la imagen mantenga una distribución de niveles grises normales (ver Fig. 15 c).

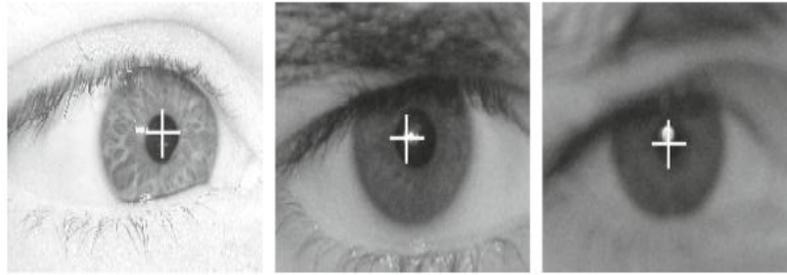
- Filtrar la imagen normalizada y binarizada con FCG, cambiando algunos parámetros como son  $\sigma=6$  (factor escala del FCG) y  $F=0$  (frecuencia central espacial del filtro en el dominio de frecuencia). En este paso el objetivo es realizar la mejora de la región del iris y la mejora de la región pupilar (ver Fig. 15 d, Fig. 15 e).

- Localizar una posición aproximada del centro de la pupila ( $C_p$ ), en este paso se toma como ( $C_p$ ) a la propia pupila (ver Fig.16).

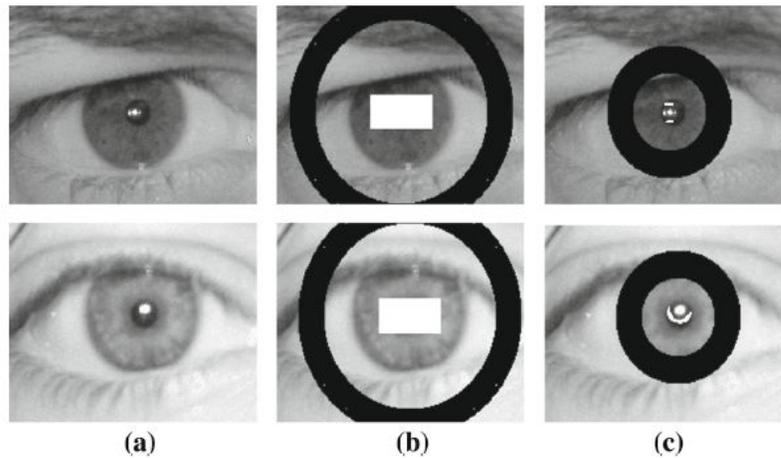
- Identificar los píxeles iniciales que pertenecen a la pupila y los que no pertenecen a la pupila (iris), para este paso se define un rectángulo que es de 25 píxeles de ancho y 13 píxeles de altura el cual se establece como píxeles iniciales de la región del iris, una gama de círculos con radios de 70 a 90 píxeles alrededor del  $C_p$  se establecieron como píxeles iniciales de la región no pertenecientes al iris (ver Fig. 17.).



**Fig. 15.** Procesamiento de imagen con FCG [19].



**Fig. 16.** Localización del centro de una pupila aproximada [19].



**Fig. 17.** (a) imagen original, (b) píxeles identificados en la pupila (zona blanca) y en las regiones no pertenecientes a la pupila (zona negra), (c) Gama de círculos alrededor del  $C_p$  [19].

Para el segundo paso del algoritmo que consiste en localizar los bordes de la pupila y el iris, el algoritmo se basa en un esquema de optimización, el cual lleva a cabo todo el proceso de la segmentación del iris. La idea principal del proceso de optimización es que los píxeles iniciales se generalicen por las partes que no son de interés de la imagen, en este caso como lo único que interesa es la zona del iris, entonces los píxeles se propagarán por la zona de la pupila y la zona exterior que queda alrededor del iris [19].

Un requisito importante que tiene este método es que los píxeles que pertenecen al mismo objeto deben tener las mismas intensidades. “Esta idea se formaliza mediante una función de costo cuadrática que puede reducir al mínimo la diferencia entre la intensidad en un píxel y la suma de la media ponderada de las intensidades en los píxeles vecinos” [19].

$$f(I) = \sum_p \left( I(p) - \sum_{q \in N(p)} w_{pq} I(q) \right)^2. \quad (10)$$

Donde:

$I(p)$  Intensidad de un píxel.

$I(q)$  Intensidad de un píxel vecino.

$w_{pq}$  Es una función de ponderación que suma a uno y es un pixel vecino para  $p$ .

$N(p)$  es la vecindad de  $p$ .

Cuando  $p$  y  $q$  son similares  $w_{pq}$  es grande y viceversa. Y la función de ponderación se calcula de la siguiente manera:

$$w_{pq} = \exp(-\alpha(I(p) - I(q))^2). \quad (11)$$

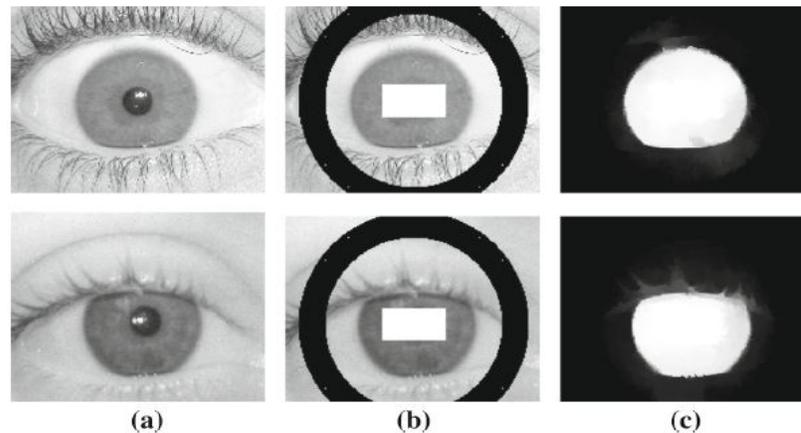
Donde:

$\alpha$  representa el parámetro libre de la función, o sea es una constante.

Luego se minimiza  $f(I)$  teniendo en cuenta la siguiente restricción:

$$i(p_j) = i_j. \quad (12)$$

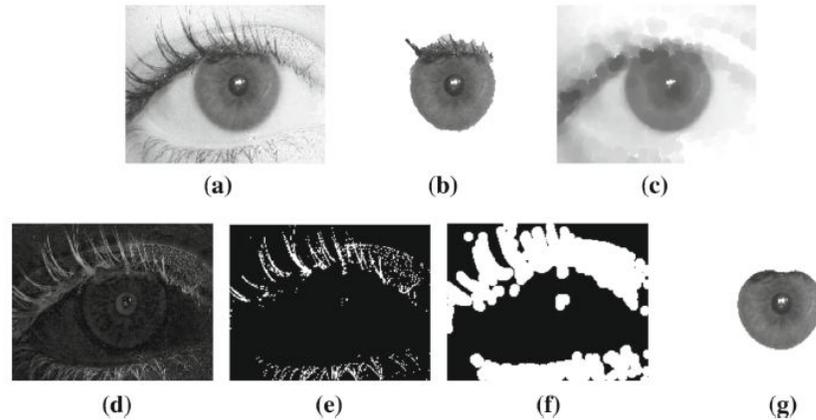
El objetivo de este problema de optimización es ir minimizando la función de costo cuadrático hasta reducir la diferencia entre un píxel y la media ponderada de las intensidades en los píxeles vecinos (ver Fig. 18) [19, 29]. Este problema de optimización puede ser resuelto también utilizando la factorización LU, para más detalle de este método refiérase a [30].



**Fig. 18.** Resultado del proceso de segmentación [19].

Para el tercer paso del algoritmo que trata sobre el proceso de regularización, el cual tiene que ver con la eliminación de pestañas y refinar los bordes del iris, se sigue la siguiente metodología [19]:

1. Una operación de cierre morfológico con un elemento estructural de 5 píxeles se utiliza para suprimir las pestañas en la imagen original. Este proceso se muestra en la Fig. 19c.
2. Para destacar la zona de las pestañas se sustrae de la imagen original (ver Fig. 19a, la Fig. 19c) y de esta manera se obtiene Fig. 19d.
3. Luego se binariza la imagen resultante del paso anterior utilizando un umbral apropiado para localizar las posiciones de pestañas candidatas, este proceso se muestra en la Fig. 19e.
4. Luego se aplica una dilatación morfológica para cubrir toda la región de las pestañas (ver proceso en la Fig. 19f).
5. Una vez destacados los píxeles de las pestañas en la Fig. 19f se utiliza el detector de bordes Canny para destacar los bordes del iris. Además es utilizada la técnica de ajuste de círculo para refinar el borde pupilar. Este proceso se muestra en la el Fig. 19g donde se muestra la segmentación del iris una vez retiradas las pestañas [19].



**Fig. 19.** (a) Imagen original (b) Segmentación del iris obtenido por el proceso de optimización (c) imagen obtenida por el cierre morfológico (d) Imagen obtenida de la sustracción (e) posiciones de las pestañas candidatas (f) pestañas candidatas (g) segmentación [19].

Este método propuesto posee varias ventajas, por ejemplo: proporciona un contorno fácil de trabajar y menos expuesto a reflexiones. Utiliza técnicas eficientes como la de optimizar, para detectar el centro de la pupila y segmentar el iris sin necesidad de aplicar métodos de detección. Estas técnicas además no son iterativas lo cual hace que el método propuesto sea rápido. En los experimentos este algoritmo demuestra muy buena precisión en la segmentación en comparación con los métodos: operador integro diferencial [19, 31], la transformada de hough [19, 32] y GAC [19, 33]. Su principal desventaja pudiera estar relacionada en la degradación de la precisión en el proceso de segmentación; debido al bajo contraste entre las regiones pupila e iris, y reflexiones grandes que pueden ocurrir en el borde pupilar [19].

En [34] se propone un método basado en un tipo de detección global donde se aplica ajuste de contraste sobre una imagen. Inicialmente el algoritmo comienza con una reducción de reflexiones. Para esto se basa en dos reglas; la primera regla se basa en un umbral absoluto que tiene que ver con la luminosidad de un píxel. Esta regla consiste en identificar los píxeles que son reflexiones, la cual confirma que aquellos píxeles con luminosidad por encima de 250 se clasifican como reflexiones. La segunda regla se basa en que una vez obtenido estos píxeles afectados por reflexiones especulares, estos son tratados, reemplazando la información de cada píxel por el promedio de la media más oscura de los píxeles localizados en el límite circular alrededor del píxel. Posteriormente se realizó una construcción de colores parciales en la imagen con el objetivo de identificar diferentes partes del ojo; por ejemplo se llevó la imagen al componente rojo (para distinguir mejor la región del iris) y se creó otra imagen con los componentes verde y azul (identificar otras partes). Seguidamente se realizó una construcción de la imagen con un aumento de contraste. El objetivo de esta etapa es hacer resaltar la pupila como la zona más oscura, mientras que el resto es transformado a un contraste más ligero. El aumento de contraste se construye en una imagen llevada a escala de grises de la siguiente manera:

$$X_{intermediate} = X + a(X - D), \quad (13)$$

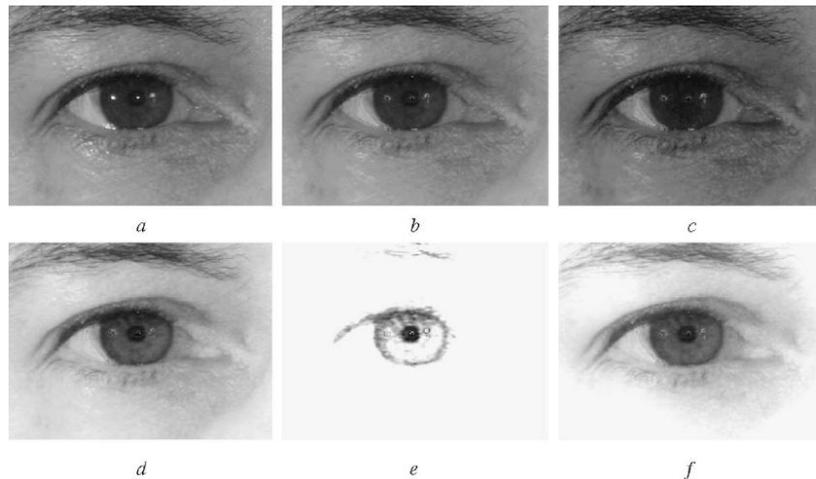
$$X_{final} = X_{intermediate} + |R - GB| \cdot \quad (14)$$

Donde

-X: es el valor del píxel en escala de grises.

- $X_{intermediate}$ : es el valor intermedio de un píxel.
- $X_{final}$ : es el valor del píxel en la imagen con aumento de contraste.
- $a$ : es una constante.
- $D$ : es un valor del nivel gris de un píxel oscuro en la imagen.
- $R$ : es el valor de ese píxel en el componente rojo de la imagen.
- $GB$ : es el valor promedio del píxel en los componentes verde y azul.

Seguidamente se aplica un enmascaramiento probabilístico para reducir los píxeles oscuros en zonas donde la pupila y el iris no son muy frecuentes. Todo este pre procesamiento explicado anteriormente es mostrado en la siguiente Fig. 20.



