

Valencia-Murillo, José F.; Poveda-Sendales, Daniel A.; Valencia-Vargas, Daniel F.
Evaluación del impacto del preprocesamiento de imágenes en la segmentación del iris
Tecno Lógicas, vol. 17, núm. 33, julio-diciembre, 2014, pp. 31-41
Instituto Tecnológico Metropolitano
Medellín, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=344233950004>



TecnoLógicas

Tecno Lógicas,
ISSN (Versión impresa): 0123-7799
tecnologicas@itm.edu.co
Instituto Tecnológico Metropolitano
Colombia



Evaluación del impacto del preprocesamiento de imágenes en la segmentación del iris

Evaluating the impact of image preprocessing on iris segmentation

José F. Valencia-Murillo¹, Daniel A. Poveda-Sendales² y
Daniel F. Valencia-Vargas³

Recibido: 24 de enero de 2014,

Aceptado: 2 de mayo de 2014

Cómo citar / How to cite

J. F. Valencia-Murillo, D. A. Poveda-Sendales y D. F. Valencia-Vargas,
“Evaluación del impacto del preprocesamiento de imágenes en la
segmentación del iris”, *Tecno Lógicas*, vol. 17, no. 33, pp. 31-41, 2014.

1 PhD. en Ingeniería Biomédica, Programa de Ingeniería Electrónica,
Facultad de Ingeniería, Universidad de San Buenaventura, Cali-
Colombia, jfvalenc@usbcali.edu.co

2 Estudiante de Ingeniería Electrónica, Programa de Ingeniería
Electrónica, Facultad de Ingeniería, Universidad de San
Buenaventura, Cali-Colombia, dap_88@live.com

3 Ing. Electrónico, Programa de Ingeniería Electrónica, Facultad de
Ingeniería, Universidad de San Buenaventura, Cali-Colombia,
dfvalencia1@usbcali.edu.co



Resumen

La segmentación del iris es una de las etapas más importantes en los sistemas de reconocimiento del iris. En este trabajo se aplican algoritmos de preprocesamiento de la imagen con el objetivo de evaluar su impacto en los porcentajes de segmentación exitosa del iris. Los algoritmos utilizados se basan en el ajuste del histograma, filtros Gaussianos y en la eliminación del reflejo espectral en imágenes del ojo humano. Se aplica el método de segmentación introducido por Masek a 199 imágenes tomadas bajo condiciones no controladas, pertenecientes a la base de datos CASIA-irisV3, antes y después de aplicar los algoritmos de preprocesamiento. Posteriormente se evalúa el impacto de los algoritmos de preprocesamiento en el porcentaje de segmentación exitosa del iris por medio de una inspección visual de las imágenes, para determinar si las circunferencias detectadas del iris y de la pupila corresponden adecuadamente con el iris y la pupila de la imagen real. El algoritmo que generó uno de los mayores incrementos de los porcentajes de segmentación exitosa (pasa de 59% a 73%) es aquel que combina la eliminación de reflejos especulares, seguido por la aplicación de un filtro Gaussiano con máscara 5x5. Los resultados obtenidos señalan la importancia de una etapa previa de preprocesamiento de la imagen como paso previo para garantizar una mayor efectividad en el proceso de detección de bordes y segmentación del iris.

Palabras clave

Algoritmos, biometría, imágenes del iris, preprocesamiento de imágenes, segmentación.

Abstract

Segmentation is one of the most important stages in iris recognition systems. In this paper, image preprocessing algorithms are applied in order to evaluate their impact on successful iris segmentation. The preprocessing algorithms are based on histogram adjustment, Gaussian filters and suppression of specular reflections in human eye images. The segmentation method introduced by Masek is applied on 199 images acquired under unconstrained conditions, belonging to the CASIA-irisV3 database, before and after applying the preprocessing algorithms. Then, the impact of image preprocessing algorithms on the percentage of successful iris segmentation is evaluated by means of a visual inspection of images in order to determine if circumferences of iris and pupil were detected correctly. An increase from 59% to 73% in percentage of successful iris segmentation is obtained with an algorithm that combine elimination of specular reflections, followed by the implementation of a Gaussian filter having a 5x5 kernel. The results highlight the importance of a preprocessing stage as a previous step in order to improve the performance during the edge detection and iris segmentation processes.

Keywords

Algorithms, biometric, iris images, image preprocessing, segmentation.

