



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**SEGMENTACIÓN DE IRIS EN IMÁGENES
DIGITALES EN CONDICIONES REALES CON
OCLUSIONES DE PESTAÑAS Y PÁRPADOS**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
ELECTRICISTA**

DANIEL ALFONSO CONTRERAS SCHNEIDER

PROFESOR GUÍA:
CLAUDIO PÉREZ FLORES

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
HECTOR AGUSTO ALEGRÍA
PABLO ESTÉVEZ VALENCIA

SANTIAGO DE CHILE
OCTUBRE 2012

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
ELECTRICISTA.
POR: DANIEL CONTRERAS S.
FECHA: 30/10/2012
PROF. GUÍA: DR. CLAUDIO PEREZ F.

El reconocimiento de personas ha sido un área de estudio importante en el último siglo y se ha intentado utilizar todos los rasgos característicos humanos posibles para este propósito, dando paso a la ciencia de la biometría. En el último tiempo se han desarrollado varios trabajos que utilizan el iris como medida biométrica, lo que se ha visto posibilitado gracias al avance de la tecnología relacionada a la fotografía digital. Un sistema de reconocimiento de iris se compone de tres procesos esenciales: adquisición de imagen, segmentación del iris y clasificación del sujeto.

La gran mayoría del estudio del iris se ha realizado utilizando imágenes adquiridas bajo condiciones muy ideales de iluminación y cooperación del usuario. Sin embargo en los últimos años esto se ha ampliado a considerar condiciones más reales de trabajo. Este trabajo tiene como objetivo el diseño de un método de segmentación de iris, que considere condiciones menos cooperativas.

El método desarrollado se divide en seis procesos que se enfocan en segmentar diferentes secciones del ojo dentro de la imagen. Primero se eliminan todos los reflejos especulares que puedan haber y se busca la ubicación del centro del iris en la imagen. Luego se segmentan el límite límbico y la pupila, aprovechando su forma normalmente circular, finalizando con la segmentación del párpado y las pestañas. El resultado es una máscara binaria que muestra la posición del iris dentro de la imagen de entrada.

Se utiliza la base de datos UBIRIS v.2 para el diseño y prueba de este método. Calculando la cantidad de píxeles mal detectados (FP+FN) sobre la cantidad total de píxeles de la imagen, se obtiene un error promedio de 1,68%. Mientras que a partir del promedio de los valores de FPR y FNR de cada imagen, el error se establece en 10%. Estos resultados son comparables con las mejores publicaciones enviadas al concurso NICE.I relativo al mismo tema. Un promedio de 2[s] requiere el algoritmo en procesar cada imagen, lo que permite creer que podrá ser utilizado en situaciones de tiempo real como parte de un sistema de reconocimiento automático de iris.

Pack deine Sachen und mach dich auf den Weg!
Weil du nur einmal lebst und es dich nicht ewig gibt!

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar me gustaría agradecer a mis padres Heloisa y Eduardo y a mi hermana Ana Luisa, quiénes siempre me han apoyado en todas las decisiones que he tomado y sin ellos no hubiese ni siquiera escrito este trabajo de título. También les debo un gran agradecimiento a mis abuelos Alfons, Valmira, Ulrika y Leonardo, cuyos sacrificios permitieron armar la familia que hoy tenemos. Tampoco puedo dejar de agradecer a todos mis primos y tíos, tanto en Chile como en Brasil, ni a mi tío Joel por su cariño, quién también es considerado como parte de la familia.

Gran parte de este crédito se lo llevan mis grandes amigos de Beauchef, Evelyn Villa, Alexander Torres, Iván Fuentes, Rubén Bertín, Felipe Castro y Roberto Möller, quienes fueron sin duda mis mejores amigos durante estos siete años de ingeniería y su constante apoyo no pasó desapercibido. Además a mis colegas eléctricos, Samir, Matías, Eric, Abarzúa, Fuentealba, Monje, Quintana, Enrique, Marabolí, Claudio, Guga, Seba Tapia, Salcedo, Gabriel y muchos otros más. Los nerds del laboratorio también se merecen un espacio aquí por toda su ayuda, Cament, Lucho, Navarro, Carloncho, Alonso, Chubo, JP, Jacob, Schulz, Juan, Vera y Nova.

Párrafo aparte es para mis grandes amigos desde siempre, Tomás Schott, Pedro Wagner, Simón Pardo, Willy Linzmayer, Darwin Rossel, Cristóbal Ganter y Conrad Stein. Además de Diego Pinto, Paula Maldonado (y toda su familia) y María Pía Figueroa, a quienes conocí durante una increíble estadía en Alabama y se han mantenido como grandes amigos míos desde entonces. Por último, un gran agradecimiento a mi amiga Heloisa Simon, quién a pesar de la distancia, siempre ha estado presente.

A los grandes amigos que hice durante mis estadías en Alabama y en Stuttgart también les debo las gracias, sin dudas me dieron la fuerza para poder seguir esforzándome en terminar la carrera de la mejor forma posible, aparte de brindarme los mejores momentos de mi vida. No existe cosa mejor que tener gente conocida en todos los rincones del mundo.

No puedo dejar de agradecer al profesor Claudio Pérez por su apoyo en la elaboración de este trabajo de título y por su ayuda a lo largo de mi carrera, incluyendo el empujoncito que me dio para decidirme de ingresar a ingeniería eléctrica. Por último, un agradecimiento al FONDEF 080I-1060 por su financiamiento a este proyecto.

ÍNDICE GENERAL

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN	1
1.1. INTRODUCCIÓN	1
1.2. ALCANCES.....	3
1.3. OBJETIVOS.....	4
1.4. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO	5
CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO.....	6
2.1. RECONOCIMIENTO DE IRIS.....	6
2.2. EL IRIS EN CONDICIONES NO-IDEALES	8
2.2.1. TIPO DE ILUMINACIÓN SOBRE EL OJO	9
2.2.2. PROBLEMAS DE ILUMINACIÓN.....	11
2.2.3. PROBLEMAS DE RESOLUCIÓN	12
2.2.4. OCLUSIONES	12
2.2.5. ROTACIÓN DEL OJO.....	13
2.2.6. REQUERIMIENTOS DE RESOLUCIÓN.....	14
2.3. SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO DE IRIS A LA DISTANCIA.....	15
2.4. SEGMENTACIÓN DE IRIS EN CASOS NO-IDEALES	16
2.4.1. PREPROCESAMIENTO DE LA IMAGEN.....	17
2.4.2. DETECCIÓN DEL IRIS	19
2.4.3. SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO	19
2.4.4. SEGMENTACIÓN DE LA PUPILA.....	20
2.4.5. DETECCIÓN DE PESTAÑAS	21
2.4.6. SEGMENTACIÓN DE PÁRPADOS.....	22
CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA.....	24
3.1. BASE DE DATOS	24
3.1.1. ESPECIFICACIONES TÉCNICAS DE LA BASE DATOS UBIRIS v.2	25
3.1.2. DIVISIÓN DE LA BASE DE DATOS	27
3.1.2.1. CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO.....	27
3.1.2.2. CONJUNTO DE PRUEBA.....	28
3.2. DESCRIPCIÓN DE ALGORITMOS IMPLEMENTADOS	29
3.2.1. SUPRESIÓN DE REFLEJOS ESPECULARES	29
3.2.2. BUSQUEDA DEL CENTRO DEL IRIS.....	34
3.2.2.1. ESTADÍSTICA DEL CENTRO DEL IRIS	34
3.2.2.2. ETIQUETAMIENTO DE LA IMAGEN	35

3.2.2.3.	CLASIFICACIÓN DE LAS REGIONES DEL OJO	37
3.2.2.4.	SELECCIÓN DEL CENTRO DEL IRIS	40
3.2.3.	<i>SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO</i>	45
3.2.3.1.	ESTADÍSTICA DEL RADIO DEL IRIS	45
3.2.3.2.	OPERADOR INTEGRADIFERENCIAL	46
3.2.3.3.	DETECCIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO	48
3.2.3.4.	CORRECCIÓN DE MALAS DETECCIONES	51
3.2.4.	<i>SEGMENTACIÓN DE LA PUPILA</i>	52
3.2.5.	<i>REFINAMIENTO LÍMITE LÍMBICO Y PUPILA</i>	55
3.2.6.	<i>SEGMENTACIÓN DEL PÁRPADO SUPERIOR Y PESTAÑAS</i>	57
3.3.	MEDICIÓN DE EFECTIVIDAD	61
3.3.1.	<i>GENERACIÓN DE LA MÁSCARA DE SEGMENTACIÓN</i>	61
3.3.2.	<i>METODOLOGÍA DE MEDICIÓN DE EFECTIVIDAD</i>	62
CAPÍTULO 4: RESULTADOS		64
4.1.	<i>RESULTADOS CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO</i>	64
4.2.	<i>RESULTADOS CONJUNTO DE PRUEBA</i>	65
4.3.	EVALUACIÓN DE TIEMPO DE PROCESAMIENTO	68
CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES		71
BIBLIOGRAFÍA		74
ANEXO		77
A.	ESTADÍSTICAS DE BLOBS PARA BÚSQUEDA DEL CENTRO	77
A.1.	<i>CUATRO O MÁS BLOBS</i>	77
A.2.	<i>TRES BLOBS</i>	78
A.3.	<i>DOS BLOBS</i>	79
B.	RESULTADO DE LA DETECCIÓN DEL IRIS	80
B.1.	<i>SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO</i>	80