**Fig. 20.** (a) Imagen en escala de grises, (b) Imagen con reducción de reflexiones, (c) Imagen con componentes verde y azul, (d) Imagen con componente rojo, (e) Imagen con aumento de contraste, segmentación pupilar, (f) Componente rojo, aplicación del enmascaramiento probabilístico [19].

Posteriormente se procede a la localización de la pupila. En esta fase se proyectan varios métodos con el objetivo de obtener varios posibles centros pupilares, para esto se basan en la búsqueda de un conjunto de píxeles con mayor intensidad (los más oscuros). Uno de estos métodos es relacionado con la identificación del rectángulo vertical más oscuro, "ancho pupilar". Este método logró localizar la pupila en el 96% de las imágenes. Otro de los métodos para localizar la pupila es basado en la búsqueda de cuadrados oscuros en varias dimensiones de la imagen. El centro de cada cuadrado constituye un posible centro de la pupila. Estos dos métodos mencionados anteriormente están relacionados con el enfoque de la imagen integral [35]. Una vez obtenido el conjunto de píxeles que constituyen posibles centros pupilares, se procede a un proceso de evaluación, cuyo objetivo tiene seleccionar la mejor localización pupilar. Más adelante se localiza el iris de una forma similar al enfoque de la localización pupilar, sólo que la búsqueda parte del centro pupilar encontrado anteriormente y además cuenta con un factor de calidad para identificar los mejores radios para cada una de las posibles localizaciones del iris. Luego se procede a una etapa de combinación pupila e iris. El objetivo de esta etapa es realizar un cotejo de cada pupila e iris encontrados anteriormente, hasta encontrar la mejor combinación.

En los experimentos se demostró que el algoritmo presenta problemas con las imágenes que tienen el ojo prácticamente cerrado. Además su precisión fue degradada cuando no se mostraba mucho contraste entre la pupila y el iris. Alguno de estos problemas pueden ser reducidos significativamente con la mejora de un proceso de parametrización y en el refinamiento de las reglas [34].

En [36] se propone un método basado en un tipo de detección global, donde se aplica regularización de bordes en una imagen. El algoritmo inicialmente comienza procesando los centros y radios de los bordes interior y exterior del iris. Para esto existen varios enfoques como por ejemplo el Integro-

diferencial [12] y otros propuestos en [37, 38] . Específicamente en este algoritmo utilizan el enfoque del operador integro diferencial, el cual se basa en la siguiente ecuación:

$$J(r, x_0, y_0) = G_0(r) * \left( \frac{d}{dr} \right) \int_{r, x_0, y_0} \left( \frac{I(x, y)}{2\pi} \right) ds . \quad (15)$$

Este proceso comienza con la búsqueda de una máxima cantidad de  $J$  en un espacio parametrizado, esta máxima cantidad ( $J$ ) es la encargada de encontrar las coordenadas del círculo que obtuvo en su centro  $(x_0, y_0)$  su máximo operador integro diferencial;  $(x_0, y_0)$  está delimitado de la siguiente manera:

$$X_{min} \leq x_0 \leq X_{max}, Y_{min} \leq y_0 \leq Y_{max}, R_{min} \leq r \leq R_{max} . \quad (16)$$

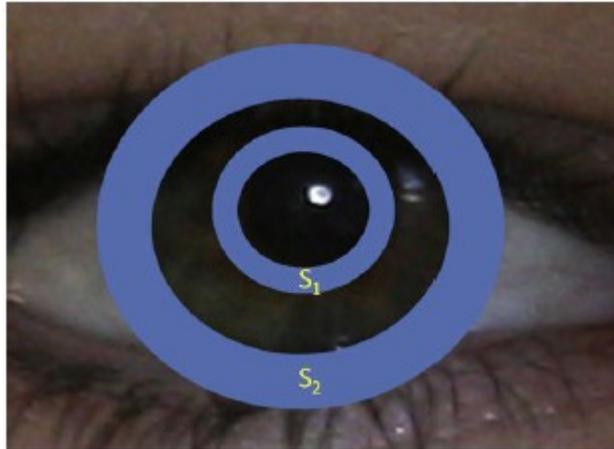
Donde  $X_{min}$  y  $X_{max}$ ,  $Y_{min}$  y  $Y_{max}$  están asociados al ancho y alto de ambos bordes, expresado en píxeles de una imagen de entrada. Por otro lado  $R_{min}$  y  $R_{max}$  son los radios de ambos bordes:

En este método se seleccionó empíricamente para  $R_{min}$  50 píxeles y para  $R_{max}$  150 píxeles. Posteriormente son seleccionados dos puntos candidatos para el centro de ambos bordes  $(r_p, x_p, y_p)$  y  $(r_i, x_i, y_i)$ . Estos son obtenidos seleccionando los dos valores más altos de  $J$  con suficiente diferencia de radio. Para el caso del borde pupilar se selecciona el de menor radio entre los dos puntos candidatos. Posteriormente se procede a una etapa de linearización. Inicialmente en este paso se comienza con la extracción de las tiras de los bordes interior y exterior del iris (ver Fig. 21), para esto se le aplica a la imagen una técnica basada en el gradiente radial enfocado a los centros candidatos obtenidos anteriormente. Mediante este enfoque se pueden resaltar mejor ambos bordes de la imagen (ver Fig. 21).

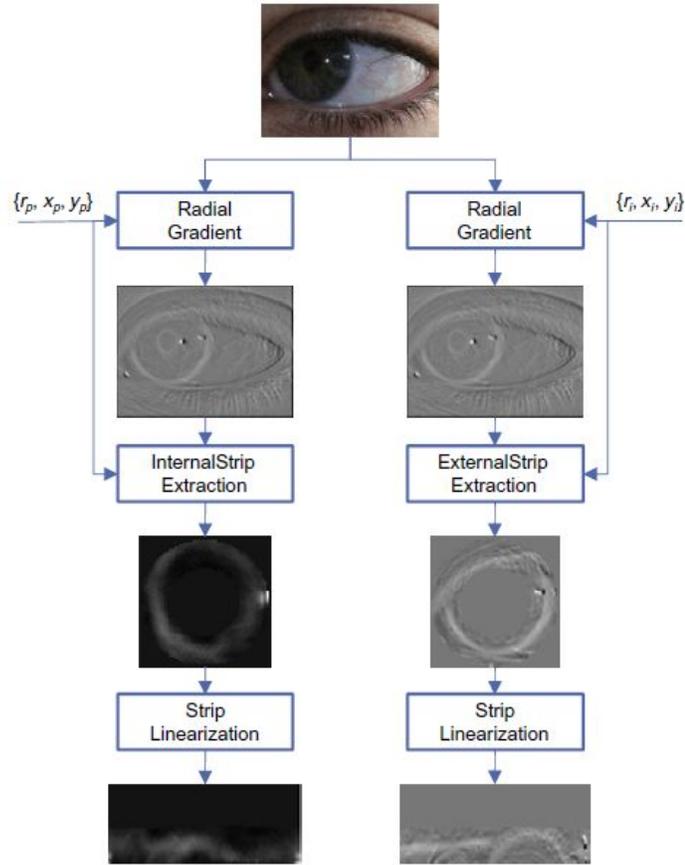
El gradiente radial de la imagen es obtenido de la siguiente manera:

$$R(x, y)_{x_0, y_0} = G(x, y) \cos(\theta(x, y) - \Omega(x, y, x_0, y_0)) . \quad (17)$$

Donde  $G$  es el gradiente final de la imagen  $R(x, y)$  y  $\Omega$  es el ángulo entre dos coordenadas de píxeles, la coordenada original  $(x, y)$  y la coordenada candidata  $(x_0, y_0)$ .



**Fig. 21.** Extracción de las tiras para el borde interior (S1) y exterior (S2) del iris [36].



**Fig. 22.** Extracción y linearización del borde interior y exterior del iris [36].

Seguidamente una vez obtenido las imágenes con gradiente radial, se procede a obtener las tiras de ambos bordes ( $R_p$ : borde pupilar,  $R_i$ : borde del iris) de la siguiente manera (ver Fig. 22):

$$R_p(x,y) = \begin{cases} R(x,y)|_{x_p,y_p} & \text{si } r_p(1-\alpha) \leq \sqrt{(x-x_p)^2 + (y-y_p)^2} \leq r_p(1+\alpha) \\ 0 & \text{sino,} \end{cases} \quad (18)$$

$$R_i(x,y) = \begin{cases} R(x,y)|_{x_i,y_i} & \text{si } r_i(1-\alpha) \leq \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} \leq r_i(1+\alpha) \\ 0 & \text{sino.} \end{cases} \quad (19)$$

Para completar el proceso de linearización se le aplica a ambas tiras un método basado en la interpolación lineal, y luego estas son convertidas de coordenadas cartesianas a coordenadas polares (ver Fig. 22) [39].

Una vez concluida la etapa de linearización se procede a otra etapa basada a la extracción de ambos bordes del iris. El borde del iris es extraído hallando el máximo local de cada tira tratada en un espacio de coordenadas polares. Estos máximos son calculados de la siguiente manera:

$$b_p(\theta) = \max_{r_p(1-\alpha) \leq \rho \leq r_p(1+\alpha)} R_p(\rho, \theta) \quad (20)$$

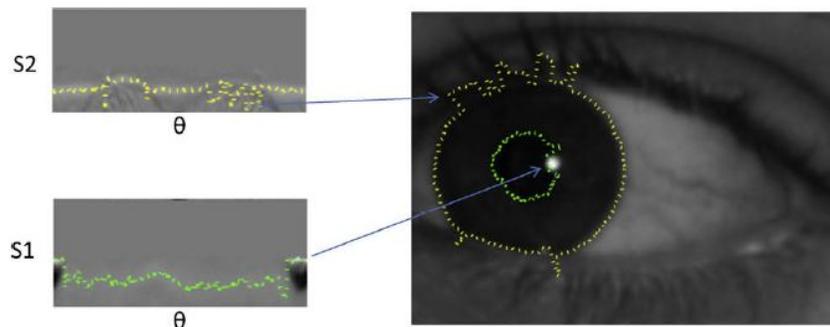
$$b_i(\theta) = \max_{r_i(1-\alpha) \leq \rho \leq r_i(1+\alpha)} R_i(\rho, \theta) \quad (21)$$

Donde:

$R_p$ : Tira del borde pupilar.

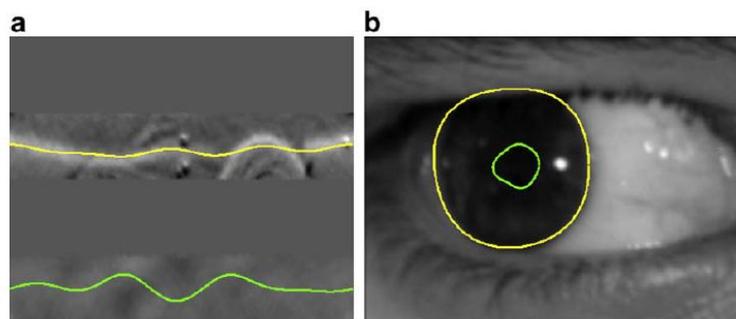
$R_i$ : Tira del borde del iris.

Estos máximos locales pueden traer consigo fuertes reflexiones y oclusiones, lo que implica variaciones en los bordes del iris (ver Fig. 23) y además la aplicación de un proceso de reconstrucción de bordes (regularización).



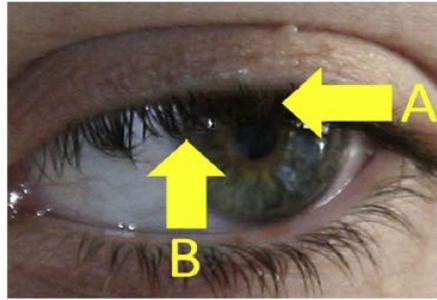
**Fig. 23.** Bordes del iris con fuertes reflexiones [36].

El proceso de regularización de bordes se basa en la selección de los intervalos continuos de las fronteras mediante un análisis de doble umbral. Para este enfoque se realiza una identificación de segmentos continuos, donde es analizado el tamaño del borde y las líneas continuas. A continuación se aplica un filtro de paso bajo basado en el análisis de los coeficientes de Fourier [40], el objetivo de este enfoque es lograr un efecto de circularidad y de resolución angular constante en los bordes. Finalmente el resultado de este proceso de regularización es mostrado en la Fig. 24.



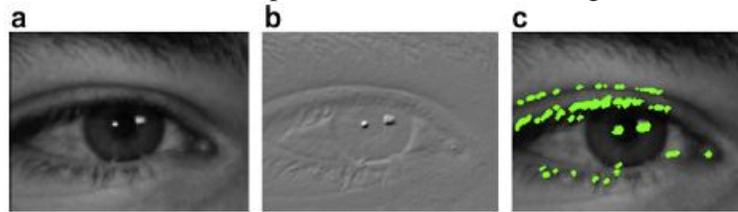
**Fig. 24.** Bordes regularizados [36].