1. INTRODUCCIÓN

Entidades del sector público y privado vienen mostrado un creciente interés durante las últimas décadas en los sistemas biométricos aplicados en los procesos de identificación y verificación de personas [1], [2]. Actualmente se pueden encontrar sistemas de identificación basados en rasgos biométricos en las áreas de inmigración de los aeropuertos, accesos a cuentas bancarias, e incluso para acceder a los terminales de comunicación móvil. Una de las razones por la cual estos sistemas han generado un gran interés es la necesidad de evidenciar la presencia física de las personas, además de que no requieren disponer de códigos de acceso los cuales pueden llegar a ser prestados, olvidados o robados [3]. Entre los sistemas biométricos más comúnmente utilizados se encuentran aquellos que implementan técnicas basadas en el reconocimiento de patrones en la huella dactilar, el iris, el rostro, las venas de las manos, el ADN, la voz y la firma [2]. Particularmente, el reconocimiento de patrones en el iris es considerado una de las técnicas que presentan mayor precisión y fiabilidad en la identificación y reconocimiento de personas [1].

Los sistemas basados en el reconocimiento de patrones en el iris presentan un esquema general que incluye las siguientes etapas: adquisición de imagen, segmentación (detección de la región del iris en la imagen capturada), normalización de la imagen y codificación de las características del iris. En esta última etapa se busca crear una matriz de información propia del patrón del iris, con la cual posteriormente se comparará al usuario dentro de una base de datos específica [4]. La segmentación es una de las etapas más críticas en las tareas de reconocimiento del iris [3] debido a que un funcionamiento inadecuado en esta etapa ocasiona que la región segmentada no corresponda al iris, con lo cual se crea un patrón del iris erróneo y se pierdan características únicas de este, lo

que conlleva a que se genere una baja tasa de reconocimiento [4], [5]. La segmentación del iris se basa en limitar los bordes internos y externos del iris (eliminar la pupila y la esclerótica), así como en eliminar cualquier objeto que obstruya la imagen del iris, como por ejemplo los párpados superior e inferior, las pestañas y las sombras o reflejos en la imagen del iris [2].

Existen diferentes técnicas de segmentación, cada una con sus ventajas y desventajas entre las cuales se encuentran las que utilizan operadores integro diferencial, la transformada de Hough, y algoritmos de lógica difusa [2]. Por ejemplo, en [6] se utilizaron operadores integro-diferenciales con el fin de encontrar las regiones circulares del iris y la pupila. En [7] el iris se aisló utilizando histogramas y filtros gaussianos paso bajo, para posteriormente segmentarlo aplicando un procedimiento muy similar a la transformada generalizada de Hough. En [8] se implementó un método de estimación paramétrico para segmentar todos los componentes del ojo (pupila, párpados, iris), detectando los límites del iris con los valores de la distribución de intensidad de la imagen, la cual aparece como una mezcla de las tres distribuciones gaussianas (oscuro, intermedio y brillante). En [9] y [10] se utilizaron máquinas de soporte vectorial para segmentar el iris a partir de la detección de la pupila, la cual fue considerada como una parte más oscura que el iris.

Los problemas en la etapa de segmentación se originan principalmente debido a un bajo contraste entre la pupila y el iris, a reflejos especulares que pueden alterar el patrón de contenido en el iris o por otros factores que afecten la calidad de la imagen tales como la oclusión, el enfoque, el contraste y deformaciones angulares [4], [11]. Como paso previo a la segmentación, algunos autores utilizan una etapa de preprocesamiento de la imagen adquirida con el fin de mejorar, principalmente, el contraste de la imagen y resaltar los bordes de la misma. Es así como en [3], [12] se pro-

ponen aplicar un filtrado de la imagen del tipo Gaussiano, en [13] se sugiere realizar una ecualización local del histograma, en [5] se aplica una mejora de contraste basada en la normalización de los valores en la escala de grises para cada pixel y en [2], [5] y [12] se propone suprimir los reflejos especulares como mejora de la imagen y etapa previa a la segmentación, argumentando que estos reflejos son una de las causas de errores en sistemas de reconocimiento del iris.

Sin embargo, esta etapa previa de preprocesamiento no se incluye en la mayoría de las publicaciones relacionadas con reconocimiento del iris, y tampoco se evidencia un estudio que compare diferentes algoritmos de preprocesamiento de la imagen y su impacto en la etapa de segmentación en los sistemas de reconocimiento biométrico basados en el patrón del iris. Es importante mencionar que estas y otras técnicas de mejora de contraste en ocasiones son aplicadas después y no antes de la etapa de segmentación.

En el presente documento se aplican diferentes algoritmos de preprocesamiento de la imagen como paso previo a la segmentación del iris con el objetivo de evaluar su impacto en los porcentajes de segmentación exitosa del iris. Se han seleccionado cinco algoritmos de preprocesamiento considerando aquellos reportados anteriormente en la revisión del estado del arte. Concretamente, se realiza un ajuste de los valores de intensidad de la imagen, una ecualización del histograma sin o con contraste limitado adaptativamente, un enfoque de la imagen, y un filtrado tipo Gaussiano. Las imágenes analizadas pertenecen a la base de datos CASIA-irisV3 [14] y como algoritmo de segmentación se utiliza el propuesto en [15], el cual está basado en la detección de bordes utilizando el método de Canny, seguido por la detección de la circunferencia del iris y de la pupila utilizando la transformada de Hough.