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

ILUSTRACIÓN 1: COMPONENTES CARACTERÍSTICOS DE UN OJO HUMANO, UBIRIS.	1
ILUSTRACIÓN 2: DIAGRAMA ESQUEMÁTICO DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO POR IRIS.	7
ILUSTRACIÓN 3: IMÁGENES DE IRIS ADQUIRIDAS CON ILUMINACIÓN NIR, A) MMU, B) CASIA.	10
ILUSTRACIÓN 4: IMÁGENES DE IRIS ADQUIRIDAS BAJO LUZ VISIBLE, A) UBIRIS, B) UPOL.	11
ILUSTRACIÓN 5: EJEMPLOS DE IRIS CON PROBLEMAS DE ILUMINACIÓN, UBIRIS.	12
ILUSTRACIÓN 6: EJEMPLOS DE IRIS CON BAJA RESOLUCIÓN, UBIRIS.	12
ILUSTRACIÓN 7: EJEMPLOS DE IRIS OCLUIDOS, UBIRIS.	13
ILUSTRACIÓN 8: EJEMPLOS DE IRIS NO FRONTALES, UBIRIS.	14
ILUSTRACIÓN 9: EJEMPLOS DE IRIS SEGÚN CALIDAD DE IMAGEN, UBIRIS.	15
ILUSTRACIÓN 10: IRIS CON PRESENCIA DE DIVERSOS REFLEJOS ESPECULARES, UBIRIS.	18
ILUSTRACIÓN 11: IRIS OCLUIDO POR PESTAÑAS, UBIRIS.	22
ILUSTRACIÓN 12: DISPOSICIÓN DE LOS EQUIPOS PARA LA ADQUISICIÓN DE IMÁGENES DE IRIS EN UBIRIS v.2.	26
ILUSTRACIÓN 13: DIAGRAMA DE BLOQUES DEL MÉTODO DE SEGMENTACIÓN DE IRIS.	29
ILUSTRACIÓN 14: PROCESO DE DETECCIÓN Y SUPRESIÓN DE REFLEJOS ESPECULARES.	30
ILUSTRACIÓN 15: IMÁGENES CON PRESENCIA DE REFLEJOS ESPECULARES EN RGB Y YIQ.	31
ILUSTRACIÓN 16: HISTOGRAMA DE IMAGEN YIQ.	31
ILUSTRACIÓN 17: IMAGEN ORIGINAL CON EL MAPA DE REFLEJOS ESPECULARES RESULTANTE.	32
ILUSTRACIÓN 18: RESULTADO DE LA RECONSTRUCCIÓN DE LA IMAGEN DEL OJO AL ELIMINAR LOS REFLEJOS ESPECULARES.	33
ILUSTRACIÓN 19: COORDENADAS MARCADAS DEL CENTRO DEL IRIS EN EL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO.	35
ILUSTRACIÓN 20: DETECCIÓN DE REGIÓN DEL IRIS A PARTIR DE BINARIZACIÓN DE LA IMAGEN.	36
ILUSTRACIÓN 21: IMÁGENES ECUALIZADAS Y PROMEDIO DE INTENSIDAD SEGÚN FILA.	42
ILUSTRACIÓN 22: IMÁGENES CON COMPENSACIÓN DE ILUMINACIÓN Y PROMEDIO DE INTENSIDAD SEGÚN COLUMNA.	44
ILUSTRACIÓN 23: PATRÓN DE BÚSQUEDA MODIFICADO DEL LÍMITE LÍMBICO.	47
ILUSTRACIÓN 24: CONSTELACIÓN DE POSICIONES DONDE SE APLICA EL OPERADOR INTEGRODIFERENCIAL.	49
ILUSTRACIÓN 25: PROCESO DE DETECCIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO.	50

ILUSTRACIÓN 26: PROCESO DE SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO EN CASOS NO CIRCULARES. .	52
ILUSTRACIÓN 27: NIVEL DE CONTRASTE DE LA PUPILA Y EL IRIS EN OJOS CLAROS (A), INTERMEDIOS (B) Y OSCUROS(C).....	53
ILUSTRACIÓN 28: PRE-PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN PARA LA BÚSQUEDA DE LA PUPILA.	54
ILUSTRACIÓN 29: PROCESO DE SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE DE LA PUPILA EN BASE A LA SEGMENTACIÓN DEL IRIS	55
ILUSTRACIÓN 30: SELECCIÓN DE ANILLOS CONCÉNTRICOS PARA REFINAR EL LÍMITE LÍMBICO Y SU HISTOGRAMA CONJUNTO.	56
ILUSTRACIÓN 31: REGIÓN DE BÚSQUEDA DEL PÁRPADO SUPERIOR.....	59
ILUSTRACIÓN 32: PROCESO DE SEGMENTACIÓN DEL PÁRPADO SUPERIOR AJUSTANDO UNA PARÁBOLA.....	60
ILUSTRACIÓN 33: DIAGRAMA QUE MUESTRA LAS ETAPAS DEL PROCESO DE SEGMENTACIÓN DEL IRIS.....	62
ILUSTRACIÓN 34: EJEMPLO DE SEGMENTACIÓN GENERADA POR EL MÉTODO DESARROLLADO Y EL <i>GROUND-TRUTH</i> CORRESPONDIENTE.....	62
ILUSTRACIÓN 35: ERROR E_1 DE SEGMENTACIÓN SEGÚN DISTANCIA DEL SUJETO Y POSE EL OJO.....	67
ILUSTRACIÓN 36: ERROR E_2 DE SEGMENTACIÓN SEGÚN DISTANCIA DEL SUJETO Y POSE EL OJO.....	67
ILUSTRACIÓN 37: MEJORES Y PEORES RESULTADOS DE SEGMENTACIÓN EN EL CONJUNTO DE PRUEBA.	68
ILUSTRACIÓN 38: TIEMPO DE PROCESAMIENTO DE LAS DISTINTAS ETAPAS DEL MÉTODO CON RESPECTO AL TIEMPO TOTAL REQUERIDO, SEGÚN DISTANCIA DE ADQUISICIÓN DE LA IMAGEN.	70
ILUSTRACIÓN 39: ESTADÍSTICAS DE CASOS DE CUATRO O MÁS <i>BLOBS</i>	77
ILUSTRACIÓN 40: ESTADÍSTICAS DE CASOS DE TRES <i>BLOBS</i>	78
ILUSTRACIÓN 41: ESTADÍSTICAS DE CASOS DE DOS <i>BLOBS</i>	79
ILUSTRACIÓN 42: RESULTADOS DE DETECCIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO.	81

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA I: CALIDAD DE IMAGEN SEGÚN DIÁMETRO DEL IRIS.....	14
TABLA II: CARACTERÍSTICAS BASE DE DATOS UBIRIS v.2.....	25
TABLA III: IMÁGENES ELIMINADAS DEL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO.....	28
TABLA IV: CARACTERÍSTICAS DE LAS IMÁGENES DEL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO.	28
TABLA V: CARACTERÍSTICAS DE LAS IMÁGENES DEL CONJUNTO DE PRUEBA.	29
TABLA VI: DISTRIBUCIÓN DE LA CANTIDAD DE <i>BLOBS</i> GENERADOS EN EL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO.....	37
TABLA VII: RELACIÓN ENTRE RADIO DEL IRIS Y DISTANCIA DE ADQUISICIÓN DE IMAGEN.	46
TABLA VIII: RESULTADOS DE DETECCIÓN DEL CENTRO DEL IRIS EN EL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO.....	48
TABLA IX: ERROR E_1 EN BASE DE DATOS DE ENTRENAMIENTO.	64
TABLA X: ERROR E_2 EN BASE DE DATOS DE ENTRENAMIENTO.	65
TABLA XI: ERROR E_1 EN BASE DE DATOS DE PRUEBA.	66
TABLA XII: ERROR E_2 EN BASE DE DATOS DE PRUEBA.	66
TABLA XIII: CARACTERÍSTICAS DEL EQUIPO UTILIZADO PARA REALIZAR LAS PRUEBAS.	69
TABLA XIV: MEDICIONES DEL TIEMPO DE PROCESAMIENTO DEL ALGORITMO EN CONJUNTO DE PRUEBA.	69
TABLA XV: RESULTADOS DEL CONCURSO NICE.I.....	72
TABLA XVI: RESULTADOS DE DETECCIÓN DEL CENTRO Y RADIO DEL LÍMITE LÍMBICO EN EL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO.....	80

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

1.1. INTRODUCCIÓN

La creciente necesidad de contar con controles de seguridad en una gran cantidad de actividades humanas, ha incrementado la relevancia de la biometría en el último siglo. Diversos rasgos humanos han sido estudiados para su uso como medida biométrica, siendo la huella dactilar la más utilizada a nivel mundial. Esto se debe principalmente al hecho de que es una metodología que no requiere del uso de tecnología de alta sofisticación para ser implementada a diferencia de otros rasgos como los faciales, los genes, la voz, la retina o el iris [34]. Sin embargo, las constantes mejoras de las tecnologías relacionadas a la fotografía digital, han permitido el incremento del estudio del iris como medida biométrica [18].

El iris es la única sección de cualquier órgano humano que puede ser observado desde el exterior y corresponde a la sección coloreada del ojo (Ilustración 1). Su principal función corresponde a la de controlar la abertura de la pupila, regulando la entrada de luz hacia la retina, al interior del ojo. La forma y los colores que toma el iris han sido estudiados por siglos, principalmente por oftalmólogos. Se ha propuesto en diversas oportunidades utilizar esta estructura como indicador del estado físico de las personas, en el ámbito de la medicina alternativa conocido como iridología, pero sin lograr consenso entre la comunidad médica sobre su validez [10].