Más adelante para completar el proceso de segmentación se procede a la eliminación de pestañas y reflexiones. Para esto primeramente se lleva la imagen a un sistema de coordenadas cartesianas. Luego se lleva a cabo un modelo que separa las pestañas en dos clasificaciones (ver Fig. 25), pestañas separables (cada elemento es distinguible) y pestañas no separables (las pestañas se confunden, son borrosas y no es posible detectar cada límite de cada elemento).



**Fig. 25.** Región A, pestañas no separables, Región B, pestañas separables [36].

Para la primera clasificación del modelo se aplica un filtro de gabor, con el objetivo de mejorar la imagen, luego se aplica un método de umbralización para localizar los píxeles candidatos pertenecientes a la zona de interés. Seguidamente se aplicaron operadores morfológicos [41] para píxeles que quedaron aislados durante la umbralización. Todo este proceso se muestra en la Fig. 26.



**Fig. 26.** (a) Imagen de entrada, (b) Aplicación del Filtro de Gabor, (c) Aplicación de umbralización y operadores morfológicos [36].

Para la segunda clasificación del modelo es observado el grupo de pestañas como un conjunto difuso de líneas. El enfoque aplicado a este tipo de clasificación es basado en valores altos de varianza local en imágenes con pestañas y reflexiones. Además es fijado un valor umbral, para luego realizar una comparación entre la varianza local y este, esta comparación permitirá identificar las reflexiones y oclusiones en la zona de interés, además de producir una gran cantidad de píxeles aislados que no están asociados a las reflexiones o pestañas. Para este problema se adoptó aplicar una operación morfológica basada en la erosión [42]. Otro de los problemas ocasionado en este enfoque basado en la varianza es que fuertes reflexiones no son detectadas, es por esto que se aplica una nueva máscara de segmentación. Esta máscara de segmentación se basa en dividir varias zonas de pestañas, L2: pestañas separables, L3: pestañas no separables y reflexiones débiles, L4: reflexiones fuertes (ver Fig. 25). Para el caso de L4, las reflexiones fuertes serán detectadas en la imagen  $I(x,y)$  mediante una técnica de umbralización (ver Fig. 26), se fijará un umbral con el valor más cercano al valor más alto de intensidad de la imagen y todos los píxeles mayores a ese umbral se considerarán como reflexiones fuertes. Este proceso de máscara de segmentación comenzará a partir de un conjunto de puntos  $L5=L3$  o  $L4$ , luego es aplicado un proceso iterativo basado en la siguiente condición:

$$L_4(x,y) = \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ si } I(x,y) > t_5, \\ 0 \text{ sino} \end{array} \right\}. \quad (22)$$

Esta condición se chequea para cada píxel de la región  $L5$ , los píxeles que cumplen con la condición serán puestos en otra máscara final ( $L6$ ), la cual se llamará mapa de oclusiones, y de esta manera serán eliminados las reflexiones especulares fuertes.

En los experimentos el método resultó presentar problemas relacionados con la presencia de gafas en las imágenes; provocando estimaciones erróneas de los puntos iniciales del iris y la pupila. Específicamente a este algoritmo se le recomienda en la literatura estudiar técnicas más específicas sobre

umbrales adaptativos, y luego mejorar la generalidad del enfoque propuesto, en particular mejorar la estimación de los centros de los límites interior y exterior del iris [36]. Además es recomendable probar el algoritmo en la base de datos UBIRIS.v1.

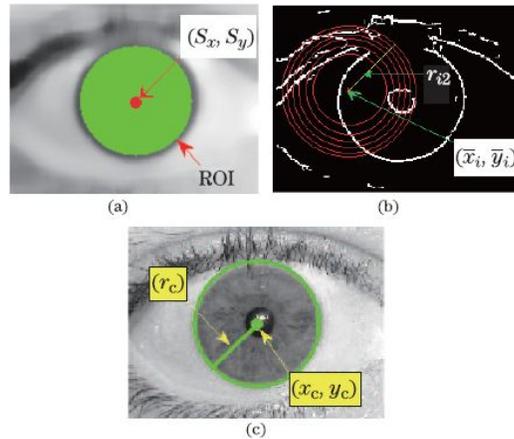
En [28] fue propuesto un algoritmo con el objetivo de mejorar la precisión y el tiempo computacional en la segmentación bajo el espectro de luz visible de los algoritmos clásicos Daugman [31] y Transformada de Hough [16]. La mejora en ambos algoritmos consiste en reducir el espacio de búsqueda de parámetros que se encuentran alrededor del centro pupilar. El espacio de búsqueda de parámetros para Daugman radica en buscar los máximos valores de píxeles que se van encontrando en una trayectoria circular y en el centro del círculo. En el caso de la transformada de hough el espacio de búsqueda consiste en la selección de un círculo que pase por un gran número de puntos bordes. La mejora de este algoritmo consiste en un pre procesamiento de la imagen con la idea de mejorar algo en específico de la imagen, en este caso el primer paso consiste en localizar el centro pupilar, por tanto el objetivo es mejorar en la imagen el centro de la pupila, esto se realiza mediante el filtro de Gabor [43]. Luego se normaliza y se binariza la imagen filtrada. Todo este pre procesamiento de la imagen resulta de gran importancia ya que quedó un área delimitada en el centro de la pupila (17x17). De esta manera quedó reducido el espacio de búsqueda de parámetros para Daugman y Hough. Para el caso de [31] y [16] el centro del círculo formará un área de 17x17 alrededor del centro de la pupila. La ventaja principal de este método es que mejora en cuanto a precisión y tiempo computacional del algoritmo [28]. Sin embargo a pesar de que los métodos ([31], [16]) mejoran en estos dos aspectos, no eliminan las desventajas propias de cada uno, que fueron vistas en [44].

### 3.1.3 Métodos basados en aproximación circular

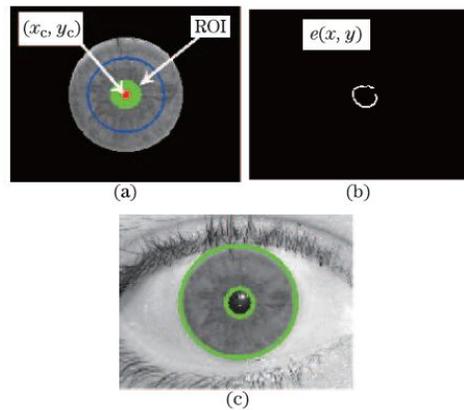
La particularidad de los métodos basados en aproximación circular es que realizan la segmentación de ambos bordes del iris a partir de un conjunto de banda de círculos. El procedimiento inicial consiste en encontrar la ubicación donde se trazará el conjunto de círculos. El procedimiento intermedio es el que se hace iterativo en el enfoque, ya que en este paso se ejecuta un procedimiento que a su vez posee una condición de parada que se repite en cada círculo, con el objetivo de llegar al borde límbico o al borde pupilar. Finalmente la última etapa consiste en la localización de párpados y pestañas. Posteriormente se detalla la metodología de algunos métodos que utilizan este enfoque.

Un método basado en este criterio fue propuesto por [45]. El objetivo de este algoritmo es detectar la frontera pupilar y límbica mediante un esquema de contador de píxeles circulares (CPCS). El algoritmo comienza con un previo pre procesamiento de la imagen, primero suaviza la imagen mediante un filtro mediano, luego es binarizada utilizando el umbral de Otsu [46]. Seguidamente se realiza un ajuste a los píxeles afectados por las reflexiones especulares mediante la técnica de interpolación bilineal [47]. Posteriormente se calculan las transformaciones de distancias euclidianas (EDT) [48] para cada píxel. El objetivo de estos EDT consiste en asignar un número que represente la distancia entre un píxel y otro más cercano a este distinto de cero. El valor EDT más alto representa un píxel en la región del iris y la pupila. Una vez que se obtenga el píxel con mayor EDT, se obtienen sus coordenadas y este pasa a ser el centro de la zona donde se encuentra este. De esta manera teniendo la zona de interés, esta es preparada para aplicar el esquema de contador de píxeles, la preparación de la zona consiste en enmascarar toda la zona cuyo centro debe ser el píxel obtenido anteriormente (ver Fig. 27a), luego se obtiene un mapa de bordes con el detector de bordes Canny [49] (ver Fig. 27b), una vez lista la zona se dibujan una banda de círculos alrededor de su centro y con diferentes radios (ver Fig. 27b), el CPCS se basa en contar el total de píxeles en cada círculo y almacenar la ubicación del círculo y radio con el mayor total de píxeles, luego para evitar que el proceso iterativo (el trazo de bandas de círculos y el CPCS) sobrepase la zona de interés, se procede al cálculo del valor medio del nivel gris de cada círculo que se vaya trazando y el cálculo del valor medio del radio que es el que va creciendo a medida que se van trazando los círculos, el objetivo fundamental de este paso es generar una condición de parada para el proceso iterativo CPCS. Esta condición consiste en chequear que a medida que se tracen los círculos y se obtengan los máximos totales de píxeles se verifique si el valor medio del nivel gris del círculo en esa iteración es menor que el valor

medio del radio, luego de suceder esto se concluye que fue encontrado el borde límbico del iris. Todo este procedimiento está descrito en la Fig. 27. Luego se calcula el borde pupilar utilizando el mismo algoritmo, sólo sin chequear la última condición. Este procedimiento se detalla mejor en la Fig. 28. Finalmente la última etapa del método consiste en localizar los párpados mediante un esquema de contador de píxeles parabólico (PPCS) que sigue el mismo procedimiento que el esquema anterior sólo que en vez de dibujar varios círculos, se dibujan parábolas [45]). Este método presenta como ventaja que es un método que funciona para imágenes capturadas bajo espectro de luz visible y luz infrarroja.

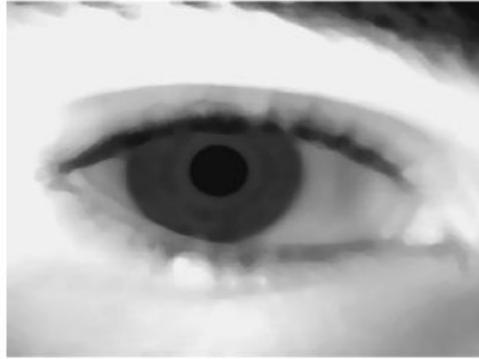


**Fig. 27.** (a) Enmascaramiento de la zona con el píxel centrado, (b) Mapa de bordes con banda de círculos, (c) Localización del borde límbico [45].



**Fig. 28.** (a) Enmascaramiento de la zona pupilar, (b) Mapa de bordes, (c) Localización del borde pupilar [45].

En [50] fue propuesto otro método basado en aproximación circular. En este algoritmo se realiza un pre procesamiento de la imagen, en este caso consiste en reemplazar el nivel gris de intensidad de reflexiones en la imagen a un límite bajo del nivel gris saturado [51] (ver Fig. 29). Posteriormente se procede a aplicar el proceso de extracción de píxeles, que consiste en resaltar en la imagen los píxeles grises de la región del iris y otras regiones más oscuras (las partes que se resaltan son la pupila, iris, pestañas, párpados y la piel). Este proceso se realiza mediante la ecuación 23:



**Fig. 29.** Imagen pre-procesada [45].

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \begin{cases} (x, y), & \text{si } \Omega(x, y) < \emptyset \\ \text{Ignorar} & \end{cases}. \quad (23)$$

Donde:

$\Omega(x, y)$ : histograma de la intensidad de los píxeles de la imagen.

$\emptyset$ : es experimentalmente 0.5

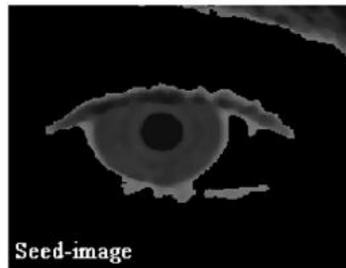
$\alpha_U$ : es el límite saturado del nivel gris bajo

El resultado de este proceso se muestra en la Fig. 30. Seguidamente se aplica el algoritmo acumulador Circun-Diferencial (CDA), para localizar la región del iris y ambas fronteras. El algoritmo sigue una metodología (ver Fig. 31) para localizar primero el borde límbico y luego el borde pupilar. Primeramente se enmascara una banda de círculos (ver Fig. 31) movibles (MCB) centrados en el conjunto de píxeles oscuros resaltados en la Fig. 31. Las coordenadas de estos píxeles por los cuales van a pasar la banda de círculos son calculables de la siguiente manera [50]:

$$(x_k, y_k) = (\bar{X}_i + R_{Cj} \cos \theta_k, \bar{Y}_i + R_{Cj} \sin \theta_k). \quad (24)$$

Donde:

X, Y, R: Son parámetros correspondientes al centro y radio de cada banda de círculo.



**Fig. 30.** Imagen resaltando las regiones grises y otras más oscuras [50].

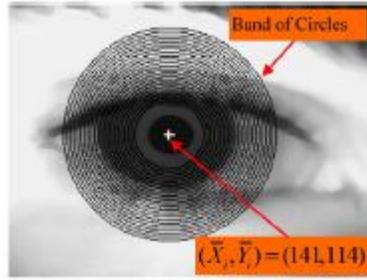


Fig. 31. Enmascaramiento de banda de círculos [50].