2. METODOLOGÍA

Inicialmente, se evaluó el rendimiento del algoritmo de segmentación introducido por Masek [15], en cuanto a identificación de las circunferencias del iris y de la pupila en 199 imágenes de ojos pertenecientes a sujetos distintos, las cuales fueron tomadas bajo condiciones no controladas. Posteriormente, se aplicaron diferentes algoritmos de preprocesamiento de la imagen, como paso previo a la segmentación del iris, con el objetivo de evaluar su impacto en el rendimiento del algoritmo de segmentación introducido por Masek. Estos algoritmos se evaluaron antes y después de aplicar un algoritmo para eliminar los reflejos especulares en la imagen del ojo. La evaluación realizada sobre el impacto de los algoritmos de preprocesamiento en los resultados de segmentación del iris, es una evaluación basada en una inspección visual de las imágenes para determinar si las circunferencias detectadas del iris y de la pupila corresponden adecuadamente con el iris y la pupila de la imagen real. El diagrama de flujo de la metodología aplicada se observa en Fig. 1.

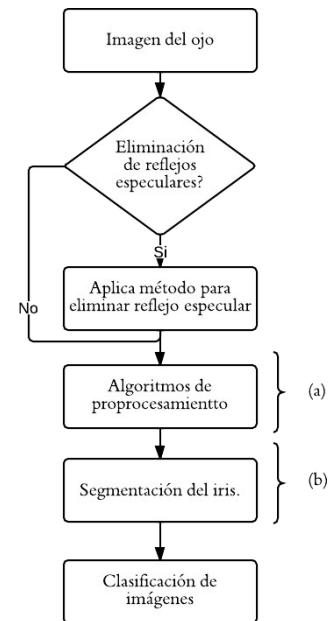


Fig. 1. Diagrama de flujo de la metodología aplicada.
Fuente: Autores

En la parte (a) se encuentran los algoritmos de preprocesamiento: ajuste de los valores de intensidad de la imagen, ecualización del histograma sin y con contraste limitado adaptativamente, enfoque de la imagen y filtro Gaussiano, y en la parte (b) la segmentación del iris aplicando detección de bordes con el método de Canny, y detección de circunferencias con la transformada circular de Hough. A continuación se describe la base de datos utilizada, así como el método de segmentación introducido por Masek y los algoritmos de preprocesamiento de la imagen incluidos en este trabajo.

2.1 Base de datos

Se analizaron 199 imágenes de ojos distintos tomadas de la base de datos CASIA-Iris-Lamp, la cual es una subdivisión de la base de datos CASIA-irisV3 [14]. A diferencia de las otras subdivisiones en las cuales las imágenes son adquiridas bajo condiciones controladas, las imágenes de CASIA-Iris-Lamp son tomadas por el mismo usuario, lo cual produce cambios de iluminación que generan deformación elástica de la pupila del iris, siendo el grupo de imágenes que mayor problema puede presentar en la etapa de segmentación. Estas imágenes son de 640x480 pixeles, en escala de grises de 8 bits y capturadas con cámaras de infrarrojo cercano. La base de datos contiene varias imágenes por cada ojo, diferenciando entre las imágenes del ojo derecho y del ojo izquierdo. En este trabajo se ha utilizado la primera imagen del ojo izquierdo de cada uno de los 199 individuos incluidos.

2.2 Método de segmentación

El método de segmentación introducido por Masek se basa en la detección de bordes del iris y de la pupila utilizando el método de Canny, para posteriormente determinar dos circunferencias, una para

los bordes exteriores del iris y otra para los bordes exteriores de la pupila, utilizando la transformada circular de Hough. El método de detección de bordes de Canny es en esencia un filtro basado en métodos de gradiente y utiliza como criterio la segunda derivada o el Laplaciano para la localización de bordes [16]. Debido a que la detección de bordes es susceptible al ruido presente en la imagen sin procesar, en el método de Canny la imagen original del ojo es primero suavizada mediante un filtro gaussiano. Luego, y considerando que el borde de una imagen puede apuntar en diferentes direcciones, se obtiene para cada punto de la imagen la magnitud y orientación del gradiente basado en (1)

$$G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Donde G es el gradiente de la imagen $f(x,y)$ en el punto (x,y) . G es un vector que apunta en la dirección de variación máxima de $f(x,y)$, con la magnitud y dirección dadas por (2) y (3):