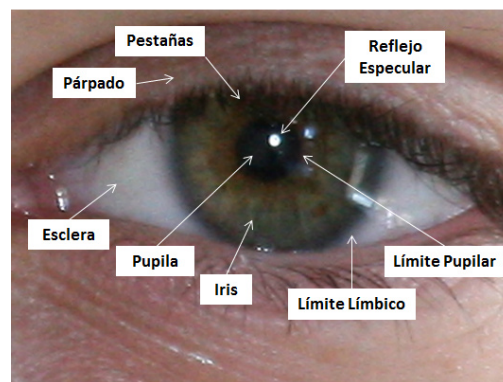


Ilustración 1: Componentes característicos de un ojo humano, UBIRIS.

Fueron Sir Francis Galton y Alphonse Bertillon los pioneros en el estudio de la clasificación de seres humanos, generando el sistema antropométrico y realizando los primeros estudios sobre la unicidad de la huella digital. Junto con eso, fueron los primeros en observar y documentar las características de unicidad del iris y su posible uso como clasificador biométrico [33] [35]. Esto ocurrió a fines del siglo XIX, pero no fue sino hasta la década de los 80', que se empezó a trabajar en este nuevo campo, el cual mostraba ser menos invasivo e igual de confiable que la propia huella digital. Los oftalmólogos Leonard Flom y Aram Saphir realizaron la primera investigación sobre las características biométricas del iris, lo que conllevó a la adjudicación de la primera patente al respecto. Juntos describen las propiedades del iris e introducen un modelo conceptual de reconocimiento automático de personas [6].

Flom y Safir recurren a comienzos de la década de los 90' al físico británico John Daugman para que se encargue de generar un algoritmo computacional a partir de la metodología que ellos plantean. Al poco tiempo, Daugman logra desarrollar el código computacional que permite realizar el reconocimiento automático del iris y lo patenta de inmediato. Esta patente marcó el nacimiento de una nueva área de estudio dentro de la ingeniería biométrica y ha servido de base para la mayor parte del trabajo realizado hasta la actualidad en este ámbito. El proceso de reconocimiento del iris debe seguir una serie de procesos secuenciales. Se comienza con la adquisición de una imagen digital que contenga un ojo en su interior. Dentro de ella se segmentan los límites del iris y esto se codifica, para poder finalmente clasificar al sujeto estudiado [15] [16]. Sólo la publicación de Richard Wildes ha podido generar una corriente alternativa de estudio de la segmentación del iris [2]. En la actualidad ambas líneas de trabajo han sido utilizadas en el desarrollo de dispositivos comerciales y de investigación en el mundo entero.

Sin embargo, aun no se reportan muchos casos de despliegue masivo de esta tecnología a nivel mundial. El caso más emblemático continúa correspondiendo al control fronterizo de los Emiratos Árabes Unidos, que desplegó esta tecnología de forma amplia ya en el año 2001. Su uso para el control de inmigrantes ilegales ha sido publicitado como un gran éxito, habiéndose demostrado una efectividad del 100% desde su implementación. El esfuerzo por obtener imágenes de muy buena calidad hace que esto sea posible, pero a su vez requiere un elevado nivel de cooperación por parte de los individuos controlados, lo que se facilita al tratarse de un control fronterizo [14].

Mucha investigación se ha realizado al respecto en las últimas dos décadas, en diversos laboratorios e institutos en el mundo entero. Centenares de publicaciones han sido lanzadas en este periodo, las

cuales intentan mejorar el algoritmo propuesto originalmente por Daugman o el propio de Wildes. Nuevos algoritmos y bases de datos han sido desarrollados y elevados niveles de efectividad han sido alcanzados por estos trabajos. El uso de imágenes adquiridas bajo condiciones ideales es una de las causas de este éxito en la implementación de los métodos diseñados [3]. En los últimos años el enfoque ha cambiado para dirigirse a los casos en que el sujeto no coopera con la obtención de la imagen, dado que no se le obliga a observar directamente a la cámara, ni se controla la luminosidad del ambiente, al momento de ser grabado o fotografiado [24].

Se conoce que la imprecisión durante el proceso de segmentación del iris incide directamente con los resultados del reconocimiento del iris, lo que obliga a tomar nuevas precauciones y a aumentar la robustez de los algoritmos [22]. Fue recién en el año 2009 que se puso en carpeta el cambio del foco del estudio de la segmentación del iris hacia las imágenes no-ideales. A partir de un concurso internacional se dan a conocer las nuevas técnicas de segmentación diseñadas para estos casos. En Portugal se realiza la competición, el *Noisy Iris Recognition Challenge I* (NICE I), en el cual toman parte casi un centenar de competidores del mundo entero. El objetivo era el diseño del algoritmo de segmentación más efectivo posible, utilizando un conjunto de imágenes de iris con alto contenido de ruido e imperfecciones [21].

En el presente trabajo, la intención es generar un sistema que permita segmentar el iris en imágenes adquiridas bajo condiciones no-ideales. Se siguen las premisas en que se basa el concepto de “*Iris-on-the-Move*” y se diseña de manera de que pueda funcionar en tiempo real. Para esto, se utilizan como base los algoritmos presentados en NICE I, de forma de poder generar un sistema que permita detectar y segmentar iris en imágenes de la base de datos UBIRIS. Se enfoca el trabajo en el desarrollo de un método que permita encontrar la posición del iris, eliminar reflexiones especulares, ubicar la pupila, ubicar el límite límbico, detectar pestañas y delimitar los párpados. Se desarrollan los algoritmos para recibir imagen que contenga un iris en su interior y que devuelvan como resultado una máscara binaria que permita la segmentación del iris.

1.2. ALCANCES

En este trabajo se desarrolla sólo uno de los diversos procesos requeridos para lograr el reconocimiento de personas mediante el iris, que corresponde a la segmentación de la imagen. El desarrollo del trabajo se enfoca en el desarrollo de un método de segmentación de iris basado en algoritmos publicados anteriormente, aplicando mejoras que permiten optimizar la tasa de detección

correcta de iris. Se utiliza una base de datos internacional de iris para medir la calidad del método implementado. No se realizan modificaciones previas a las imágenes incluidas dentro de esta base de datos. La evaluación sobre la efectiva presencia de un ojo dentro la imagen se considera como un paso previo a este proyecto.

Cada proceso requerido para lograr el objetivo del proyecto es implementado en un algoritmo, los cuales se unen finalmente en un proceso secuencial. La entrada del sistema es una imagen de la base de datos y la salida una máscara binaria que indica la posición exacta del iris en su interior. Las pruebas se diseñan de forma de comprobar el funcionamiento de la implementación completa de la detección de iris y se realizan utilizando sub-conjuntos predefinidos de la base de datos internacional.

1.3. OBJETIVOS

El objetivo general de este trabajo de título es desarrollar un método de segmentación de iris con iluminación en luz visible considerando oclusiones de párpados y pestañas. Los objetivos específicos son:

- Recopilar y clasificar información referente a la biometría del iris y los algoritmos de segmentación publicados.
- Diseñar un método de detección de la posición del ojo dentro de una imagen.
- Diseñar un método de segmentación de las diferentes partes del ojo, como el iris, pupila, pestañas, párpados y artefactos externos.
- Generar una máscara binaria de segmentación definitiva que contenga solo el iris, eliminando las secciones correspondientes a la esclera, pupila, párpados, pestañas y reflejos especulares.
- Medir el funcionamiento del algoritmo utilizando la base de datos internacional UBIRIS v.2, adquirida en condiciones no-ideales.
- Definir las mediciones de efectividad a ser utilizadas, de forma de poder realizar comparaciones con trabajos similares.

1.4. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

El presente trabajo se compone de un total de cinco capítulos, comenzando por una breve introducción al tema, los objetivos del proyecto y la estructura del documento. El Capítulo 2 consiste en un marco teórico, donde se detalla lo que representa el proceso de segmentación del iris, las diferentes condiciones que pueden presentarse y la forma en que se trabaja en casos de condiciones no-ideales. Se recopilan los diferentes algoritmos publicados hasta la fecha que permitan resolver este problema.

En el Capítulo 3 se definen los métodos a ser implementados en el proyecto, describiéndolos. Estos corresponden a los siguientes: eliminación de reflejos especulares, búsqueda del iris, segmentación del límite límbico, segmentación de la pupila, refinamiento de los límites encontrados y la segmentación del párpado superior.

El Capítulo 4 muestra los resultados obtenidos de la implementación de los algoritmos, primero del entrenamiento del algoritmo y luego de la prueba de este. Se explica la unión de todos los bloques que componen el proyecto y el resultado final que se obtiene. Se mide la efectividad real del conjunto completo al ser evaluado en la base de datos de pruebas y los tiempos de procesamiento involucrados.

El Capítulo 5 entrega las conclusiones y análisis de los resultados obtenidos, además de hacer la comparación de este trabajo con las publicaciones en que se basa y otras similares. Se entregan recomendaciones sobre posibles mejoras que se le puedan realizar a la implementación y sobre el trabajo futuro que se debiera seguir de forma de poder adjuntar este diseño a un sistema completo de reconocimiento de personas mediante el iris.

CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO

No más de veinte años lleva en estudio el reconocimiento de personas mediante el iris, pero los avances logrados en este periodo de tiempo han sido importantes. Un gran número de investigadores han sido parte de este crecimiento del área y las publicaciones al respecto han sido numerosas. Pese a esto, se observan muy pocos dispositivos comercializados en el mercado y esto obliga a los diseñadores a reservarse parte del conocimiento de forma de mantener guardados sus secretos industriales. La mayor parte de la investigación que se ha publicado, se basa en el trabajo con condiciones muy controladas de adquisición de imágenes. Recién en el año 2009 se modificó el rumbo de la investigación hacia condiciones más reales de trabajo, disminuyendo el nivel de cooperación por parte de los usuarios.