En segundo lugar se calcula el valor promedio del nivel gris normalizado y el gradiente circular de cada círculo [52]. Luego para cada círculo se suaviza la imagen con un filtro de paso bajo, y se busca el valor máximo de intensidad hasta obtener el borde límbico como se muestra en la Fig. 32. El algoritmo realiza un proceso para confirmar, si se realizó una correcta localización del borde límbico, para esto chequea si se cumple una condición que consiste en ver si el promedio de intensidad del círculo es menor que el promedio de intensidad del resto de la imagen (esclera). De cumplirse lo anterior se continúa con el siguiente paso que sería localizar el borde pupilar (ver Fig.33). Para este caso se realiza el mismo procedimiento que con el borde límbico (ver Fig.31) sólo que las coordenadas de los píxeles son obtenidas de la siguiente manera [50]:

$$(\bar{X}, \bar{Y}) = (x_c - 0.6r_c \leq x_p \leq x_c + 0.6r_c, y_c - 0.6r_c \leq y_p \leq y_c + 0.6r_c). \quad (25)$$

La verificación del borde pupilar (ver Fig. 33) se realiza mediante una condición relacionada con la intensidad mínima del nivel gris de la pupila. Esta condición se muestra a continuación.

$$g_{min} \in (\alpha_L \pm 0.05\alpha). \quad (26)$$

Donde

$\alpha_L$ : es el límite saturado del nivel gris alto.

$g_{min} \in (\alpha_L \pm 0.05\alpha_L)$

Donde  $g_{min}$  es el nivel gris de intensidad mínima y el  $\alpha_L$  es el límite bajo del nivel gris saturado.

A continuación se muestra el pseudocódigo del algoritmo CDA [50]:

**Input:**  $(\bar{X}, \bar{Y})$ ,  $\Omega(x, y)$ , and  $R_c$ .

**for** (i = 1 to  $\hat{n}$ ) **do** //For all Seed-pixels in  $S_d(x, y)$ .

**Step1.** Mark an MCB centered at  $(\bar{X}_i, \bar{Y}_i)$  in  $\Omega(x, y)$ .

**Step2.** Compute an array  $\Delta$  of absolute circular-gradients as

**for** j=(1 to  $\hat{m}$ ) **do** //For all the circles in the current MCB

S ← 0 //Initialize S to zero value.

**for** k= (1 to N) **do** //for all pixels on the jth circle

S ← [S +  $(255)^{-1}\Omega(x_k, y_k)$ ] //integrate normalized values

**end**

X(j) ← S //register normalized-sum here.

$\vartheta(j) \leftarrow [X(j) - X(j - 1)]$  //Compute circular-gradient

$\Delta^\circ(j) \leftarrow [\vartheta(j)]$  //getting rid from negative numbers if any

**end**

**Step3.** Finally, develop  $Y_c$  and  $(X,Y,R)$  as

$\tilde{\Delta} \leftarrow f_{lp} * \Delta^\circ$  //Smooth  $\Delta^\circ$  with a low pass filter  $f_{lp}$

$Y_c(i) \leftarrow \max\{\tilde{\Delta}\}$  //Extract a peak from  $\tilde{\Delta}$  and register it

$r_0 \leftarrow R_{j_0}$  such that  $\tilde{\Delta}$  is maximum at  $j = j_0 \in [1,2,3, \dots, \tilde{m}]$ ,

where  $R_{j_0} \in \{R_c = (r_{min}:r_{max})\}$ .

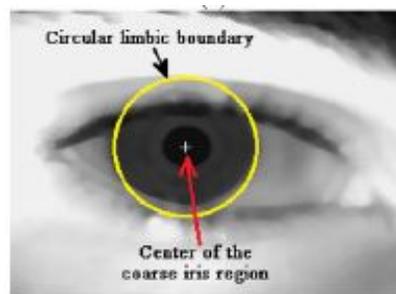
$(X_i, Y_i, R_i) \leftarrow (\bar{X}_i, \bar{Y}_i, r_0)$  //Register parameter vector

**end**

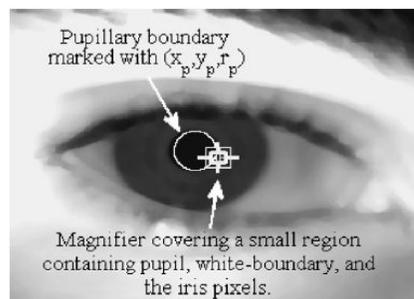
**Output:**  $Y_c$  and  $(X,Y,R)$ .

Por último el algoritmo localiza los párpados mediante el método PDA (Acumulador para diferencial), que sigue la misma metodología de la Fig. 31.

Este método posee varias ventajas, una de ellas es que permite la segmentación de imágenes bajo el espectro de luz visible y bajo luz infrarroja. También es un método tolerante a imágenes con iluminación y con bajo contraste, además durante su ejecución no consume mucha memoria, lo que hace que el método sea bastante rápido [50].



**Fig. 32.** Localización del borde límbico [50].



**Fig. 33.** Localización del borde pupilar [50].

En [53] se propone un método basado en un tipo de aproximación circular, el cual se apoya en la clusterización de una imagen. El método comienza con la eliminación de reflexiones especulares, para esto se aplicó un proceso de umbralización mediante un umbral adaptativo y una interpolación bilineal [11]. El umbral adaptativo se obtiene mediante el estudio de un histograma de la imagen y la captura del 5% de los píxeles más brillantes de la imagen, el objetivo de este enfoque consiste en la detección de reflexiones. Para rellenar los huecos de los puntos que se señalaron como reflexiones en la imagen se utilizó la interpolación. Posteriormente se procede al proceso de localización del borde interior y exterior del iris. Este proceso inicialmente comienza con un agrupamiento de la imagen, este paso consiste en

dividir en diferentes regiones la zona del ojo, en dependencia de la intensidad (ver Fig. 34c), para esto primeramente se calcula el nivel gris ( $g_R$ ) y la desviación estándar ( $d_R$ ) de cada región candidata. Luego es seleccionado aleatoriamente una región candidata y es calculada la distancia de un punto con respecto al total de puntos de dicha región. La distancia es calculada de la siguiente manera [12, 53, 54]:

$$D(P, R) = \frac{|g_P - g_R|}{d_R}. \quad (27)$$

Donde:

$d_R$ : desviación estándar.

$g_R$ : promedio del nivel gris.

$g_P$ : intensidad de un punto clusterizado.

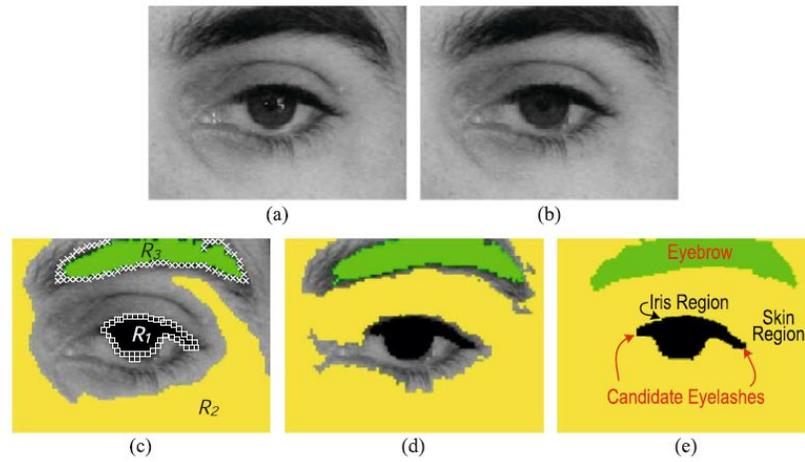
Seguidamente se realiza un proceso de clusterización para cada punto de la región. Para esto se procede a evaluar cada punto de la región en dos condiciones. La primera condición se basa en lo siguiente:

$$D(P, R) \text{ es menor que el umbral } T_{P2R}. \quad (28)$$

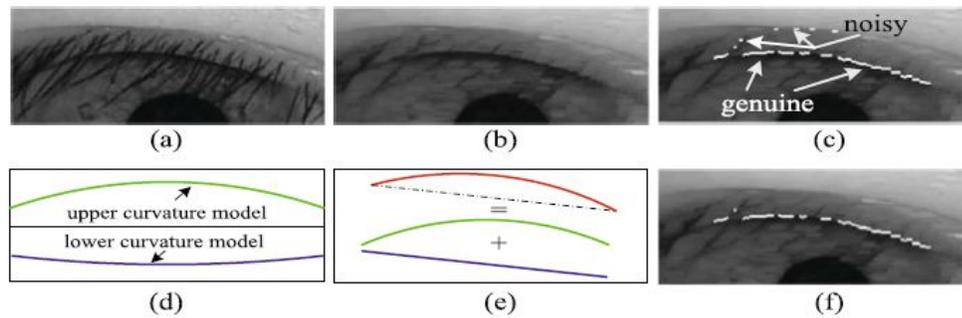
Donde  $T_{P2R}$  umbral definido a criterio del usuario.

La segunda condición consiste en chequear la existencia de un camino de 8 vecinos entre un punto P y la región candidata. Todo este proceso es iterativo para cada región candidata (ver Fig. 34 d), hasta que se logre completamente el proceso de agrupamiento (ver Fig. 34e).

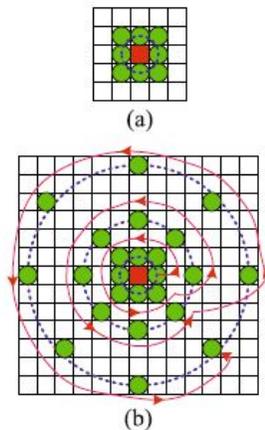
Una vez chequeada las condiciones anteriores, es aplicada una técnica para la detección de los límites superior e inferior del iris, esta se basa en modelar los límites como dos círculos no concéntricos, los cuales son encontrados mediante el operador integro diferencial [12]. El objetivo fundamental de este método es encontrar un camino de maximización más corto mediante un proceso iterativo. El método comienza con un anillo integro diferencial (ver Fig. 36a), la idea básica es comenzar en un punto aleatorio  $p_0$  de la región considerada como iris. Luego es calculado el operador integro diferencial en la 8va vecindad de  $p_0$  y el de mayor cuantía es considerado el siguiente punto en la iteración. El proceso es iterativo (ver Fig. 36b) y parará cuando no encuentre ningún punto que supere el valor actual, y bueno en este caso se toma como centro este punto. A continuación para completar el proceso de segmentación se detectan los párpados. Primeramente son eliminadas las pestañas mediante la aplicación de un filtro horizontal de 1 dimensión [55]. Seguidamente se aplica un detector de bordes canny con el objetivo de resaltar los puntos pertenecientes a los párpados. Luego se aplica un modelo de curvatura de párpado con el objetivo de eliminar algunos ruidos provocados por la irregularidad de la forma de los párpados. Todo este proceso es mostrado en la Fig. 35. Finalmente se procede a la detección de pestañas y sombras, donde el algoritmo se apoya en un modelo de predicción estadístico basado en la umbralización [12, 54].



**Fig. 34.** (a) Imagen original, (b) Imagen después de eliminar reflexiones especulares, (c) Inicio de la clusterización, (d) Clusterización, (e) Definir semánticamente las diferentes partes [53].



**Fig. 35.** (a) Imagen original, (b) Aplicación del filtro en las pestañas, (c) Mapa de borde, (d, e) Modelo de curvatura, (f) Aplicación del modelo en el párpado [53].



**Fig. 36.** (a) Anillo integro diferencial, (b) Constelación integro diferencial [53].

En los experimentos se demostró que el algoritmo mantuvo buena precisión en la localización del iris, logrando un 99.2% de precisión. Además se logró en el algoritmo un 100% de convergencia en el óptimo

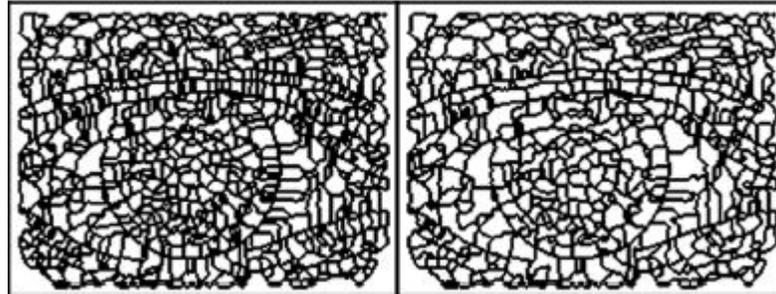
global [53]. Otra de las contribuciones es que el algoritmo demuestra su precisión en las bases de datos UBIRIS1 y UBIRIS2, presentando muy buenos resultados. Además fue el algoritmo que alcanzó el primer lugar en la competencia NICE y fue aprobado también en la base de datos NICE. Como desventaja se puede decir que este algoritmo es bastante complejo para la implementación, además puede llegar a ser bastante lenta su ejecución ya que requiere de muchos pasos para la segmentación.