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = |G_x| + |G_y| \quad (2)$$

$$\phi(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (3)$$

La transformada de Hough permite localizar formas paramétricas como líneas, círculos o elipses a partir de una distribución de puntos presentes en una imagen, caracterizándose por requerir la utilización de pocos parámetros [16]. Particularmente, en la detección de círculos interesa conocer las coordenadas del centro de la circunferencia (x_c, y_c) y el radio de la circunferencia (r), de acuerdo con (4):

$$x_c^2 + y_c^2 - r^2 = 0 \quad (4)$$

Para ello, la transformada circular de Hough determina los parámetros del círculo (centro y radio de la circunferencia) por medio de un procedimiento que asigna a cada punto perteneciente al mapa de bordes, una familia de circunferencias. Al final, por medio de un proceso de maximización se toma la circunferencia que contiene mayor número de puntos. Adicionalmente, Masek incluye en su método de segmentación la transformada lineal de Hough para detectar las occlusiones de los párpados y un método de umbralización para aislar las pestañas y los reflejos especulares. Para el objetivo planteado en este trabajo, esto último no es necesario debido a que solo interesa conocer las dos circunferencias que permiten seleccionar el iris y la pupila, de forma que de manera visual se pueda determinar si la segmentación del iris es correcta o no. En el algoritmo de segmentación se utilizaron los parámetros definidos por defecto en [4] los cuales fueron ajustados específicamente para la base de datos CASIA [14].

2.3 Algoritmos para ajuste de contraste

Se aplicaron cinco algoritmos distintos en la etapa de preprocesamiento de las imágenes de los ojos, estos fueron:

Ajuste de los valores de intensidad de la imagen (función imadjust de Matlab): este algoritmo permite mover el contraste de imágenes, ya sea para aumentarlo o reducirlo. La función $J = \text{imadjust}(I)$ de Matlab mapea los valores de intensidad de la imagen I a nuevos valores de intensidad en la imagen J de tal forma que a partir del 1% de los datos se satura para el límite inferior y superior de intensidades de la imagen I . El hecho de obviar los límites de la imagen I y considerar un porcentaje fijo permite mejorar el contraste [16].

Ecualización del histograma (función histeq de Matlab): este algoritmo incrementa el contraste de una imagen mediante la transformación de los niveles de intensidad de la imagen de tal forma que el

histograma de la imagen de salida se aproxime a un histograma específico marcado como referencia [16]. Para este trabajo se utilizó como referencia un histograma plano.

Ecualización del histograma con contraste limitado adaptativamente (función adapthisteq de Matlab): este algoritmo opera sobre pequeñas regiones de una imagen para ajustar la escala de grises, permitiendo que el histograma de salida de cada región coincida con una distribución plana. Para las fronteras entre regiones se usa una interpolación bilineal, con el fin de eliminar los bordes inducidos artificialmente [17].

Enfoque de la imagen (función imsharpen de Matlab): El enfoque o nitidez de la imagen corresponde con el contraste entre colores. Por lo tanto, un algoritmo de enfoque aumenta el contraste en los bordes donde concurren los diferentes colores o niveles de grises [16].

Filtro Gaussiano (función fspecial de Matlab): permite suavizar las regiones en donde los valores de intensidad son homogéneos sin diluir los bordes de la imagen. La función fspecial de Matlab permite la implementación del filtro Gaussiano según (5) y (6), el cual recibe como parámetros la desviación estándar (σ), y el tamaño de una matriz cuadrada (n_1, n_2) que define la máscara que implementa el filtro [16]. En la presente investigación se ha implementado este filtro con los valores por defecto de sigma 0,5 y máscaras de 3x3, 5x5 y 10x10.

$$h_g(n_1, n_2) = e^{-\left(\frac{n_1^2 + n_2^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (5)$$

$$h(n_1, n_2) = \frac{h_g(n_1, n_2)}{\sum_{n_1} \sum_{n_2} h_g} \quad (6)$$

2.4 Eliminación de reflejos especulares

El algoritmo implementado para eliminar los reflejos especulares es tomado de

[2]. Este algoritmo se basa en una binarización de la imagen del ojo utilizando un umbral T_b dado por (7), donde α_U y α_L representan el límite del nivel de gris más alto y más bajo, respectivamente. Estos niveles representan el valor a partir del cual se encuentra el 1% de todos los valores de gris.

$$T_b = \alpha_U - \alpha_L - 10 \quad (7)$$

La imagen binaria se obtiene aplicando (8), donde $I_{gris}(x,y)$ es la imagen original (Fig. 2a) en niveles de grises y $b(x,y)$ es la imagen binaria (Fig. 2b).

$$b(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I_{gris} < T_b \\ 0 & \text{si } I_{gris} \geq T_b \end{cases} \quad (8)$$