Este capítulo tiene como objetivo realizar una revisión de los trabajos más importantes realizados en reconocimiento de iris. Se comienza por explicar lo que implica el reconocimiento del iris (2.1), para luego pasar a detallar el trabajo que se debe realizar con imágenes adquiridas bajo condiciones no-ideales (2.2). Posteriormente se explica el concepto de Iris-on-the-Move (2.3), para terminar realizando un catastro de los algoritmos diseñados para cada proceso requerido para lograr la segmentación completa del iris (2.4).

2.1. RECONOCIMIENTO DE IRIS

El uso del iris como medida biométrica, ha sido ampliamente investigado desde la publicación de la patente generada por John Daugman¹ en el año 1994 [15]. Él establece que es posible reconocer a un individuo mediante los patrones formados al interior del iris y que esto se puede realizar a través de una secuencia de procesos secuenciales, según se muestra de forma esquemática en la Ilustración 2 [1] [16]. La mayor parte de los trabajos publicados hasta el momento sobre este tema se han basado en el paradigma establecido por esta patente. En la actualidad es posible encontrar algunos dispositivos de reconocimiento automático de iris desarrollados con fines comerciales y de investigación [18].

¹ University of Cambridge, Cambridge, Reino Unido, john.daugman@cl.cam.ac.uk

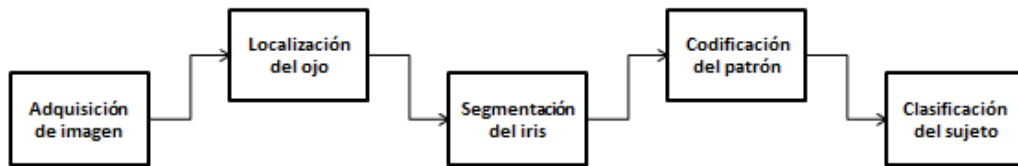


Ilustración 2: Diagrama esquemático de un sistema de reconocimiento por iris.

El proceso de reconocimiento de personas mediante el iris comienza con la adquisición de imágenes que contengan un rostro humano, o en su defecto, un ojo humano. La evolución de la tecnología relacionada a la fotografía digital, ha permitido obtener imágenes cada vez con mejor resolución y a menor costo, lo que ha facilitado la investigación de la biometría del iris. Cada publicación sobre el tema utiliza un modelo de cámara propio, de acuerdo a lo existente en el momento del estudio, lo que obliga a actualizar los modelos diseñados con el tiempo, lo mismo ocurre con el tipo de iluminación aplicado. Las cámaras pueden ubicarse en posición siempre fija o ser ubicadas sobre superficies movibles, de forma de poder adaptarlas a la posición del usuario. La imagen adquirida puede contener el rostro completo o sólo secciones de este. Se puede trabajar con imágenes únicas o con secuencias de video. Todo esto depende del modelo de reconocimiento que se desee implementar [12].

La localización exacta del ojo (si es que existe) dentro de la imagen resulta necesaria para poder acotar la zona de búsqueda del iris con la cual se deberá trabajar posteriormente. Este paso puede lograrse de forma directa al momento de fotografiar al sujeto, ya sea enfocando directamente a la zona del ojo, como también se puede obtener de forma computacional a partir de una imagen más amplia del rostro. Todas las publicaciones revisadas se enfocan en la aplicación de estrategias de segmentación sobre el iris. No se sabe de estudios que tengan la intención de realizar el reconocimiento aplicando algún método de detección del iris alternativo [20]. Múltiples estudios se han desarrollado en esta parte del proceso, lo que ha conllevado a la generación de diversas bases de datos y la publicación de múltiples algoritmos de segmentación, con diversos niveles de efectividad y costo computacional [3].

La codificación de un patrón de iris segmentado resulta necesaria para poder lograr una clasificación del sujeto con respecto a otros integrantes de una base de datos. La codificación binaria de 2048 bits planteada por Daugman resultó ser la primera publicación en este ámbito. Su generación se basa en el uso de filtros de Gabor 2-D sobre una imagen estirada del iris (realizando

transformación de coordenadas polares a cartesianas). Para lograr clasificar los patrones obtenidos, el mismo Daugman propuso el uso de una medida conocida como la Distancia de Hamming (HD) [5]. Posteriormente Richard Wildes² propuso su propio método de codificación basado en filtros Laplacianos y Gaussianos, aplicando métodos estadísticos para realizar las comparaciones. Esta área sigue siendo ampliamente estudiada de forma activa debido a los constantes cambios que ocurren en la adquisición de imágenes y en los esquemas de segmentación que se publican [2]. En los últimos años han surgido diversas metodologías alternativas, que han sido publicadas por múltiples autores, pero que no entran dentro de los alcances de este estudio. Se han realizado esfuerzos por normalizar estos códigos, de forma de facilitar el intercambio de información entre diferentes bases de datos, para lo cual se han desarrollado normas ANSI e ISO al respecto [31].

Completando esta serie de pasos, es posible realizar un reconocimiento de personas de alta efectividad y eficiencia computacional. Hasta la fecha todos los dispositivos de reconocimiento de iris conocidos trabajan con muchas restricciones en la adquisición de imágenes. Usualmente la adquisición de datos se realiza a cortas distancias (usualmente inferiores a 1[m]) y con el sujeto mirando voluntariamente de forma fija y con los ojos bien abiertos hacia la cámara, a la vez que la iluminación ambiental se mantiene controlada, de forma de reducir al mínimo los reflejos en el iris. Con esto es posible obtener fotografías de alta resolución y calidad. Con este tipo de imágenes resulta muy efectiva la aplicación de algoritmos de segmentación, de los cuales se han observado trabajos publicados con efectividad de hasta un 99.76%, lo que muestra el nivel de perfeccionamiento de estos métodos con este tipo de imágenes [3]. Este enfoque inicial también ha mostrado buenos resultados en aplicaciones reales, como el caso del aeropuerto de Dubai y en todos sus los pasos fronterizos de los Emiratos Árabes Unidos [14]. El enfoque actual se da en el ámbito del trabajo con imágenes adquiridas sin (o con muy pocas) restricciones sobre el usuario, las cuales poseen características muy diferentes a las observadas en las primeras publicaciones, lo que aumenta sin duda alguna la dificultad del problema [23]. Este trabajo bajo condiciones no-ideales ha abierto un nuevo campo de estudio en la biometría del iris [11].

2.2. EL IRIS EN CONDICIONES NO-IDEALES

En el momento en que el usuario deja de cooperar con el proceso de adquisición de imágenes, se observa que los sistemas reducen su efectividad de forma considerable. Cerrar los

² York University, Ontario, Canada, wildes@cse.yorku.ca

ojos, no mirar directamente a la cámara, moverse, usar artefactos que cubran los ojos (lentes oscuros u otros), son algunos de los factores que influyen en la obtención de imágenes de baja calidad o no-ideales [19]. Estos problemas agregan más grados de dificultad al proceso de segmentación del iris y abren el camino a una nueva área de la biometría del iris, donde se pretende eliminar las restricciones impuestas a los usuarios y aumentar la efectividad de los sistemas en situaciones donde no existe de control sobre estos [30].

Cuando se trabaja en condiciones no-ideales, aparecen más parámetros a considerar durante la segmentación que en el caso ideal. Estas nuevas facciones a ser consideradas tienen origen en el usuario, en la cámara y en la iluminación principalmente. Un resumen de los factores a considerar al momento de generar un método de segmentación se muestran a continuación [20]:

- Tipo de iluminación sobre el ojo (NIR o luz visible)
- Problemas de iluminación (excesiva, precaria y reflejos especulares)
- Baja resolución de imagen
- Presencia de oclusiones de párpados, pestañas, lentes u otros
- Posición del ojo no frontal
- Cantidad de información del iris insuficiente
- Movimiento del sujeto

2.2.1. TIPO DE ILUMINACIÓN SOBRE EL OJO

La mayoría de los equipos de captura utilizados, tanto para investigación como de manera comercial, utilizan iluminación de tipo NIR (infrarrojo cercano, longitudes de onda entre 700 y 900[nm]). El uso de este tipo de iluminación presenta ciertas limitaciones técnicas relacionadas con la distancia focal a utilizar y la elevada cantidad de luz que se requiere en el proceso. La utilización de iluminación NIR influye también en la calidad de las imágenes adquiridas, principalmente porque genera mayor contraste entre secciones del ojo, como la pupila y el iris. También aumenta el contraste de las cejas y pestañas, lo que facilita su detección [24]. Múltiples bases de datos han sido adquiridas bajo este tipo de iluminación, siendo estas las más utilizadas para la generación de algoritmos de segmentación [3]. En la Ilustración 3 se muestran dos ejemplos de imágenes de la base de datos MMU³ (a) y CASIA⁴ (b).

³ Multimedia University, Malasia, <http://pesona.mmu.edu.my/~ccte/>



a)

b)

Ilustración 3: Imágenes de iris adquiridas con iluminación NIR, a) MMU, b) CASIA.