En [56] se propone un método basado en aproximación circular basado en la transformación *watershed*. Este método se centra en mejorar un algoritmo clásico de segmentación: ajuste de círculo. El objetivo de este enfoque es identificar la zona de interés (ROI) en el ojo. La novedad y mejora de este algoritmo está en la precisión con que se detecta la zona pupilar y límica, ya que el ajuste de círculo tendrá delimitado la cantidad de círculos posibles para ambas fronteras del ojo. El algoritmo comienza centrándose en el pre procesamiento de la imagen. Primeramente realiza una corrección del nivel de color e iluminación en la imagen, con el objetivo de reducir las distorsiones locales en la imagen de ojo. Luego se reduce el tamaño de la imagen y es suavizada con el objetivo de eliminar ruidos y preservar los bordes de la imagen, seguidamente es calculado el gradiente de la imagen para resaltar los bordes e identificar la región mínima donde se aplicará la transformación *watershed*. La idea principal que sigue la transformación *watershed* es encontrar regiones mínimas en el gradiente de la imagen. Esta técnica posee dos enfoques la transformación *watershed* por inmersión o por distancia topograficial [57]. En este artículo se aplica la segunda técnica para encontrar las regiones mínimas. El primer paso de este enfoque es que a partir del gradiente de una imagen, esta es particionada, donde cada región es separada por líneas (ver Fig. 37(a)). Como se puede observar en la Fig. 37 el número de regiones particionadas es muy grande por lo que el proceso de segmentación se hace más complejo. En este artículo se sugiere reducir el número de regiones *watershed*, fusionando las regiones adyacentes que son similares en cuanto a color. Este procedimiento de fusión consiste en los siguientes pasos:

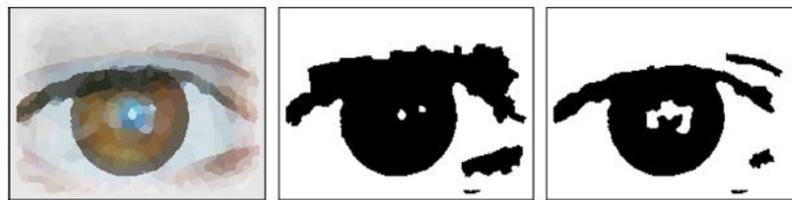
- Calcular el color promedio de la región  $R_i$  y de las regiones adyacentes ( $R_j$ ) a  $R_i$  que son similares en cuanto a color.
- Hallar distancia euclidiana de color desde  $R_i$  a cada  $R_j$ .
- Búsqueda de la menor distancia euclidiana de color.

La región  $R_j$  con menor distancia será la región que se fusionará con la región  $R_i$ . El objetivo de este procedimiento es simplificar las regiones mínimas y minimizar el proceso de segmentación. Esta reducción de regiones se refleja en la Fig. 37 (b).

Luego una vez aplicado la transformación *watershed* se aplica una binarización *watershed* con el objetivo de tener identificada la zona de interés (ROI), en este caso el iris. Para este proceso de binarización primeramente se obtienen en una nueva imagen las regiones de la imagen *watershed* con su color más representativo desde blanco y negro en un espacio RGB como se muestra en la Fig. 38 (a). Seguidamente es calculado el promedio de todas las regiones en blanco y negro; estos promedios son calculados para que funcionen como umbrales cuyo objetivo tienen delimitar la zona de interés (parte del iris) con color negro y el resto de las partes en color blanco Fig. 38(b). Finalmente después de realizarse todo el proceso de pre procesamiento de la imagen se procede a la etapa de segmentación del borde límico mediante la técnica de ajuste de círculo [58]. Esta técnica es aplicada directamente a la imagen con binarización *watershed*. Para el caso de la detección del borde pupilar se aplica el mismo pre procesamiento pero teniendo como referencia el borde límico ya detectado. El proceso de segmentación para el borde pupilar se aplica también mediante un ajuste de círculo directamente en la imagen con binarización *watershed* [56].



**Fig. 37.** (a) Transformación *watershed*, (b) Reducción de la transformación *watershed* [53].



**Fig. 38.** (a) Binarización *watershed* llevada a un espacio RGB, (b) Aplicación de umbrales para delimitar la región de interés [53].

### 3.1.4 Métodos basados en el análisis de reflexiones especulares

Estos métodos para completar su proceso de segmentación se basan en la existencia de reflexiones especulares. Un proceso de segmentación está completo cuando una vez detectadas ambas fronteras, se eliminan las pestañas, los párpados y las sombras. Los algoritmos bajo este criterio determinan una correcta o mala segmentación del iris, en dependencia de la presencia o no de reflexiones especulares. Los procedimientos en este enfoque son los siguientes:

- Detección de frontera pupilar y límbica del iris.
- Chequear condición de reflexiones especulares.
- Completar proceso de segmentación o aplicar técnicas para eliminar reflexiones especulares.

En [59] se propuso un algoritmo basado en el análisis de reflexiones especulares. Es necesario aclarar que a pesar de que en una parte de la metodología del algoritmo se utiliza un clasificador, no tiene por qué este enfoque pertenecer al conjunto de algoritmos basados en clasificadores, ya que el uso del clasificador en este algoritmo no define la segmentación, sino que es una alternativa que permite continuar o no con el algoritmo.

Este proceso de análisis permite clasificar las imágenes de ojos en casos buenos de detección y en casos malos de detección. La primera clasificación implica que el ojo se encuentra cerrado y por tanto la segmentación no es posible realizarla y en la segunda clasificación es cuando se puede realizar la extracción de la región del iris. El algoritmo comienza con la detección de las fronteras pupilar y del iris, el cual se apoyará en dos detectores de bordes circulares (CEDs) [60], estos detectores encontrarán ambos bordes maximizando dos valores integro diferenciales. Una vez detectados ambos bordes se localizarán los puntos de reflexiones especulares (SR<sup>2</sup>) tanto en la pupila como en el iris. Si el nivel gris de estos SR es mayor que 1 se continúa con el proceso de segmentación y se clasificaría en casos buenos de detección. En caso que no se cumpliera esta condición, se dudaría en que se está segmentando en una imagen de ojo o que el ojo puede estar cerrado, para este caso se utilizaría el clasificador Adaboost [61] [35] para detectar la zona de interés (ojo), una vez confirmado que se tiene una imagen de ojo se detectan las fronteras del iris con el mismo procedimiento anterior, se chequea nuevamente la condición de los SR, en caso de que

<sup>2</sup>Fantasmas de luces que se forman durante la captura de la imagen debido a la luz visible.

se cumpliera se sigue con el resto del procedimiento de segmentación, y en caso que no, se confirma que el ojo está cerrado. Este proceso de segmentación se detalla mejor en la Fig. 39. El resto del procedimiento de segmentación en caso de que se cumpliera la condición consiste en la siguiente metodología:

- Detectar párpados mediante una máscara de detección de párpados y la transformada de hough parabólica [62].

- Detectar pestañas mediante un kernel detector de pestañas [63].

- Aplicar segmentación de color para eliminar los SR en las regiones pupila e iris. Este enfoque sigue el siguiente procedimiento:

- Busca la zona que se encuentra refractada para extraerla (ver Fig. 40), para eso se buscan las posiciones iniciales ( $X_s, Y_s$ ) y finales ( $X_e, Y_e$ ) de la zona que se necesita capturar. Una vez extraída la zona, esta se separa en los tres canales RGB, como se muestra en la Fig. 41, luego se calcula el valor medio de cada canal, posteriormente es calculada la distancia entre el valor medio de cada canal y el valor de cada píxel de la región segmentada. Para el cálculo de la distancia se experimentaron tres tipos de cálculos, siendo la distancia del coseno [64] la más efectiva; ya que este método se basa en que si la distancia medida de un punto es mayor que un umbral que es seleccionado empíricamente, se considera que este punto no es un píxel del iris, de suceder lo contrario sería un píxel de la región del iris, y bueno de esta manera se van obteniendo los píxeles que están afectados por reflexiones especulares, para luego ser eliminados.

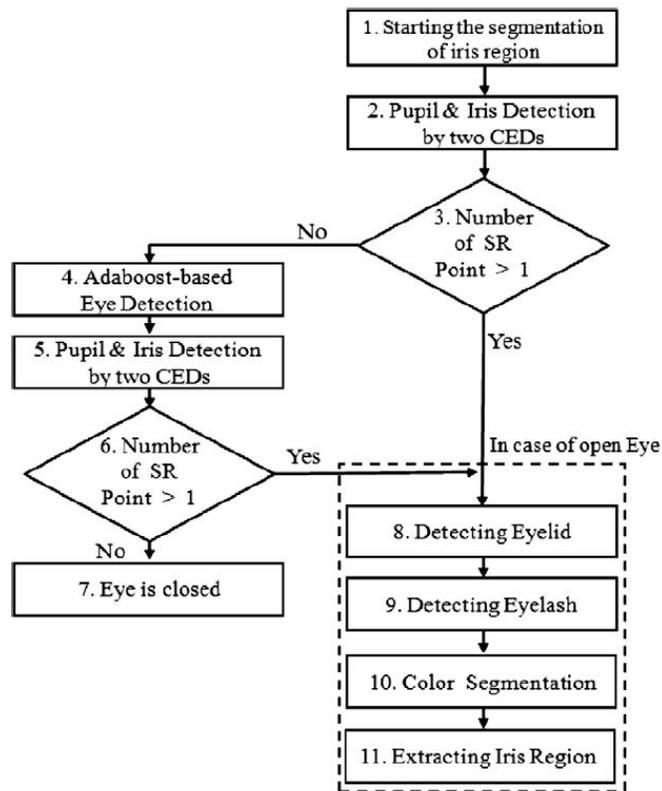
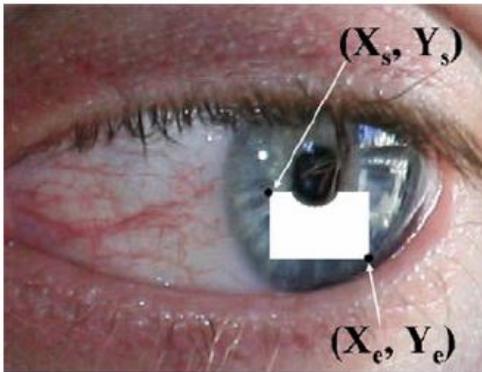
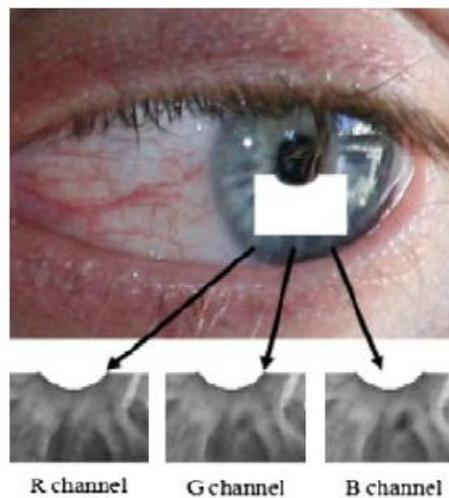


Fig. 39. Método propuesto de segmentación [59].



**Fig. 40.** Zona reflectada extraída [59].



**Fig. 41.** Zona extraída en los diferentes canales RGB [59].

Este método posee varias ventajas, una de ellas es en cuanto al clasificador, ya que el Adaboost es un clasificador con buen rendimiento en la clasificación y su velocidad de detección es rápida. Otra de las contribuciones del algoritmo es en cuanto a la técnica (segmentación a color) que utiliza para eliminar los SR, es una técnica rápida y sencilla, que se basa en el chequeo de una condición, además esta técnica pudiera ser extensible en cualquier algoritmo principalmente en los que se utilicen para la segmentación bajo espectro de luz visible, ya que en este tipo de segmentación las imágenes suelen tener más reflexiones. Como desventajas se pudiera decir que es en cuanto al tiempo de entrenamiento que demora el clasificador, lo cual hace que el algoritmo demore más en dar resultados.

### 3.2 Comparación de los métodos no basados en clasificadores

En este epígrafe se realiza una comparación de algunos de los métodos más importantes en la segmentación bajo el espectro de luz visible.

Los métodos mostrados en la Tabla 1, enfrentaron durante la segmentación problemas relacionados con la variación de iluminación, reflexiones especulares principalmente en la pupila (provocando que el borde pupilar no se diferencie), iris fuera de ángulo, ojos cerrados, imágenes borrosas, con gafas, oclusiones, entre otras. Estos factores hicieron que la medida de precisión sea cada vez más interesante

en los métodos de segmentación bajo el espectro de luz visible, siendo este un factor comparable entre ellos. Esta medida es analizada mediante la métrica  $(1-E) \%$  [19] (será explicada más adelante), que brinda el por ciento de precisión del algoritmo en la segmentación; mientras mayor sea este por ciento mayor será la calidad de la imagen segmentada. Otro de los aspectos en la comparación entre los algoritmos es el tipo de base de datos, este criterio es importante, ya que cada base de datos tiene sus características muy particulares en cuanto al nivel de ruido que pueden inducir las imágenes, en este caso una base de datos con características importantes es UBIRIS.v1, un valor alto en la precisión de un algoritmo en esta base de datos, sería un reto ganado. Lo mismo sucede con la cantidad de imágenes analizadas en cada base de datos, mientras mayor sea la cantidad de imágenes segmentadas mejor o peor podrá ser su precisión, todo depende de la metodología del algoritmo en la segmentación. Es importante saber que aquellos algoritmos que segmentan imágenes en dos sesiones (las sesiones se realizan con el objetivo de obtener en una primera sesión un conjunto de imágenes con disminución de ruido y en la segunda sesión se le realiza un aumento del ruido), minimizan el nivel de ruido en la primera sesión y en la segunda lo aumentan, por lo tanto un valor importante en la precisión sería el de la segunda sesión.