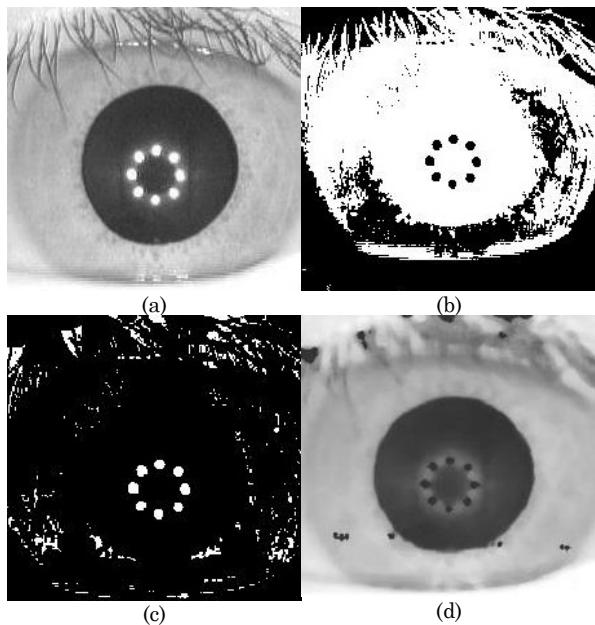


Fig. 2. Eliminación de reflejos especulares: a) Imagen original; b) imagen binarizada; c) imagen que contiene los posibles reflejos especulares; d) imagen con reflejos especulares eliminados. Fuente: Autores

Posteriormente se aplica un método de conectividad para hacer crecer las regiones asociadas a posibles reflejos especulares y se borran aquellas regiones que tengan áreas mayores a 80 píxeles, el cual es un valor experimental tomado de [2] que ha sido validado por los autores en las imág-

nes utilizadas en el presente trabajo. Finalmente, se utilizan las coordenadas de las áreas que no han sido eliminadas (Fig. 2c) para reemplazar en la imagen $I_{gris}(x,y)$ estos puntos por el nivel de gris α_L , y se aplica un filtro de mediana 7x7 para suavizar el contraste de los puntos reemplazados (Fig. 2d). Mayor detalle de este método se puede encontrar en [2].

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Segmentación de imágenes sin preprocesamiento

De las 199 imágenes, el número de imágenes originales bien segmentadas (BSo) y mal segmentadas (MSo), utilizando el algoritmo de segmentación de Masek sin aplicar ningún tipo de preprocesamiento a las imágenes, fue de 118 imágenes BSo, entendiendo como tal que las circunferencias del iris y de la pupila corresponden adecuadamente a lo observado en la imagen (Fig. 3a) y 81 imágenes MSo (Fig. 3b y 3c).

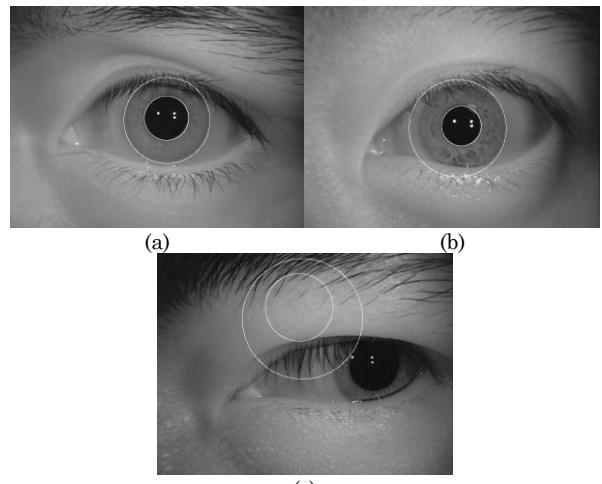


Fig. 3. Imágenes originales de la base de datos CASIA-Iris-Lamp [14]: a) imagen bien segmentada (BSo); b) imagen mal segmentada en iris (MSo); c) imagen mal segmentada en iris y pupila (MSo). Fuente: Autores

Entre las imágenes MSo se consideran situaciones en las que una de las circunferencias no es correcta, como se observa en

la Fig. 3b, o casos en los que las dos circunferencias no representan adecuadamente el iris y la pupila (Fig. 3c).

3.2 Segmentación de imágenes con preprocesamiento

En la Tabla 1 se indica el número de imágenes BS y MS después de aplicar los algoritmos de preprocesamiento considerados en este trabajo. Para efectos de comparación, se ha tomado como referencia los resultados antes de aplicar algún tipo de preprocesamiento (imágenes BSo y MSo). Dentro de cada grupo (BSo y MSo) se ha contado el número de imágenes, que después de aplicar el algoritmo de preprocesamiento, han quedado nuevamente mal segmentadas (MS) o bien segmentadas (BS). También se presenta el número total de imágenes BS y MS que se obtiene después de aplicar los algoritmos de preprocesamiento (columna Total).

De la Tabla 1 se observa que de los algoritmos utilizados, solamente los que utilizan el filtro Gaussiano (Gaussian 3x3, Gaussian 5x5 y Gaussian 10x10) lograron presentar una mejora en los porcentajes de imágenes BS (66%, 64% y 65%, respectivamente), presentando todos tres un desempeño muy similar entre ellos. El algoritmo basado en la mejora del enfoque de la imagen prácticamente no tiene ninguna influencia en el porcentaje de imáge-

nes BS, mientras que los algoritmos que ecualizan el histograma, histeq y adaphisteq, afectan negativamente la correcta segmentación de las imágenes obteniendo porcentajes de 22% y 6% de imágenes BS, respectivamente. Los resultados obtenidos de imágenes BS y MS aplicando inicialmente el algoritmo para eliminar reflejos especulares y después los algoritmos de preprocesamiento son mostrados en la Tabla 2. Nuevamente se ha tomado como referencia los resultados antes de aplicar algún tipo de preprocesamiento, y en este caso se observa que el porcentaje de imágenes BS se mejora considerablemente en todos los casos en comparación con los valores obtenidos en la Tabla 1.