La luz NIR puede resultar perjudicial para el ojo humano si no es aplicada de forma correcta (se establece una irradiación máxima para asegurar para la integridad del ojo de $10[\text{mw}/\text{cm}^2]$) y resulta difícil de aplicar a sujetos ubicados a grandes distancia de la cámara. Esto motivó a Hugo Proença⁵ a estudiar la adquisición de imágenes de iris bajo iluminación de longitud de onda visible (longitudes de onda entre 400 y 700[nm]). Para personas con iris de color claro (azul o verde claro) o clarooscuro (café claro, castaño o verde oscuro) se observó un alto nivel de factibilidad de uso de estas imágenes. Para un iris oscuro (café oscuro o negro) se observan problemas de distinción entre pupila e iris [24]. Existen muy pocas bases de datos adquiridas con iluminación natural, siendo UBIRIS⁶ la mejor considerada dentro de este estilo [25]. En la Ilustración 4 se muestran ejemplos de imágenes de la base de datos UBIRIS versión 2 (a) y UPOL⁷ (b).

⁴ CASIA Iris Database, <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>

⁵ Universidad de Beira Interior, Covilha, Portugal, hugomcp@di.ubi.pt

⁶ UBIRIS Iris Database, <http://iris.di.ubi.pt/>

⁷ UPOL Iris Database, <http://phoenix.inf.upol.cz/iris/>

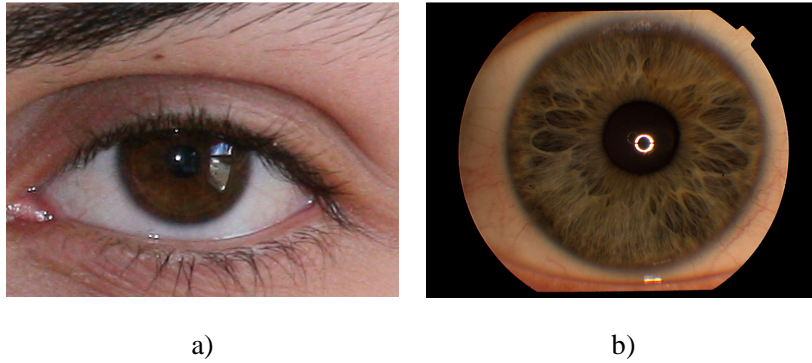


Ilustración 4: Imágenes de iris adquiridas bajo luz visible, a) UBIRIS, b) UPOL.

Las diferencias entre imágenes adquiridas con ambos tipos de iluminaciones son muy grandes. Existen diversas bases de datos disponibles para investigación, las cuales han sido adquiridas en condiciones diferentes, por lo que se obtiene un abanico de posibilidades para el trabajo con iris [3]. No se existen estudios conclusivos sobre la correlación de la información obtenida del iris al trabajar con diferentes longitudes de ondas [20].

2.2.2. PROBLEMAS DE ILUMINACIÓN

La presencia de fuentes de iluminación no controladas al momento de adquirir imágenes del ojo de un sujeto puede generar reflexiones especulares o brillos dentro del iris. Este efecto consigue disminuir la cantidad de información contenida en el iris y genera ruido que puede llegar a afectar al proceso de segmentación. Trabajando con imágenes adquiridas sin (o con pocas) restricciones sobre el usuario, se hace difícil controlar la aparición de este problema, por lo que resulta necesario considerarlo como parte del algoritmo de segmentación. El uso de lentes de contacto también puede influir en la aparición de reflejos especulares, debido al cambio de curvatura que le generan al ojo [16].

La falta o el exceso de iluminación también pueden generar problemas, debido a que pueden dificultar la distinción entre las diferentes secciones del ojo, reduciendo el contraste que existe entre las diferentes partes del ojo. Métodos de compensación de la iluminación pueden mostrarse útiles para enfrentar este problema. En la Ilustración 5 se muestra una imagen muy iluminada (a) y otra muy oscura (b) [25].

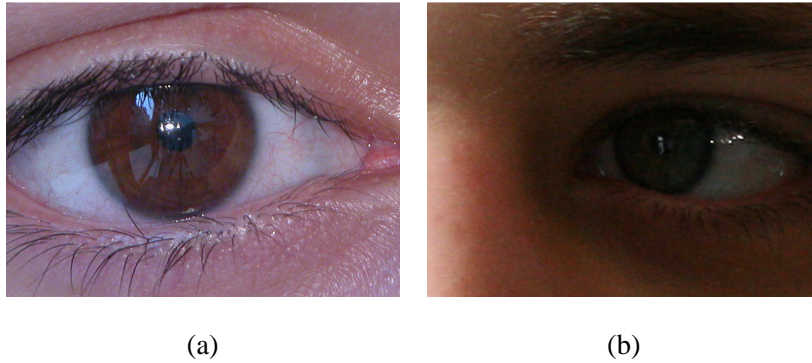


Ilustración 5: Ejemplos de iris con problemas de iluminación, UBIRIS.

2.2.3. PROBLEMAS DE RESOLUCIÓN

Si un sujeto se ubica en una posición muy cercana o muy lejana con respecto a la cámara, la imagen adquirida puede resultar fuera de foco, lo que implica tener una foto borrosa o poco distinguible. Lo mismo ocurre cuando la cámara se encuentra mal calibrada o mal dimensionada para la situación en que ocurre la adquisición de imágenes. Los problemas generados por este efecto son importantes, debido a que muchos métodos de segmentación dependen directamente de la calidad de la imagen dentro de sus algoritmos, ya sea para detectar el límite límbico o para diferenciar la pupila [29]. La Ilustración 6 muestra un par de imágenes de iris con problema de enfoque, las que presentan un gran desafío para la segmentación [25].



Ilustración 6: Ejemplos de iris con baja resolución, UBIRIS.

2.2.4. OCLUSIONES

Las oclusiones, que ocurren debido a que la zona del iris se encuentra cubierta de forma parcial o total, generan problemas de pérdida de información para realizar la clasificación. Esta

información no puede ser recuperada de forma sencilla, sin requerir cooperación del usuario. Para la segmentación, esta situación puede llegar a representar una complejidad importante, debido a que las oclusiones no poseen patrones fijos, de tal manera que puedan ser detectadas de forma sencilla [20].

Como oclusiones se pueden considerar los párpados, las pestañas, el pelo, los anteojos y los lentes de contacto, entre otros. Cada ser humano posee un formato de ojo propio, el cual cambia considerablemente con la etnia y la edad, además de que existen múltiples tipos de anteojos y de lentes de contacto. La Ilustración 7 muestra imágenes de iris ocluidos por los párpados (izquierda) y por lentes (derecha) [25].



Ilustración 7: Ejemplos de iris ocluidos, UBIRIS.

2.2.5. ROTACIÓN DEL OJO

Los sistemas tradicionales de reconocimiento de iris cuentan con que el usuario observe de forma directa hacia la cámara, de forma de que el iris quede en la zona frontal del ojo y se simplifique su búsqueda y segmentación. Al adquirir imágenes de iris a la distancia y con el sujeto en movimiento, aumentan las probabilidades de que su mirada se encuentre fija en puntos distintos al de la cámara o bien que la cara se encuentre rotada [20]. Ejemplos de imágenes de ojos no frontales se muestran en la Ilustración 8 [25].

Los cambios de posición del iris pueden causar la desaparición de una sección de la esclerótica en la imagen capturada, lo que causa problemas al momento de detectar el límite límbico, debido a que la diferencia de intensidad entre el iris y la piel es menor que entre el iris y la esclera. Además esta rotación afecta la forma en que se observa el iris, ya que por la perspectiva este pierde su forma

circular. Todo esto obliga a tomar consideraciones apropiadas al momento de realizar la segmentación, ya que son casos que no se tomaban en cuenta en las publicaciones tradicionales [8].



Ilustración 8: Ejemplos de iris no frontales, UBIRIS.

2.2.6. REQUERIMIENTOS DE RESOLUCIÓN

El iris, al tratarse de un elemento de tamaño muy reducido, con un diámetro cercano a 1[cm] regularmente [19], resulta difícil de fotografiar con alta resolución a la distancia. La norma ISO/IEC 19.794-6 establece resoluciones digitales mínimas para la adquisición de estas imágenes, de forma de poder facilitar la clasificación del sujeto [31]. En la Tabla I se muestra un resumen de la calidad de una imagen adquirida según la cantidad de píxeles que debe tener el diámetro del iris en ella.

Tabla I: Calidad de imagen según diámetro del iris.

Calidad de imagen de iris	Diámetro del iris [px]
Marginal	<100
Aceptable	100-150
Bueno	151-200
Excelente	>200

En la Ilustración 9 donde es posible observar una imagen para cada una de las clases de calidad de imagen establecidas, donde se destacan cuatro categorías: marginal (a), aceptable (b), bueno (c) y excelente (d), las cuales dependen exclusivamente del radio del iris en cada uno de los casos [25].. Todas estas imágenes son útiles para generar algoritmos de segmentación de iris, pero los pasos de codificación y clasificación se ven directamente influenciados por estos requerimientos de resolución.