La precisión de los métodos de la tabla 1 es calculada de la siguiente manera:

$$1 - E . \quad (29)$$

Donde E es el error de segmentación. La forma en que se calcula E es lo que varía en cada método de segmentación; por ejemplo en el método basado en la optimización [19] el error (E) es la tasa de error de clasificación global y es calculada de la siguiente manera:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i . \quad (30)$$

Donde  $E_i$  es la diferencia entre la imagen de confianza (sería la imagen ideal, la que se espera) y la imagen de salida, N es el total de imágenes de entrada.

Para el caso del método basado en el clúster de 8 vecinos [53] E es el error de segmentación de la imagen de acuerdo a la proporción de píxeles que tenga la imagen, y es calculado de la siguiente manera:

$$E = \frac{1}{c \times r} \sum_{c'} \sum_{r'} O(c', r') \otimes C(r', c') . \quad (31)$$

Donde O es la imagen resultante por el algoritmo de segmentación y C es la imagen verdadera o sea sería la mejor segmentación.

En los métodos basados en el esquema contador de píxeles [45] y el acumulador circun-diferencial [50] el cálculo de E va a depender del FAR (error de falsos aceptados), FRR (error de falsos rechazados) y el EER (tasa de error de igualdad) el cual se define como el error en el punto en el que se igualan FAR y FRR, EER debe ser lo más mínimo posible para obtener un mejor resultado en la precisión. Para el resto de los métodos [22] [28] no se explica la forma en que se calcula E, ya que esta información no es mostrada en los artículos de los respectivos métodos.

En la Tabla 1 se puede ver un resumen de algunos de los métodos descritos en el epígrafe anterior con buenos resultados en cuanto a precisión.

**Tabla 1.** Comparación de algunos métodos no basados en clasificadores.

Método	Tipo de método	Base de Datos	Cantidad de sesiones	Cantidad de muestras	(1-E)%
Optimización[19]	Detección global	UBIRIS.v1	2	1214 662	97,92 96,95
Geométrico[22]	Detección local	UBIRIS.v1 CASIA.v1	1 1	1205 16213	92,46 91,97
Daugman mejorado[28]	Detección global	UBIRIS.v1	2	1214 662	99,67 99,35
Wildes mejorado[28]	Detección global	UBIRIS.v1	2	1214 662	99,42 98,53
Esquema contador de píxeles [45]	Aproximación circular	UBIRIS.v1 CASIA-Iris-Interval	1 1	1877 249	99,6 99,40
Acumulador Circun – diferencial [50]	Aproximación circular	UBIRIS.v1.0 CASIA-Iris-Lamp MMU.v2.0	1 1 1	1205 600 995	99,86 99,42 97,34
Clúster de 8 vecinos[53]	Aproximación circular	UBIRIS.v2 UBIRIS.v1	1 2 1	2377 2377	99,2 100 99,4

Después del análisis realizado en la Tabla 1 se arribaron a las siguientes conclusiones:

-El algoritmo basado en clúster de 8 vecinos [53] supera al resto de los métodos basados en los diferentes criterios, en cuanto al tipo de base de datos. Ya que este algoritmo es el único que tuvo resultados experimentales en la base de datos UBIRIS.v2 y con muy buenos resultados en cuanto a la precisión.

- Después del algoritmo basado en el clúster de 8 vecinos [53], los métodos esquema contador de píxeles [45] y acumulador circun-diferencial [50] basados en la detección global y en la aproximación circular son los métodos que mejor comportamiento tuvieron de acuerdo a la métrica de precisión, a pesar de que trabajaron con la base de datos UBIRIS.v1.

-Dentro de los métodos basados en la detección global el que mejor comportamiento obtuvo en cuanto a precisión y en cuanto a un nivel de ruido fue el método basado en el clúster de ocho vecinos [53].

-Los métodos basados en la detección global superan a los métodos de detección local, en cuanto a precisión y capacidad de lidiar con diferentes niveles de ruido.

-Los métodos de detección local superan a los basados en detección global en cuanto a la capacidad de segmentar en ambos espectros (bajo luz infrarroja y espectro de luz visible).

### 3.3 Métodos basados en clasificadores

Los métodos de reconocimiento de patrones necesitan diversas etapas para poder concretar su proceso de reconocimiento. Estas etapas son: pre procesamiento y adquisición de datos, definición de características, selección, extracción de características y la clasificación [65].

En el caso de los métodos de reconocimiento de iris, algunos para completar su etapa de segmentación necesitan de la clasificación. Esta etapa radica en un proceso donde la tarea principal consiste en dividir el espacio de un conjunto de características en regiones de decisión asociadas a las clases, es decir consiste en determinar a qué subgrupo de un conjunto de patrones pertenece, tomando en cuenta sus características[65].

El proceso de clasificación se compone de tres fases [65]:

- La elección del modelo.
- Aprendizaje (entrenamiento del clasificador).
- Verificación de resultados.

Posteriormente se detallan algunos de los métodos que utilizan este enfoque.

#### 3.3.1 Métodos basados en el análisis de píxel a píxel

Estos tipos de métodos se basan en la extracción de píxeles de la imagen, con el objetivo de ser analizados en cuanto a componentes de color. El objetivo de la observación del componente de color no es más que encontrar una separabilidad entre la esclera y el iris. La mayoría de los métodos que se explicarán a continuación se basan en este criterio con el objetivo de extraer características tanto en el iris como en la esclera, para que luego sean detectados mediante el uso de clasificadores.

Uno de estos métodos fue propuesto por [66]. El mismo se divide en dos procesos: la clasificación y después de la clasificación. El primer proceso consiste en extraer características que hacen la representación de la esclera. Esto se logra extrayendo de cada píxel de la imagen los componentes de color vistos en la Fig. 42. El proceso de extracción se realiza de la siguiente manera:

$$\left\{ x_1, x_2, S_{(0,2,4)}^{\mu\sigma}, nb_{(0,2,4)}^{\mu\sigma}, d_{cr-cb(0,2,4)}^{\mu\sigma}, d_{rgb}(x_1, x_2), \mu_{rgb}(x_1, x_2) \right\}. \quad (32)$$

Donde:

S: denota la saturación.

nb: azul normalizado.

$d_{cr}$ : diferencia de croma rojo.

$d_{cb}$ : diferencia de croma azul.

$d_{rgb}$ : promedio de los colores RGB.

$x_1, x_2$ : son las coordenadas de las variables espaciales de la imagen.

Luego una vez que son obtenidas las características de color de la esclera mediante el análisis de cada píxel, se procede al proceso de clasificación para detectar la esclera. Luego estas características pasan a ser características del iris ya que van a permitir delimitar la zona de interés (el iris). La esclera clasificada es utilizada para producir 4 proporciones de mapas de esclera con dirección al norte, sur, este y oeste (ver Fig. 43). Estas proporciones de mapas de esclera son responsables de delimitar la región del iris [67].

Seguidamente se extraen características que hacen la representación del iris, esto es logrado mediante el entrenamiento de un clasificador y explotando los momentos de Zernike [68], ya que estos se encargan de detectar la forma circular y están dados de la siguiente manera:

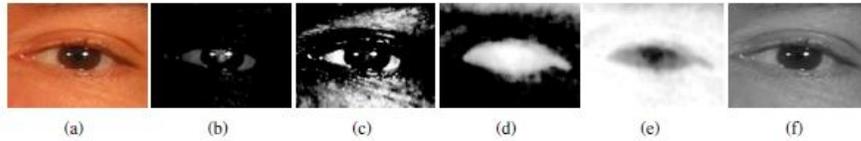
$$Z_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \sum_{x_1} \sum_{x_2} f(x_1, x_2) [V_{mn}(x_1, x_2)] * d_{x_1} d_{x_2} . \quad (33)$$

Donde:

m y n indican el orden y la dependencia angular de los momentos de Zernike.

$f(x_1, x_2)$  es la región sub-imagen o región local que está procesando.

$V_{mn}$  es el polinomio de Zernike.

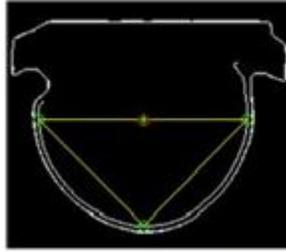


**Fig. 42.** (a) imagen original, (b) la saturación, (c) azul normalizada, (d) diferencia de CRCB, (e) diferencia de RGB, (f) media de RGB [66].

Los clasificadores que se utilizan para clasificar las características del iris y la esclerótica son el clasificador FFN (Fletcher-Reeves) y el clasificador SVM (máquina de soporte vectorial) respectivamente [19, 69].

La segunda etapa del algoritmo consiste en la localización del iris, refinar los bordes del iris, localizar los párpados, eliminar las reflexiones, enmascarar la pupila y eliminar las pestañas y las sombras.

Para la localización del iris se ha desarrollado un enfoque simple pero eficaz para localizar automáticamente el centro del iris hallando el circuncentro de un triángulo formado por tres puntos de control. Los tres puntos de control se extraen de un mapa de bordes combinado, que es el resultado de la suma de dos mapas de bordes generados a partir de la clasificación de una máscara de iris y la correspondiente escala de grises. Los tres puntos de control son elegidos teniendo en cuenta los puntos bordes en dirección horizontal y vertical desde el centro (ver Fig. 43). El objetivo de este método es aproximar lo más posible el centro del iris. Primeramente se obtiene el centro de iris inicial ( $C_{x1}$   $C_{x2}$ ) de la máscara binaria segmentada. Luego se extraen tres puntos de control del mapa de borde combinado que prácticamente forman un triángulo, luego se calcula el circuncentro del triángulo ( $C_{x1}$   $C_{x2}$ ) y se actualiza con el nuevo valor. El proceso es iterativo hasta que ( $C_{x1}$   $C_{x2}$ ) converge o se cumplan los criterios de parada predefinidos. El circuncentro convergente proporciona las pistas del centro del iris ( $C'_{x1}$   $C'_{x2}$ ) y el radio r desde el centro hasta el límite. En la Fig. 43 el (\*) indica el centro del iris inicial ( $C_{x1}$   $C_{x2}$ ), lo verde (0) indica los tres puntos de control y la roja (0) denota el circuncentro calculado [66].

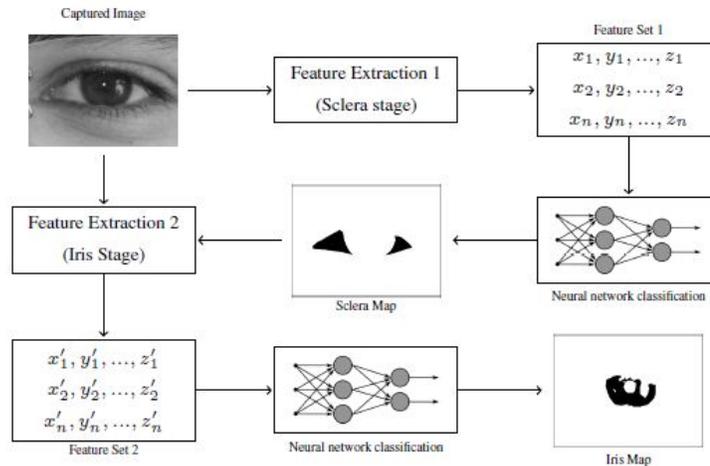


**Fig. 43.** Localización del centro del iris utilizando tres puntos de control [66].

Posteriormente los bordes del iris son refinados utilizando un ajuste de curva polinomial de grado 3. Luego los párpados son localizados mediante la aplicación de un detector de bordes Canny y un ajuste de curva polinomial de grado 2. Las reflexiones, la pupila, las pestañas y la sombra son eliminadas mediante la aplicación de un umbral adaptativo y la transformación de un histograma de intensidad [66].

Este método posee diferentes desventajas, una de ellas es que el clasificador FFN puede caer en problemas relacionados con mínimos locales [66], lo cual puede dificultar su proceso de entrenamiento. Otra de las desventajas está relacionada con el alto tiempo computacional debido al entrenamiento de ambos clasificadores. Además la técnica que utiliza para localizar el centro del iris, a pesar de ser fácil de usar, pudiera hacer lento el algoritmo al ser iterativa, una mejora a este método pudiera ser cambiar esta técnica por una más rápida. Como ventaja de este método se puede reflejar en cuanto al uso de los componentes de color, este es un enfoque sencillo y preciso, que refleja características discriminantes que determinan ciertas partes del ojo, como el iris, además permite que el método sea más rápido durante su entrenamiento.

En [70] se propuso otro método basado en las mismas características. El método comienza con la extracción de características de la esclera y luego el iris. Finalmente el método utiliza un clasificador para el entrenamiento de la esclera y el iris. El método se explica detalladamente en la Fig. 44.