De nuevo se observa que los algoritmos que utilizan el filtro Gaussiano (Gaussian 3x3, Gaussian 5x5 y Gaussian 10x10) son los que permitieron mejorar los porcentajes de imágenes BS (71%, 73% y 68%, respectivamente), en comparación con los porcentajes obtenidos sin preprocesamiento y con preprocesamiento pero sin eliminar reflejos especulares (Tabla 1). De estos, el filtro Gaussiano con máscara 5x5 es el que mostró un mejor resultado. Adicionalmente, el algoritmo basado en la mejora del enfoque de la imagen también alcanzó porcentajes altos de imágenes BS (74%), mostrando un desempeño similar al alcanzado con el filtro Gaussiano de máscara 5x5.

Tabla 1. Número de imágenes bien (BS) y mal (MS) segmentadas después de aplicar un algoritmo de preprocesamiento en las imágenes. Fuente: Autores

Algoritmo	Imágenes BSo (118)		Imágenes MSo (81)		Total (199)	
	BS	MS	BS	MS	BS	MS
imadjust	96 (81%)	22 (19%)	16 (20%)	65 (80%)	112 (56%)	87 (44%)
histeq	40 (34%)	78 (66%)	4 (5%)	77 (95%)	44 (22%)	155 (78%)
adaphisteq	12 (10%)	106 (90%)	0 (0%)	81 (100%)	12 (6%)	187 (94%)
imsharpen	109 (92%)	9 (8%)	10 (12%)	71 (88%)	119 (60%)	80 (40%)
Gaussian3x3	114 (97%)	4 (3%)	17 (21%)	64 (81%)	131 (66%)	68 (34%)
Gaussian5x5	114 (97%)	4 (3%)	13 (16%)	68 (84%)	127 (64%)	72 (36%)
Gaussian10x10	111 (94%)	7 (6%)	18 (22%)	63 (78%)	129 (65%)	70 (35%)

Tabla 2. Número de imágenes bien (BS) y mal (MS) segmentadas después de eliminar el reflejo especular y aplicar un algoritmo de preprocesamiento en las imágenes. Fuente: Autores

Algoritmo	Imágenes BSo (118)		Imágenes MSo (81)		Total (199)	
	BS	MS	BS	MS	BS	MS
imadjust	72 (61%)	46 (39%)	10 (12%)	71 (88%)	82 (41%)	117 (59%)
histeq	67 (57%)	51 (43%)	12 (15%)	69 (85%)	79 (40%)	120 (60%)
adaphisteq	43 (36%)	75 (64%)	5 (6%)	76 (94%)	48 (24%)	151 (76%)
imsharpen	116 (98%)	2 (2%)	32 (40%)	49 (60%)	148 (74%)	51 (26%)
Gaussian3x3	113 (96%)	5 (4%)	29 (36%)	52 (64%)	142 (71%)	57 (29%)
Gaussian5x5	113 (96%)	5 (4%)	32 (40%)	49 (60%)	145 (73%)	54 (27%)
Gaussian10x10	109 (92%)	9 (8%)	27 (33%)	54 (67%)	136 (68%)	63 (32%)

Los algoritmos que ecualizan el histograma, histeq y adaphisteq, mejoran su desempeño pero siguen afectando negativamente la correcta segmentación de las imágenes, obteniendo porcentajes de 40% y 24% de imágenes BS, respectivamente. En la Fig. 4 se observa una imagen del ojo que inicialmente estaba mal segmentada (Fig. 4a) y que debido al preprocesamiento ahora ha quedado bien segmentada (Fig. 4b). En este preprocesamiento primero se utilizó el algoritmo para eliminar los reflejos especulares y después se aplicó el filtro Gaussiano con máscara 5x5. Se observa que la imagen preprocesada contiene pequeños puntos donde se ha eliminado parte de la imagen, pero sin embargo estos puntos están fuera de la región de interés del iris.

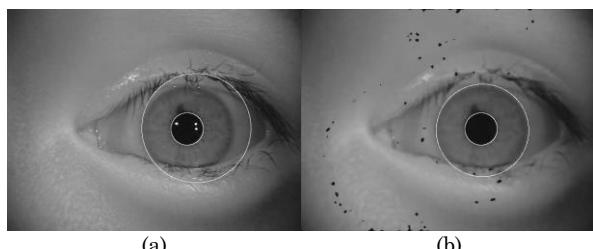


Fig. 4. a) Imagen original mal segmentada (MSo); b) imagen en (a) que ahora ha quedado bien segmentada (BS) después de aplicar eliminación de reflejos especulares y filtro Gaussiano 5x5. Fuente: Autores

Finalmente, en la Tabla 3 se clasifican los resultados según el número de imágenes MS, indicando si el error en la segmentación se da en la identificación del iris, en la identificación de la pupila o en ambos.