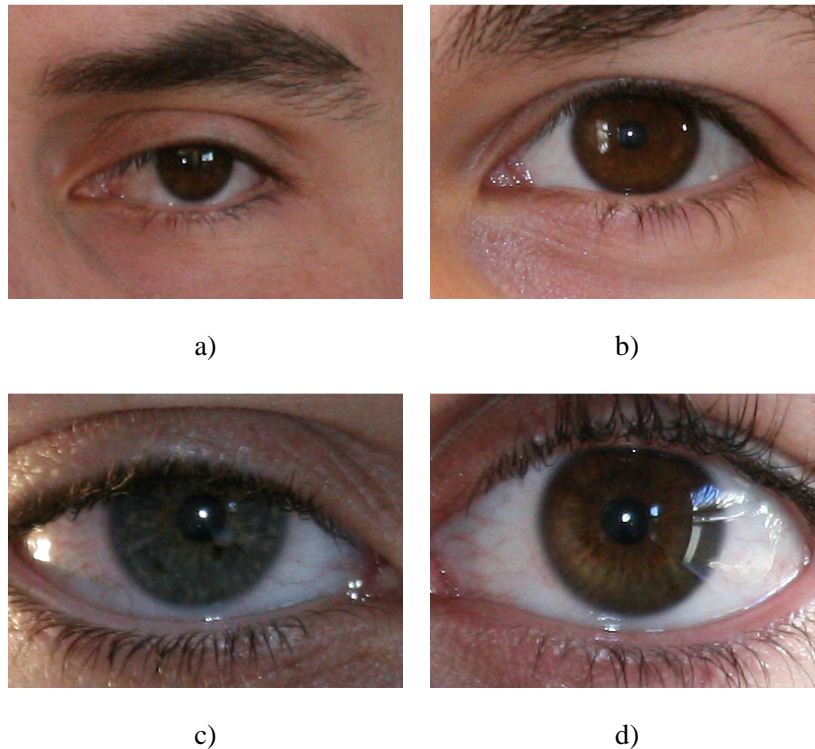


Ilustración 9: Ejemplos de iris según calidad de imagen, UBIRIS.

2.3. SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO DE IRIS A LA DISTANCIA

La primera publicación sobre la factibilidad de realizar el reconocimiento de personas mediante el iris a distancias superiores a 1[m], data del año 2005. El estudio consistió en utilizar cámaras con teleobjetivos para obtener imágenes de iris de sujetos ubicados a 5[m] y 10[m] de distancia, iluminados con luz NIR. Con esto se demostró la factibilidad del reconocimiento del iris a grandes distancias, obteniendo iris de 128 píxeles de diámetro, pero aplicando un elevado nivel de restricciones sobre los usuarios al adquirir las imágenes [7].

El primer prototipo comercial de un sistema de reconocimiento de iris a distancia fue el denominado *Iris on the Move*TM (IOM), desarrollado por la James Matey en la Corporación Sarnoff⁸. Se fijó un juego de cámaras estáticas al frente de un portal similar a un detector de metales usado típicamente en aeropuertos. El usuario caminaba a través del pórtico a una velocidad menor a 1[m/s], donde se le tomaba una fotografía bajo iluminación NIR. El sistema era capaz de realizar el

⁸ SRI Sarnoff, Princeton, NJ, Estados Unidos, www.sarnoff.com

reconocimiento del individuo a una distancia de 3[m], contando con un alto nivel de cooperación por parte de este (ojos abiertos, mirada fija a la cámara, altura correcta, etc.), logrando apenas un 78% de efectividad en el reconocimiento en un tiempo de 3[s] de procesamiento [19].

El año 2009 se publicó un nuevo sistema de reconocimiento de iris a distancia, desarrollado en el instituto CASIA por el equipo liderado por Tieniu Tan, esta vez utilizando cámaras unidas a una unidad *pan-tilt-zoom* (PTZ). De esta forma el sistema de detección de ojos podía adaptarse a sujetos que no se encuentran dentro de la zona de detección establecida originalmente. El sistema permitía un reconocimiento a una distancia de 3[m] utilizando iluminación NIR, con una efectividad de 96% y un tiempo de procesamiento de 3[s], lo que implicaba amplias mejoras con respecto a sistemas anteriores. Otra innovación de este trabajo es la de considerar la selección de imágenes de buena calidad antes de comenzar con el proceso de segmentación, para lo cual se aplican mediciones del enfoque de la cámara [30].

2.4. SEGMENTACIÓN DE IRIS EN CASOS NO-IDEALES

La etapa de segmentación corresponde a una de las tantas fases involucradas en el proceso de reconocimiento de iris. Se trata de obtener una delimitación de la zona en la que se ubica el iris dentro de una imagen que contenga un ojo obtenida bajo condiciones particulares pre-establecidas. Los primeros algoritmos de segmentación fueron desarrollados por Daugman y posteriormente por Wildes, los cuales se basaron principalmente en la naturaleza circular del iris para plantear sus métodos [2] [5] [16]. Los modelos actuales de segmentación se siguen basando en gran medida en las propuestas originales de Daugman y Wildes, pese a que han surgido nuevos algoritmos [3]. Al trabajar con imágenes adquiridas en condiciones no-ideales y de baja resolución, queda demostrada la pérdida de efectividad que sufren los métodos tradicionales y se hace latente la necesidad de generar algoritmos más robustos que permitan realizar una correcta segmentación [22].

La segmentación, al corresponder a uno de los primeros pasos a ser realizados durante el proceso de reconocimiento de un sujeto mediante su iris, posee una gran importancia en la efectividad del proceso completo. Errores en esta etapa pueden conllevar a mayores errores en las etapas siguientes de codificación y reconocimiento. En el año 2009, con la aparición de diversas bases de datos de iris de gran tamaño, se pudo realizar pruebas para observar el efecto de una mala segmentación en la tasa de reconocimiento. Aplicando el concepto básico de que tanto el iris como la pupila forman círculos perfectos, se establecen dos tipos de errores: error de traslación y error de escala. Un error

de traslación se define como una detección errónea de la posición del centro de la pupila o del iris, mientras que un error de escala corresponde a los casos en que la pupila o el iris son detectados con círculos de mayor o menor radio que el real. Los resultados del estudio muestran un efecto directo en la tasa de reconocimiento de la clasificación, llegando a niveles casi insostenibles de error cuando las diferencias alcanzan apenas los 5 píxeles [20] [22].

Durante el año 2008, Proença y Alexandre diseñaron un concurso especialmente enfocado a la segmentación de iris adquiridos en condiciones no-ideales bajo luz visible, el cual se denominó como *Noisy Iris Challenge Evaluation I* (NICE.I). La intención era generar algoritmos que permitieran segmentar el iris en imágenes pertenecientes a la base de datos UBIRIS v2, las cuales contienen niveles muy elevados de ruido [25]. Un total de 97 grupos de trabajo de diversas nacionalidades enviaron sus trabajos a la competición. La evaluación se realizó con un conjunto de 500 imágenes de la base de datos, donde el equipo del instituto CASIA obtuvo el menor porcentaje de error entre todos los participantes [21].

Los ocho trabajos que obtuvieron los mejores resultados fueron publicados y es posible observar en estas publicaciones que diversos métodos fueron utilizados para lograr el mismo objetivo. La implementación de estos métodos se realiza en general siguiendo un ordenamiento similar, detectando el límite límbico, la pupila, las pestañas y los párpados. En algunos casos se realiza primero una búsqueda aproximada de la ubicación del iris, la cual se refina en pasos posteriores. Los tiempos que tardan los diferentes algoritmos para segmentar son revelados sólo en algunos de los trabajos, donde se declaran desde varios minutos hasta menos de un segundo [8].

2.4.1. PREPROCESAMIENTO DE LA IMAGEN

El problema del foco de la cámara en la adquisición de imágenes ha sido tratado desde el comienzo. La primera propuesta de mejora de la calidad de la imagen la propone Daugman, aplicando filtros cuadrados basados en Gaussianas sobre la imagen. A partir de eso se calcula una medida del foco para cada imagen que se procesa, comparándola con el valor de una imagen perfectamente enfocada [16]. Lo mismo se puede realizar con un filtro pasa altos de menor tamaño. El cálculo de la medida del foco se puede realizar de diversas maneras y a partir de esto es posible reconstruir la imagen de forma de poder aumentarle la calidad [29] [30]. La promediación de *frames* de imágenes adquiridas de forma secuencial también resulta como un método popular para enfrentar este problema.

Los reflejos especulares se generan por problemas de iluminación durante la adquisición de imágenes para la detección del iris, donde la cornea refleja la luz, usualmente artificial, que le llega de forma directa al ojo, generando manchas muy brillantes en diversas posiciones del ojo. Estas manchas son consideradas como ruido y causan problemas en la aplicación de métodos de segmentación. Por lo general estos reflejos poseen los valores más brillantes de intensidad dentro de una imagen, junto con una forma generalmente circular. También existe un segundo tipo de reflejo, de menor intensidad pero que abarca una superficie mayor del ojo, el cual es denominado como *fantasma*, generado usualmente por la iluminación de fondo del lugar de adquisición de la imagen [3]. En la Ilustración 10 se muestra un iris con alta presencia de reflejos especulares y de reflejos de tipo “fantasma” [26].

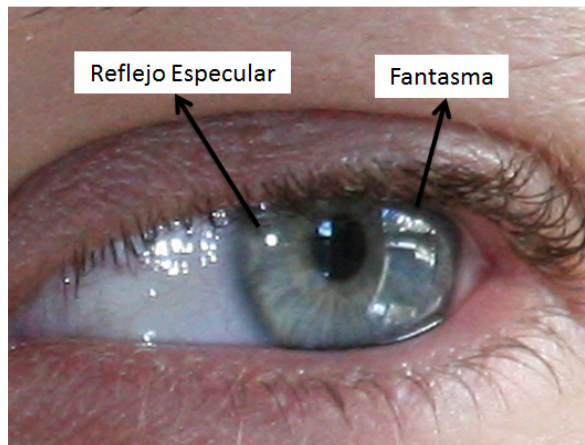


Ilustración 10: Iris con presencia de diversos reflejos especulares, UBIRIS.

Los reflejos especulares se eliminan aplicando umbrales fijos o adaptivos, con lo que se obtiene la ubicación de estos puntos. Posteriormente se procede a rellenar estos lugares utilizando información de píxeles cercanos a los removidos. Esta labor resulta importante en la segmentación, debido a que los reflejos especulares pueden causar pérdida de información en algunos casos. Los píxeles removidos se modifican para realizar la segmentación, de forma de eliminar o reducir el ruido que generen a los algoritmos que se implementen, pero se eliminan completamente al momento de realizar la codificación [4] [28] [32].