**Fig. 44.** Diagrama del proceso de segmentación del método propuesto [70].

Para la detección de la esclera se seleccionaron un conjunto de características con 11 componentes. Para cada píxel de la imagen se extrae [70]:

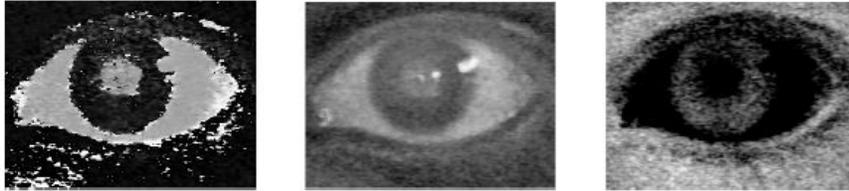
$$\{x, y, h_{0,3,7}^{\mu,\sigma}(x, y), u_{0,3,7}^{\mu,\sigma}(x, y), cr_{0,3,7}^{\mu,\sigma}(x, y)\}. \quad (34)$$

Donde:

$x, y$ : denota la posición del píxel.

$h(.,.)$ ,  $u(.,.)$  y  $cr(.,.)$  denotan regiones de la hue, de la crominancia y los componentes del croma de la imagen roja respectivamente. Los subíndices denotan los valores de los radios de las respectivas regiones.

Los componentes de color utilizados en cada píxel fueron seleccionados empíricamente, basados en observaciones discriminantes entre la esclera y los datos restantes. Estos componentes se muestran en Fig. 45.

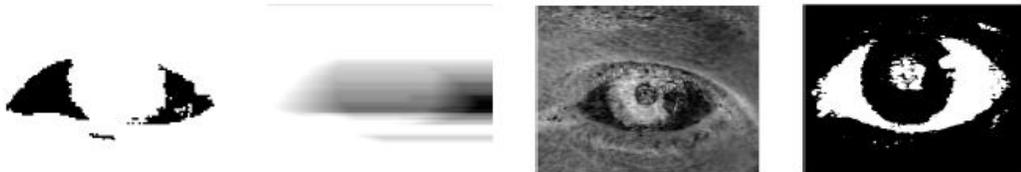


**Fig. 45.** (a) componente de tonalidad, (b) componente de crominancia, (c) componente croma de color rojo [70].

La detección del iris también se basa en componentes de color, sólo que se lleva a cabo también la información de la esclera obtenida en el paso anterior. El objetivo de esta etapa es utilizar componentes de diversos espacios de colores que maximicen la separabilidad entre la esclera y el iris. Para cada píxel de la imagen fue extraído:

$$\{x, y, S_{0,3,7}^{\mu,\sigma}(x, y), u_{0,3,7}^{\mu,\sigma}(x, y), sc \leftarrow, \rightarrow, \uparrow, \downarrow(x, y), \} \quad (35)$$

Dentro de las características del píxel, además de los colores (ver Fig. 46c y Fig. 46d) se denota un mapa de características ( $sc(\dots)$ ) que mide la proporción de píxeles pertenecientes a la esclera en las direcciones izquierda, derecha, superior e inferior con respecto al píxel de referencia  $(x,y)$  (ver Fig. 46(a) y Fig. 46(b)). Este mapa es importante para proporcionar información relevante sobre la localización relativa entre el iris y la esclerótica. Para más detalles de esta etapa ver Fig. 46.



**Fig. 46.** (a) Salida de la esclera en la etapa de detección, (b) Mapa de la esclera, (c) Componente de saturación, (d) Componente de crominancia de color [70].

Una vez que son extraídas las características tanto del iris como en la esclera se procede a la clasificación. Para este proceso de clasificación se utilizaron redes neuronales, ya que son modelos de clasificación extremadamente rápidos, precisos y robustos. Además de que permiten realizar el reconocimiento del iris en espacios complejos, proporcionando una buena capacidad de generalización y por lo general sin necesidad de umbrales parametrizados por el usuario [70].

La elección de la clasificación con redes neuronales se justifica por tres cuestiones: capacidad del modelo, complejidad de la muestra y complejidad computacional. En primer lugar respecto a la capacidad del modelo, es conocido que este tipo de redes puede formar fronteras arbitrarias en decisiones complejas. También son aceptados los modelos de clasificación como alto rendimiento, cuando no son afectados por el tamaño de los datos de entrenamiento. Finalmente con respecto a la complejidad de la muestra, el uso del algoritmo de aprendizaje de la propagación hacia atrás (*backpropagation*) propicia buenas

capacidades de generalización utilizando un conjunto pequeño de imágenes en las etapas de aprendizaje. Para obtener precisión en la segmentación con el método propuesto se deben tener en cuenta varios parámetros como por ejemplo: el uso del algoritmo de aprendizaje, la topología de red y la cantidad de datos.

Este método presenta varias ventajas debido al tipo de clasificador y las capacidades que presenta, explicadas anteriormente. Otra de las ventajas es que puede aplicarse en tiempo real, ya que las características pueden extraerse de un solo escaneo de la imagen. Como desventaja se tiene el costo del tiempo computacional, debido a la demora del entrenamiento y los errores que se pueden cometer durante el mismo.

Este método fue mejorado por [67]. Su mejora se basa en que una vez pasada la etapa de clasificación se procede a parametrizar el borde del iris pupilar y la esclerótica. El método comienza con la localización del centro del iris y utiliza este como un punto de referencia para transformar el borde del iris a un sistema de coordenadas polares, luego se aplica un enfoque de regresión polinomial con el objetivo de buscar los contornos de ambas fronteras, seguidamente se transforma el sistema de coordenadas polares a cartesianas obteniendo la forma segmentada del iris ya parametrizado en ambos límites. Este proceso se muestra en la Fig. 47.

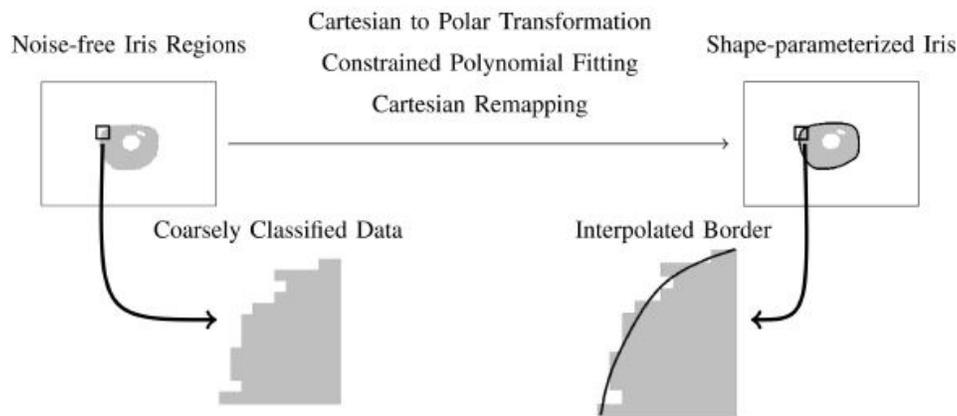


Fig. 47. Forma de parametrización [67].

La ventaja principal que se pudo percibir con la mejora del algoritmo, es en cuanto a precisión. Se logró fortalecer la precisión de la segmentación en una imagen de iris.

### 3.4 Comparación de los métodos basados en clasificadores

Los algoritmos basados en el análisis de píxel a píxel, son comparados de acuerdo a varios criterios. Estos criterios son: el tipo de base de datos, para medir las condiciones de ruido bajo las cuales el algoritmo se enfrentó para realizar el proceso de segmentación, el Clasificador, la cantidad de muestras de esclera e iris a entrenar, mientras mayor sea la cantidad de muestras mayor será el tiempo computacional del clasificador para entrenar. Otro de los criterios a analizar fue el error de clasificación que tendrá el clasificador ( $E$ ), este error es un número decimal y mientras más pequeño sea su valor mucho mejor para definir la precisión del algoritmo.

Para el caso del método basado en la clasificación y post-clasificación [66],  $E$  es el error de segmentación y brinda la diferencia de píxeles entre la máscara segmentada y las correspondientes máscaras de grupos (esclera e iris). Este tipo de evaluación fue tomada de la competencia de la NICE.I [71].

Para el caso del método basado en los componentes de color [70], E es el promedio de error obtenido en las clasificaciones de la esclera y el iris.

En ambos métodos [66] [70] no se explica la forma en que se calculan los errores (E). En la siguiente Tabla 2 se muestra una comparación de los métodos basados en el análisis de píxel a píxel, de acuerdo a varios criterios analizados anteriormente.

**Tabla 2.** Comparación de los métodos basados en clasificadores.

Método	Base de datos	Clasificador	Cantidad de muestras esclera	Cantidad de muestras Iris	(E) (esclera)	(E) (Iris)
Clasificación y post-clasificación [66]	UBIRIS.v2	SVM, FFN	30	35	4.99	3.75
Componentes de color [70]	UBIRIS.v2	Fletcher-Reeves [15]	500	500	0.029	0.021
		Powel-Beale[16]	500	500	0.029	0.022
		Broyden et al.[17]	500	500	0.031	0.023
		One-secant [18]	500	500	0.034	0.031

Después de analizada la Tabla 2 se arribó a la siguiente conclusión:

-El método basado en componentes de color fue el algoritmo que menos error tuvo durante la clasificación, siendo su mejor entrenamiento en el iris. Además fue el método que mayor cantidad de muestras pudo entrenar.

## 4 Descripción de las colecciones de datos

En esta sección se realiza una descripción de las bases de datos más importantes, donde sus imágenes fueron capturadas bajo el espectro de luz visible.

-DB-UBIRIS.v1: Base de datos UBIRIS [72] (DB-UBIRIS v1) creada por el laboratorio SOCIA (Software de computación y grupo de análisis de imagen) del departamento de ciencias de la computación de la universidad de Beira interior, Portugal [5] (Proenca y Alexandre, 2005). Esta base de datos fue presentada en 2 versiones.

-UBIRIS.v1 se compone de 1877 imágenes recogidas de 241 personas en dos distintas sesiones. Esta base de datos incorpora imágenes con varios factores de ruido, simulando adquisición de imágenes en ambientes menos restringidos. Desde septiembre del 2005, esta base de datos ha sido libremente descargada por más de 500 personas e instituciones de más de 70 países diferentes. Donde sus datos constituyen la base para un gran número de obras académicas, de investigación y con fines comerciales.

-DB-UBIRIS.v2: Base de datos [73] (DB-UBIRIS v2) es la segunda versión de la base de datos UBIRIS. Esta base de datos tiene significativamente más imágenes con factores de ruido en comparación con UBIRIS.v1.

-DB-UPOL: [74](DB-UPOL) [75] (Machala y Machala, 2004). La base de datos UPOL fue construida dentro de la universidad Palacky de Olomouc, República Checa. Sus imágenes tienen la singularidad de ser capturadas a través de un marco de optometría, y debido a esto las imágenes son de alta calidad y adecuadas para la evaluación del reconocimiento del iris en ambientes completamente libres de ruido. La base de datos contiene 384 imágenes (de cada ojo) de 64 personas. Sus imágenes presentan una máxima homogeneidad y la segmentación es facilitada por un círculo oscuro que rodea la región correspondiente al iris. Estas características hacen que esta base de datos sea menos apropiada para el reconocimiento del iris en condiciones no cooperativas.

## 5 Conclusiones

En este reporte se ha realizado un estudio del estado del arte de los métodos de segmentación de iris en imágenes capturadas bajo el espectro de luz visible. El proceso de segmentación de iris es una de las etapas más importantes en los sistemas de reconocimiento de iris. Una incorrecta segmentación del iris implicaría un error grave en el reconocimiento final. En ambientes menos controlados la adquisición de la imagen a segmentar puede ser capturada a distancia, en movimiento y bajo la luz visible, las imágenes bajo la luz visible pueden degradarse debido a variaciones de iluminación, oclusiones severas, reflexiones especulares, entre otros. El motivo principal que ha fundamentado el estudio de los métodos de segmentación bajo el espectro de luz visible está relacionado con el uso de cámaras comerciales de baja a media resolución que captan imágenes en el espectro visible. Este tema está muy difundido en las aplicaciones de la video protección por su relativamente bajo costo en el mercado lo que ha posibilitado su uso masivo a diferencia de las cámaras térmicas e infrarrojas cuyo costo es más elevado, por ende como el resto de las aplicaciones biométricas, las aplicaciones del reconocimiento biométrico del iris tienden en la actualidad a adaptarse al uso de cámaras que captan imágenes RGB en el espectro visible en ambientes poco controlados. Es por esto la necesidad del estudio de métodos que faciliten el proceso de segmentación bajo estas condiciones.

Una serie de algoritmos de segmentación de iris se discutieron en este reporte. Después de esta discusión se llegaron a varias ideas, (a) muchos han sido los esfuerzos de los investigadores en mejorar el proceso de segmentación en imágenes capturadas bajo el espectro de luz visible, (b) se ha convertido como un problema de los algoritmos el orden en que se detectan los bordes (pupilar y límbico) ya que la luz visible hace que el borde pupilar no sea distinguible, (c) la precisión es el gran desafío entre estos algoritmos, ya que dependerá de la calidad de la imagen, mientras más degradada se encuentre la imagen, más empeño tendrá el algoritmo en su metodología para lograr una correcta segmentación (c) Una correcta segmentación dependerá del pre procesamiento que se realizará a la imagen, (d) La longitud de onda visible es menos riesgoso para el ojo humano que con el espectro infrarrojo.