De la Tabla 3 se observa que el error de segmentación se da principalmente en la identificación de la circunferencia del iris. Los resultados experimentales obtenidos en las imágenes sin preprocesamiento indicaron que el porcentaje de imágenes que identificaron correctamente las circunferencias del iris y de la pupila (imágenes BSo) alcanza solamente el 59%, el cual es un valor relativamente bajo. Si se compara este resultado con los publicados por otros autores que también utilizaron el método de segmentación de Masek, donde se alcanzan ratios de exactitud en la segmentación del orden del 83% [3], [18] existe una diferencia bastante importante.

La principal razón se debe a que la base de datos CASIA tiene diferentes versiones y subdivisiones. En el presente trabajo se utilizó la subdivisión CASIA-Iris-Lamp de la base de datos CASIA-irisV3 [14], la cual se caracteriza por tener imágenes tomadas por el mismo usuario en condiciones no controladas. Otras subdivisiones de la base de datos CASIA-irisV3 son la CASIA-Iris-Interval y la CASIA-Iris-Twins, en las cuales las imágenes son tomadas en condiciones de iluminación controlada, lo cual permite mejorar la tasa de imágenes correctamente segmentadas. Los resultados reportados por [18] fueron obtenidos utilizando todas las subdivisiones de la base de datos CASIA-irisV3, mientras que los reportados en [3] se obtuvieron con la subdivisión CASIA-Iris-Interval.

Tabla 3. Clasificación del número de imágenes mal segmentadas (MS) según el motivo: mala segmentación de la pupila; mala segmentación del iris; mala segmentación de pupila e iris. Fuente: Autores

Algoritmo	Imágenes MS que antes eran BSo			Imágenes MS que antes eran MSo		
	Pupila	Iris	Pupila + iris	Pupila	Iris	Pupila + iris
imadjust	1	39	6	1	45	25
histeq	10	18	23	4	21	44
adaphisteq	10	37	28	4	34	38
imsharpen	0	1	1	6	31	12
Gaussian3x3	1	3	1	6	36	10
Gaussian5x5	1	3	1	6	33	10
Gaussian10x10	0	8	1	6	41	7

Por otra parte, la implementación de un algoritmo para eliminar los reflejos especulares permitió mejorar considerablemente los porcentajes de segmentación exitosa (ver Tabla 2). Los autores consideran que esta mejora en la segmentación se debe a que los reflejos especulares en la pupila contribuyen a perturbar el proceso de segmentación al crear bordes espurios en los bordes de la imagen [4], [5]. Esto debido a que los reflejos especulares tienen un valor muy superior en la escala de grises en comparación a los valores presentes en la imagen del iris, lo cual aumenta el valor promedio de intensidad del área de interés en la imagen, tal como se indica en [2].

El algoritmo de preprocesamiento que mayor impacto tuvo en la mejora de la segmentación del iris, fue el algoritmo que utiliza un filtro Gaussiano. Este tipo de filtro tiene la finalidad de suavizar la imagen original del ojo y mejorar el contraste de dicha imagen, principalmente en los bordes de la imagen. Considerando que el método de segmentación de Masek se basa en la detección de bordes del iris y de la pupila utilizando el método de Canny, una mejora del contraste entre la esclerótica y el iris y entre el iris y la pupila facilitará la detección de bordes, mejorando el porcentaje de segmentación exitosa [3].

De la Tabla 3 se observó que el error de segmentación se da principalmente en la identificación de la circunferencia del iris y

no en la identificación de la circunferencia de la pupila. Esto debido seguramente a que en algunos casos existe poca diferencia entre el contraste de la esclerótica y el iris. Por el contrario, la circunferencia de la pupila se detecta con mayor facilidad debido al fuerte contraste que se encuentra entre la pupila y el iris en prácticamente todas las imágenes. Es importante señalar que el algoritmo de Masek primero identifica la región del iris y dentro de esta zona luego trata de identificar la región de la pupila. Por lo tanto, si la región del iris no se detecta correctamente y esa zona no incluye a la pupila, es de esperar que la región de la pupila también quede mal detectada, tal como se muestra en Fig. 3c.

Considerando que el método de segmentación de Masek no es muy exacto debido a que modela el iris y la pupila como circunferencias perfectas, y que además la velocidad del algoritmo es relativamente baja, como trabajo futuro se evaluarán los resultados obtenidos en esta investigación en otros métodos de segmentación que presenten mayor tasa de segmentación exitosa. Así mismo, se incluirán otras bases de datos.