Los *fantasmas* resultan difíciles de eliminar con la aplicación de umbrales sobre la imagen completa, debido a que no poseen componentes tan brillantes como los reflejos especulares. La

eliminación de estas zonas requiere trabajar de forma local sobre la zona del iris, utilizando la información de las tres componentes de color de la imagen [26].

2.4.2. DETECCIÓN DEL IRIS

La localización del iris dentro de la imagen se realiza en un comienzo en forma gruesa, de manera de poder tener una estimación sobre su ubicación y con eso tener un punto de partida para poder lograr la segmentación exacta del límite límbico (límite entre el iris y la esclera del ojo). Un método popular ha resultado ser el de la utilización de *Clusters*, donde la imagen del ojo se separa en diferentes zonas dependiendo de la cuantización de los niveles de escala de grises de esta. Con esto se pueden diferenciar diferentes componentes del ojo, lo que permite establecer una búsqueda aproximada de la localización del iris [4] [23] [28].

Otra forma de detectar el iris resulta de la utilización de clasificadores de tipo *AdaBoost*, los cuales al estar correctamente entrenados, pueden entregar la posición exacta del ojo dentro de una imagen que lo contenga. Con esta metodología se puede reducir el área de búsqueda del ojo, de forma de mejorar la efectividad de las siguientes etapas de segmentación [13] [28].

La existencia de la esclera también sirve como referencia para obtener la ubicación del iris, principalmente cuando esta presenta una diferencia considerable de contraste con respecto al iris. Esta metodología, que consiste en aplicar binarización por umbral a la imagen, funciona aun cuando el ojo esté rotado y sólo se pueda observar una parte de la esclera [8].

2.4.3. SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO

Para la segmentación del iris o del límite límbico, correspondiente al borde existente entre el iris y la esclera dentro del ojo, la mayor parte de los trabajos publicados se basan en las metodologías ideadas por originalmente por Daugman y Wildes. Estos algoritmos se basan en el supuesto de que el iris posee una forma circular perfecta para realizar la detección, buscando siempre círculos dentro de la imagen [3].

El método de Daugman se basa en el uso de un operador integrodiferencial para buscar círculos dentro de la imagen. Se trabaja en el espacio de tres parámetros, donde se buscan las coordenadas del centro y el radio de círculo correspondiente. En un comienzo la búsqueda se realiza de forma

amplia, para luego focalizarla a la zona de mayor interés [16]. Su comprobada robustez frente a la presencia de artefactos frente al ojo e imágenes de baja resolución hacen que sea uno de los algoritmos más utilizados en las publicaciones sobre el tema [3].

La metodología ideada por Wildes corresponde a un proceso que funciona en dos etapas. Primero se debe convertir la imagen del ojo en un mapa de bordes binario. Esto se logra mediante la aplicación de algún detector de borde basado en diferencias de gradiente, donde un detector de borde del tipo Canny resulta suficiente. Luego se usa la información de los bordes encontrados para detectar círculos en la imagen usando la transformada de Hough [2] [9].

La principal desventaja de estos dos métodos es la búsqueda exhaustiva que deben realizar para determinar la posición del centro del círculo y el radio de este. Los trabajos posteriores se han dedicado a hacer más eficientes estos algoritmos, junto con idear nuevas formas de realizar esta segmentación. En casos en que un iris no posea una forma perfectamente circular, como en casos donde se encuentra rotado el ojo, aumenta la probabilidad de error de los métodos clásicos, que buscan círculos perfectos. La búsqueda de dos círculos mediante la metodología de Wildes puede mejorar este problema, delimitando cada costado del iris por una de las circunferencias. Esto redobla el tiempo de búsqueda, pero mejora la efectividad de los algoritmos tradicionales [8].

Un ejemplo de esto es la utilización de imágenes traspasadas de coordenadas cartesianas a polares, lo cual fue propuesto por el propio Daugman. El estiramiento de la imagen del iris permite aplicar estrategias de búsqueda de contornos activos. Esta metodología se basa en la minimización de una curva de energía, las cuales se ven influenciadas por fuerzas externas e internas de la imagen y permite encontrar bordes de objetos convexos. La aproximación de la curva con series de Fourier es otra forma de encontrar contornos activos y se basa en la estimación de los coeficientes discretos de una expansión de Fourier [17]. Similar a esto existe un método de “tira y afloje”, donde se utiliza el principio de la Ley de Hooke para detectar el centro del iris mediante el ajuste de fuerzas de resortes [13]. El principal beneficio que se obtienen de estas estrategias es su adaptación a formatos no circulares que puede adquirir el iris en algunas situaciones.

2.4.4. SEGMENTACIÓN DE LA PUPILA

La pupila posee características muy similares al límite límbico en lo referente a la forma y a la diferencia de contraste que presenta con respecto al iris, donde la pupila es más oscura que el iris,

que a la vez es más oscuro que la esclera. Con esto se hace posible la aplicación de los mismos métodos descritos para el límite límbico, inclusive es posible utilizar información adquirida durante la segmentación del iris para disminuir los tiempos de procesamiento en este caso (centro y radio). Por lo general la pupila no forma un círculo concéntrico al iris, por lo que se requiere definir por separado los tres parámetros que la definen [5].

Es posible realizar mejoras sobre la imagen, de forma de mejorar la efectividad de la aplicación de detectores de borde al límite de la pupila. El aumento del contraste de la imagen sirve para lograr una mayor distinción entre la pupila y el iris, con lo que se marca mejor la diferencia entre ambas zonas. No existen restricciones sobre el momento en que se deba buscar la pupila dentro de la segmentación, en algunos casos es lo primero a ser detectado, en otros lo dejan para el final e incluso se puede detectar de forma simultánea al límite límbico [8] [26].

2.4.5. DETECCIÓN DE PESTAÑAS

Las pestañas generan importantes oclusiones sobre el iris, las cuales deben ser eliminadas durante la segmentación. En muchos algoritmos publicados simplemente se omite este paso y se procede a realizar un recorte lineal de la zona donde se detecta la presencia de los párpados. Las principales oclusiones por pestañas ocurren en la cercanía del párpado superior, donde por gravedad las pestañas se doblan hacia abajo y cubren partes del ojo. Estas propuestas se muestran más robustas para realizar la segmentación en condiciones no-ideales, pero a su vez pierden información valiosa sobre el iris [8] [28] [32]. Solamente en algunos trabajos se realiza una real segmentación de esta zona.

La primera aproximación a esta problemática considera la designación de una sección en la parte superior del iris, dependiente del radio de la pupila y el iris antes encontrados. En este segmento existe la mayor probabilidad de encontrar pestañas ocluyendo el iris y éstas generan un histograma diferente al que se podría observar en la zona donde no debiesen existir pestañas. Comparando los histogramas de ambas secciones del iris, se puede obtener un umbral que permite discriminar las pestañas [4].

Otra propuesta establece que las pestañas pueden ser separadas en dos tipos, las separables (se puede distinguir una fibra de otra) y las difusas (no es posible distinguir los bordes de las pestañas), según se muestra en la Ilustración 11. Las pestañas difusas pueden ser eliminadas aplicando

umbrales de detección generados por la media y varianza de los píxeles correspondientes al iris aplicados a pequeñas ventanas sobre el mismo. Las pestañas separables se pueden eliminar aplicando filtros lineales en múltiples direcciones y comparando los resultados con la misma media y varianza que en el caso difuso. Conforme se va realizando la comparación, los filtros van modificando su forma, con tal de adaptarse a las múltiples direcciones que pueden adquirir las pestañas [26].



Ilustración 11: Iris ocluido por pestañas, UBIRIS.

Existe un método de detección de pestañas similar al anterior, pero que se basa en el uso de los filtros de Gabor para extraer las características y realizar la detección en diversas orientaciones. El ajuste del filtro se debe realizar de forma relativamente manual, utilizando información previa sobre las imágenes seleccionadas. Las pestañas separables se detectan al aplicar un umbral después de la convolución de la parte real del filtro con la imagen [27].

2.4.6. SEGMENTACIÓN DE PÁRPADOS

Las oclusiones de párpados requieren de cuidados especiales durante la segmentación, debido a sus formas irregulares. Los métodos dedicados a esta tarea se dividen en dos tipos, los que se intentan adaptar a la curvatura de este y los que segmentan por medio de rectas. La detección del párpado superior e inferior no se realiza en todos los casos de la misma manera, debido a que pueden tener diferentes formas en ciertos casos. Por otro lado, el párpado superior puede presentar ruido debido a la presencia de pestañas, el cual impide distinguir el verdadero límite de este [4].

Un método que segmenta utilizando rectas se realiza mediante comparaciones de pequeñas secciones cercanas entre sí, ubicadas alrededor de la sección del iris encontrada previamente. Comparando estadísticamente estos pequeños cuadrados, se puede distinguir la diferencia entre el párpado y la esclera. Si se hace el mismo procedimiento a ambos lados del iris, se encuentran dos puntos que marcan el límite de piel y esclerótica, los cuales se unen con una recta, la cual delimitaría la zona del párpado [32].