De manera adicional, se presentan algunas líneas de investigación relacionadas con los problemas abiertos del estudio del arte:

- No existencia de métricas de calidad que permitan evaluar la imagen de iris (antes y después de segmentar) en cuanto a iluminación (iluminación pobre, reflexiones especulares), anatomía (nivel de oclusión: párpados y pestañas) y cooperación de usuario (fuera de ángulo, corrimiento, gafas, lentes de contacto).

- No existencia de un algoritmo de segmentación que sea robusto a los cambios de iluminación, cambios de posición del iris y al cambio de longitud de onda en que fueron captadas las imágenes (espectro visible y luz infrarroja).

- No existencia de un algoritmo que permita obtener un consenso entre los diferentes resultados que ofrecen diferentes algoritmos de segmentación sobre la imagen de un mismo iris.

- No existencia de métodos de segmentación que logren resultados capaces de lidiar con imágenes capturadas por diferentes tipos de sensores en cuanto a resolución y longitud de onda.

## Referencias bibliográficas

1. Labati, R.D., et al., *Iris segmentation: state of the art and innovative methods*, in *Cross Disciplinary Biometric Systems*2012, Springer. p. 151-182.
2. *Global Iris Recognition Market 2015-2019*. March 04, 2015 Available from: <http://www.technavio.com/report/global-iris-recognition-market-2015-2019>.
3. Daugman, J., *Results from 200 billion iris cross-comparisons*. University of Cambridge Technical Report UCAM-CL-TR-635, 2005.
4. Liu-Jimenez, J., R. Sanchez-Reillo, and B. Fernandez-Saavedra, *Iris biometrics for embedded systems*. Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, IEEE Transactions on, 2011. **19**(2): p. 274-282.
5. Proença, H. and L.A. Alexandre, *UBIRIS: A noisy iris image database*, in *Image Analysis and Processing-ICIAP 2005*2005, Springer. p. 970-977.
6. F-04G, A.N. *El primer móvil con reconocimiento de iris*. Available from: <http://www.20minutos.es/noticia/2462287/0/primer-movil/reconocimiento-ojo-iris/seguridad/>.
7. softonic. *Reconocimiento iris:android*. Available from: <http://www.softonic.com/s/reconocimiento-iris:android>.
8. Meredith, P. and T. Sarna, *The physical and chemical properties of eumelanin*. Pigment Cell Research, 2006. **19**(6): p. 572-594.
9. Burge, M.J. and K.W. Bowyer, *Handbook of iris recognition*2013: Springer.
10. Bowyer, K.W., K. Hollingsworth, and P.J. Flynn, *Image understanding for iris biometrics: A survey*. Computer vision and image understanding, 2008. **110**(2): p. 281-307.
11. He, Z., et al., *Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics*. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2009. **31**(9): p. 1670-1684.
12. Daugman, J., *How iris recognition works*. Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, 2004. **14**(1): p. 21-30.
13. Ma, L., et al., *Efficient iris recognition by characterizing key local variations*. Image Processing, IEEE Transactions on, 2004. **13**(6): p. 739-750.
14. Jain, A.K. and S.Z. Li, *Encyclopedia of Biometrics: I-Z*. Vol. 1. 2009: Springer.
15. Daugman, J.G., *High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 1993. **15**(11): p. 1148-1161.
16. Wildes, R.P., *Iris recognition: an emerging biometric technology*. 1997: p. 1348-1363.
17. Proença, H. and L.A. Alexandre. *Iris segmentation methodology for non-cooperative recognition*. in *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings-*. 2006. IET.
18. Sung, E., et al. *Towards non-cooperative iris recognition systems*. in *Control, Automation, Robotics and Vision, 2002. ICARCV 2002. 7th International Conference on*. 2002. IEEE.
19. Radman, A., K. Jumari, and N. Zainal, *Iris Segmentation in Visible Wavelength Images using Circular Gabor Filters and Optimization*. Arabian Journal for Science and Engineering, 2014. **39**(4): p. 3039-3049.
20. Dagman, J. *Tutorial, International Conference on Biometrics*. 29 March 2012; Available from: <http://icb12.iiitd.ac.in/IrisRecognition-ICB2012.pdf>.
21. González, Y.S., J.L.G. Rodríguez, and E.G. Llano, *Iris Segmentation Methods and Current Challenges: State of the Art*, 2013, CNATAV: [www.cenatav.co.cu](http://www.cenatav.co.cu).
22. Radu, P., et al. *A Versatile Iris Segmentation Algorithm*. in *BIOSIG*. 2011.
23. Luengo-Oroz, M.A., E. Faure, and J. Angulo, *Robust iris segmentation on uncalibrated noisy images using mathematical morphology*. Image and vision computing, 2010. **28**(2): p. 278-284.
24. Vincent, L., *Minimal path algorithms for the robust detection of linear features in gray images*. Computational Imaging and Vision, 1998. **12**: p. 331-338.
25. Sankowski, W., et al., *Reliable algorithm for iris segmentation in eye image*. Image and vision computing, 2010. **28**(2): p. 231-237.
26. Rossant, F., et al. *Iris identification and robustness evaluation of a wavelet packets based algorithm*. in *Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on*. 2005. IEEE.
27. Sankowski, W., et al. *Iris Finder-Program for reliable iris localization in images taken under visible light*. in *XI Conference" Medical Informatics & Technologies*. 2006.
28. Radman, A., K. Jumari, and N. Zainal, *Iris segmentation in visible wavelength environment*. Procedia Engineering, 2012. **41**: p. 743-748.

29. Levin, A., D. Lischinski, and Y. Weiss, *Colorization using optimization*. ACM Trans. Graph., 2004. **23**(3): p. 689-694.
30. Dennis, J.E. and R.B. Schnabel, *Numerical methods for unconstrained optimization and nonlinear equations, 1983*. Reprinted as Classics in Applied Mathematics, 1996. **16**.
31. Daugman, J. *High confidence recognition of persons by iris patterns*. in *Security Technology, 2001 IEEE 35th International Carnahan Conference on*. 2001. IEEE.
32. Masek, L. and P. Kovesi, *Matlab source code for a biometric identification system based on iris patterns*. The School of Computer Science and Software Engineering, The University of Western Australia, 2003. **2**(4).
33. Shah, S. and A. Ross, *Iris segmentation using geodesic active contours*. Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, 2009. **4**(4): p. 824-836.
34. De Almeida, P., *A knowledge-based approach to the iris segmentation problem*. Image and vision computing, 2010. **28**(2): p. 238-245.
35. P. Viola, M.J.J. *Robust real-time face detection*, *Int. J. Comput. Vis.* 57. 2004. pp.137–154.
36. Labati, R.D. and F. Scotti, *Noisy iris segmentation with boundary regularization and reflections removal*. Image and vision computing, 2010. **28**(2): p. 270-277.
37. He, X. and P. Shi, *A new segmentation approach for iris recognition based on hand-held capture device*. Pattern Recognition, 2007. **40**(4): p. 1326-1333.
38. Boles, W.W. and B. Boashash, *A human identification technique using images of the iris and wavelet transform*. IEEE transactions on signal processing, 1998. **46**(4): p. 1185-1188.
39. Park, W. and G.S. Chirikjian, *Interconversion between truncated cartesian and polar expansions of images*. Image Processing, IEEE Transactions on, 2007. **16**(8): p. 1946-1955.
40. Daugman, J., *New methods in iris recognition*. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, 2007. **37**(5): p. 1167-1175.
41. Huang, J., et al. *Noise removal and inpainting model for iris image*. in *Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on*. 2004. IEEE.
42. Heijmans, H.J., *Composing morphological filters*. Image Processing, IEEE Transactions on, 1997. **6**(5): p. 713-723.
43. Larsen, R. *Estimation of Centers and Stagnation points in optical flow fields*. in *Proceedings of the 6th Dansk Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (DANKOMB, DSAGM yearly meeting), Aug. 1997*.
44. Yasiel Sánchez González, J.L.G.R., Eduardo Garea Llano, *Iris Segmentation Methods and Current Challenges: State of the Art*, 2013, CENATAV. p. 1-38.
45. Jan, F., I. Usman, and S.A. Khan, *Robust iris biometric system for visible wavelength data*. Chinese Optics Letters, 2013. **11**(8): p. 081501.
46. Chang, F., et al. *A document analysis and recognition system*. in *Document Analysis and Recognition, 1997., Proceedings of the Fourth International Conference on*. 1997. IEEE.
47. Jan, F, U.I.y.A.S., *Digital Signal Process.*22. 2012: p. 971.
48. Mathworks. March 19,2013; Available from: <http://www.mathworks.com/>.
49. Canny, J. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel.PAMI-8*. 1986. 679.
50. Jan, F. and I. Usman, *Iris segmentation for visible wavelength and near infrared eye images*. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014. **125**(16): p. 4274-4282.
51. Stretchlim. (accessed 22.08.13). Available from: <http://www.mathworks.com/help/toolbox/images/ref/stretchlim.html>.
52. R.C.Gonzalez, R.E.W., *Digital Image Processing,seconded.PrenticeHall,Upper Saddle River,New Jersey*, 2001. p. pp.07458.
53. Tan, T., Z. He, and Z. Sun, *Efficient and robust segmentation of noisy iris images for non-cooperative iris recognition*. Image and vision computing, 2010. **28**(2): p. 223-230.
54. Tejedor Gómez, J., *Análisis comparativo de algoritmos en segmentación de iris*. 2009.
55. He, Z., et al. *Robust eyelid, eyelash and shadow localization for iris recognition*. in *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*. 2008. IEEE.
56. Maria Fruccia, et al. *WIRE: Watershed based iris recognition*. 28 August 2015; Available from: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320315003052>.
57. Roerdink, J.B. and A. Meijster, *The watershed transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies*. Fundam. Inform., 2000. **41**(1-2): p. 187-228.

58. Taubin, G., *Estimation of planar curves, surfaces, and nonplanar space curves defined by implicit equations with applications to edge and range image segmentation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1991(11): p. 1115-1138.
59. Jeong, D.S., et al., *A new iris segmentation method for non-ideal iris images*. Image and vision computing, 2010. **28**(2): p. 254-260.
60. Cho, D.-h., et al. *Pupil and iris localization for iris recognition in mobile phones*. in *Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing, 2006. SNPD 2006. Seventh ACIS International Conference on*. 2006. IEEE.
61. Friedman, J., T. Hastie, and R. Tibshirani, *Additive logistic regression: a statistical view of boosting (with discussion and a rejoinder by the authors)*. The annals of statistics, 2000. **28**(2): p. 337-407.
62. Jang, Y.K., B.J. Kang, and K.R. Park, *A study on eyelid localization considering image focus for iris recognition*. Pattern recognition letters, 2008. **29**(11): p. 1698-1704.
63. Kang, B.J. and K.R. Park, *A robust eyelash detection based on iris focus assessment*. Pattern recognition letters, 2007. **28**(13): p. 1630-1639.
64. Qian, G., et al. *Similarity between Euclidean and cosine angle distance for nearest neighbor queries*. in *Proceedings of the 2004 ACM symposium on Applied computing*. 2004. ACM.
65. TORRES JURADO, S.P. and J. GARCIA DIAZ, *CLASIFICACION DE PATRONES CON MEMORIAS ASOCIATIVAS BIDIRECCIONALES AB*, 2012.
66. Tan, C.-W. and A. Kumar. *Automated segmentation of iris images using visible wavelength face images*. in *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2011 IEEE Computer Society Conference on*. 2011. IEEE.
67. Proença, H., *Iris recognition: On the segmentation of degraded images acquired in the visible wavelength*. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2010. **32**(8): p. 1502-1516.
68. Shutler, J. "Complex Zernike moments,". 2002.
69. Chang, C.-C. and C.-J. Lin, *LIBSVM: a library for support vector machines*. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011. **2**(3): p. 27.
70. Proença, H., *Iris recognition: A method to segment visible wavelength iris images acquired on-the-move and at-a-distance*, in *Advances in Visual Computing 2008*, Springer. p. 731-742.
71. Proença, H. and L.A. Alexandre. *The NICE. I: Noisy iris challenge evaluation-part I*. in *Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2007. BTAS 2007. First IEEE International Conference on*. 2007. IEEE.
72. *SOCIA Lab, University of Beira Interior: UBIRIS.v1 Database.U*. Retrieved May 2012; Available from: <http://iris.di.ubi.pt/ubiris>.
73. *SOCIA Lab, University of Beira Interior: UBIRIS.v2 Database* Retrieved May 2012.
74. *Palacky University of Olomouc: Iris Database*. Retrieved May 2012.
75. Machala, D., and L. Machala, *Upol iris image database*. 2004.

RT\_080, febrero 2016

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2016

**Editor:** Lic. Lucía González Bayona

**Diseño de Portada:** Di. Alejandro Pérez Abraham

RNPS No. 2142

ISSN 2072-6287

**Indicaciones para los Autores:**

Seguir la plantilla que aparece en [www.cenatav.co.cu](http://www.cenatav.co.cu)

C E N A T A V

7ma. A No. 21406 e/214 y 216, Rpto. Siboney, Playa;

La Habana. Cuba. C.P. 12200

*Impreso en Cuba*