4. CONCLUSIONES

Este documento evalúa el impacto de diferentes algoritmos de preprocesamiento

de la imagen en el porcentaje de éxito en la correcta segmentación del iris, teniendo presente que la segmentación del iris es una de las etapas más importantes en los sistemas de reconocimiento del iris. Las imágenes analizadas pertenecen a la base de datos CASIA-irisV3 y fueron tomadas bajo condiciones no controladas. Principalmente se utilizaron algoritmos basados en el ajuste del histograma, filtros Gaussianos y en la eliminación del reflejo espectral en imágenes del ojo humano. Los resultados obtenidos en este trabajo resaltan la importancia de una etapa previa de preprocesamiento de la imagen que permita mejorar el contraste entre las regiones de la esclerótica, el iris y la pupila, como paso previo para garantizar una mayor efectividad en el proceso de detección de bordes y segmentación del iris. Se concluye que la eliminación de reflejos especulares es un paso clave que se debe realizar antes de aplicar un algoritmo de ajuste de contraste para poder obtener mejores resultados en la etapa de segmentación. El algoritmo que generó un mayor incremento de los porcentajes de segmentación exitosa es aquel que combina la eliminación de reflejos especulares, seguido por la aplicación de un filtro Gaussiano 5x5.

5. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se ha realizado dentro del marco del proyecto de investigación “Sistema de Reconocimiento Biométrico Múltiple”, financiado por la Universidad de San Buenaventura Cali.

6. REFERENCIAS

- [1] K. Roy and P. Bhattacharya, “Optimal Features Subset Selection and Classification for Iris Recognition,” *EURASIP J. Image Video Process.*, vol. 2008, no. 3, pp. 1-20, Apr. 2008.
- [2] F. Jan, I. Usman, and S. Agha, “Iris localization in frontal eye images for less constrained iris recognition systems,” *Digit. Signal Process.*, vol. 22, no. 6, pp. 971-986, Dec. 2012.
- [3] L. L. Ling and D. F. De Brito, “Fast and Efficient Iris Image Segmentation,” *J. Med. Biol. Eng.*, vol. 30, no. 6, pp. 381-392, 2010.
- [4] L. Masek, “Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification,” Western Australia Univ., 2003.
- [5] S. J. Pundlik, D. L. Woodard, and S. T. Birchfield, “Non-ideal iris segmentation using graph cuts,” in *2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2008, vol. 28, no. 12, pp. 1-6.
- [6] J. G. Daugman, “High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, 1993.
- [7] R. P. Wildes, “Iris recognition: an emerging biometric technology,” *Proc. IEEE*, vol. 85, no. 9, pp. 1348-1363, 1997.
- [8] J. Kim, S. Cho, J. Choi, and R. J. Marks II, “Iris Recognition Using Wavelet Features,” *J. VLSI Signal Process. Signal, Image, Video Technol.*, vol. 38, no. 2, pp. 147-156, Sep. 2004.
- [9] J. Cui, Y. Wang, T. Tan, and Z. Sun, “An appearance-based method for iris detection,” in *6th Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, 2004, vol. 3781, pp. 1091-1096.
- [10] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Nakajima, “An effective approach for iris recognition using phase-based image matching,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 30, no. 10, pp. 1741-1746, Oct. 2008.
- [11] A. Abhyankar and S. Schuckers, “Iris quality assessment and bi-orthogonal wavelet based encoding for recognition,” *Pattern Recognit.*, vol. 42, no. 9, pp. 1878-1894, Sep. 2009.
- [12] R. Youmaran, L. P. Xie, and A. Adler, “Improved identification of iris and eyelash features,” in *2008 24th Biennial Symposium on Communications*, 2008, pp. 387-390.
- [13] A. Ross, R. Jillela, J. M. Smereka, V. N. Boddeti, B. V. K. V. Kumar, R. Barnard, X. Hu, P. Pauca, and R. Plemmons, “Matching highly non-ideal ocular images: An information fusion approach,” in *2012 5th IAPR International Conference on Biometrics (ICB)*, 2012, pp. 446-453.
- [14] CBSR, “Database of 756 Greyscale Eye Images.” Chinese Academy of Sciences, Center of Biometrics and Security Research, 2003.
- [15] L. Masek 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.
- [16] E. Cuevas, D. Zaldívar, and M. Pérez, *Procesamiento digital de imágenes con MATLAB y Simulink*. D.F., México: Alfaomega, 2011, p. 816.
- [17] K. Zuiderveld, “Contrast limited adaptive histogram equalization,” in *Graphics Gems IV*, P. S. Heckbert, Ed. Academic Press Professional, Inc., 1994, pp. 474-485.
- [18] R. H. Abiyev and K. Altunkaya, “Personal Iris Recognition Using Neural Network,” *Int. J. Secur. its Appl.*, vol. 2, no. 2, pp. 41-50, 2008.