La forma geométrica que más se asemeja al formato de los párpados es la parábola. Realizando pequeños ajustes al operador integrodiferencial de Daugman, es posible hacer que busque parábolas que se adapten a la forma del párpado. La búsqueda del borde se realiza en las zonas donde se junta el párpado con la esclera. Este método se puede aplicar a ambos párpados por igual [28]. La aplicación de un filtro de *ranking* 1-D horizontal permite eliminar las pestañas verticales que se ubican sobre el párpado, lo que reduce el ruido al aplicar un detector de borde y mejora la efectividad de la búsqueda de parábolas mediante la transformada de Hough [4]. Lo mismo ocurre al aplicar filtros lineales que se adaptan al nivel de foco de la imagen [26].

CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA

En este trabajo se desarrolla un algoritmo de segmentación automático de iris en imágenes digitales. La metodología se basa principalmente en los trabajos publicados por Tan et al. [4] y Sankowski et al. [32], los cuales corresponden a aquellos que obtuvieron las mejores puntuaciones en el concurso NICE.I [21]. De cada uno de los trabajos se utilizaron las mejores técnicas de segmentación para los diferentes elementos que existen dentro del ojo y en los alrededores de este. La implementación de estos algoritmos consiste en la unión de diversos procesos requeridos para la segmentación. Los diseños se ejecutan finalmente de forma secuencial, debido a la necesidad de traspaso de información entre ellos.

Este capítulo describe el diseño de todos los algoritmos requeridos en el proyecto, mostrando en que se basan, los parámetros seleccionados y sus condiciones de operación. Se comienza detallando la base de datos que se utilizará durante el proyecto (3.1). Luego se detalla la implementación de cada una de las partes que componen el método diseñado (3.2). Por último se presenta la metodología utilizada para realizar la medición de efectividad del método (3.3).

3.1. BASE DE DATOS

Existen diversas bases de datos de iris que han sido liberadas para su uso en la investigación universitaria y de institutos especializados. El instituto CASIA ha sido el principal responsable de la elaboración de estas, habiendo liberado ya cuatro versiones hasta la fecha, todas adquiridas con iluminación NIR. Otras bases de datos similares son las generadas por WVU, UPOL, MMU, USNA e ICE, junto con otras menos conocidas [3]. Como para la iluminación NIR representa problemas para el reconocimiento de iris en condiciones no-ideales, se requiere trabajar con conjuntos de imágenes adquiridas bajo diferentes condiciones de iluminación, luz visible en este caso particular [24].

La base de datos UBIRIS cumple con los requisitos que exige este trabajo y ya ha sido utilizada en diversas publicaciones, obteniendo muy buenos resultados de segmentación y reconocimiento de iris. Se han publicado dos versiones hasta la fecha, siendo la segunda versión mucho más grande y completa que la primera. La incorporación de imágenes fuertemente ocluidas o borrosas, ayuda a

generar sistemas de reconocimiento más robustos y efectivos para ser aplicados en condiciones reales de operación.

3.1.1. ESPECIFICACIONES TÉCNICAS DE LA BASE DATOS UBIRIS v.2

La base de datos UBIRIS v.2 se caracteriza por la forma en que fueron adquiridas las imágenes que la conforman. Los sujetos están en movimiento a grandes distancias de la cámara y con posturas aleatorias al momento de ser retratados. Pueden tener los ojos cerrados o cubiertos por su cabello. Fuentes de iluminación natural y artificial apuntan directamente a sus ojos y la cámara no se enfoca de forma automática. Estos conceptos ayudan a tener un conjunto de imágenes de calidades muy diversas, lo que hace que sea posible generar el algoritmo de segmentación de iris a partir de ella [25]. En la Tabla II se muestran los detalles técnicos de UBIRIS v.2.

Tabla II: Características base de datos UBIRIS v.2.⁹

N° de Imágenes	11.102
N° de Sujetos	261
N° de Iris	522
N° de Sesiones	1 o 2
Imágenes por Sesión	15
Relación Hombres - Mujeres	54.4% - 45.6%
Cámara Utilizada	Canon EOS 5D
Dimensiones de la Imagen	400x300 [Píxeles]
Resolución de Adquisición	72[ppi] ¹⁰
Resolución de Profundidad	24[ppi]
Peso del Archivo	362[kB]
Formato del Archivo	.tiff

Para la adquisición de las imágenes, se le pedía a un sujeto caminar a paso lento en dirección al conjunto de cámaras. En la Ilustración 12 se muestra la disposición de estos equipos, donde A y B corresponden a las cámaras fotográficas, C y D a las fuentes de iluminación (artificial y natural) y E es el sujeto fotografiado. El individuo es retratado a 4, 5, 6, 7 y 8 metros de distancia con respecto al equipo, para cada caso se le pide al mismo observar de frente y luego hacia la izquierda y derecha.

⁹ <http://iris.di.ubi.pt/ubiris2.html>

¹⁰ dpi: Pixels Per Inch (Píxeles por Pulgada)

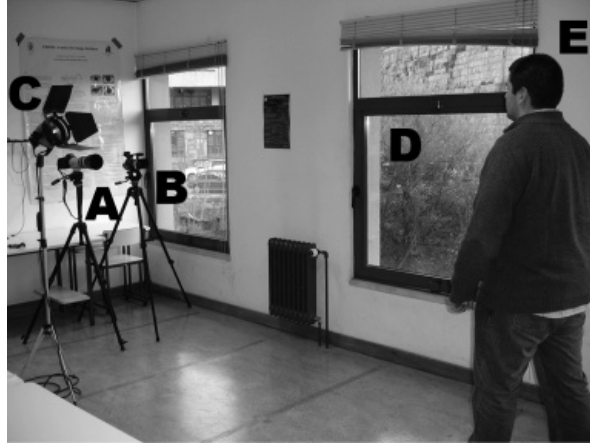


Ilustración 12: Disposición de los equipos para la adquisición de imágenes de iris en UBIRIS v.2.

De acuerdo a la documentación de la base de datos, se sabe que la codificación de cada imagen incluye la clasificación del sujeto, el ojo fotografiado, la sesión, la distancia con respecto a la cámara y la dirección de la mirada. A partir de esto se obtiene el siguiente código para cada imagen:

"C"+ ID _OJO + "_S"+ ID _SESIÓN + "_I"+ ID _IMAGEN + ".tiff"

El detalle de las componentes del código son las que se muestran a seguir:

- ID_OJO: Identificación del voluntario
 - N° impar: Ojo derecho.
 - N° par: Ojo izquierdo.
 - $2*k$ y $2*k+1$ ($k = 1, \dots, \#SUJETOS$) son de la misma persona
- ID_SESIÓN: N° de sesión (1 ó 2)
- ID_IMAGEN: Identificador de la imagen
 - 1-3: Distancia de 8 metros
 - 4-6: Distancia de 7 metros
 - 7-9: Distancia de 6 metros
 - 10-12: Distancia de 5 metros
 - 13-15: Distancia de 4 metros
 - 1, 4, 7, 10 y 13: Mirada frontal
 - 2, 5, 8, 11 y 14: Mirada hacia la izquierda
 - 3, 6, 9, 12 y 15: Mirada hacia la derecha

3.1.2. DIVISIÓN DE LA BASE DE DATOS

Para efectos de generar el algoritmo que permita realizar la segmentación del iris, se utiliza una partición de la base de datos UBIRIS v.2. Esta base de datos contiene 11.102 imágenes en total, por lo que es posible trabajar con una fracción de esta para los conjuntos de entrenamiento y prueba.

3.1.2.1. CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO

Para efectos de entrenamiento, se utiliza un conjunto de 1.028 imágenes del total de imágenes contenidas en la base de datos UBIRIS v.2. El objetivo de esta división es juntar un conjunto heterogéneo de sujetos. Se utilizan todas las imágenes de cada sujeto para poder contar con todas las posibles poses y calidades de imágenes que existen para cada uno. Junto con esto se buscan individuos con características especiales como el uso de lentes, poseer distintas tonalidades de piel e inclusive la presencia de cabello cubriendo la cara. Esto permite poder entrenar al algoritmo con la mayor variedad de ruidos posibles, de forma de poder representar de mejor forma la realidad y así mejorar robustez del método desarrollado. El conjunto seleccionado posee el siguiente conjunto de características:

- Cantidad de Sujetos: 20 (Ambos ojos)
- Tipos de piel: Clara, intermedia y oscura
- Colores de Ojos: Verde, café claro, café oscuro y negro
- Tipos de Oclusiones: Ojos entrecerrados, reflejos, lentes y pelo
- Poses: Frontal , izquierda y derecha
- Distancias: 4, 5, 6, 7, y 8 metros
- Identificadores de Sujetos: C1 – C20 y C241 – C260

Dentro de este conjunto existen imágenes que no contienen iris, ya sea porque no aparece por completo la región del ojo, o el ojo está cubierto por pelo o el mismo se encuentra simplemente cerrado. Además existen imágenes cuya codificación no sale detallada en las especificaciones técnicas de la base datos. Debido a estos motivos, se eliminaron un total de 17 imágenes del conjunto. Las fotografías eliminadas del conjunto de entrenamiento se detallan en la Tabla III.

Tabla III: Imágenes eliminadas del conjunto de entrenamiento.

Sin Iris	Iris Incompleto	Iris Ocluido	Mala Codificación	
C19_S2_I15	C17_S2_I10	C247_S2_I4	C247_S2_I16	C251_S2_I18
C247_S2_I13		C248_S2_I4	C248_S2_I16	C252_S2_I16
C247_S2_I14		C249_S1_I1	C251_S2_I16	C252_S2_I17
C248_S2_I14		C250_S1_I1	C251_S2_I17	C252_S2_I18

Luego de la eliminación de imágenes, se tiene un conjunto final de 1.011 imágenes para fines de entrenamiento, con una distribución según la Tabla IV. Para cada conjunto de características existe un número homogéneo de imágenes, salvo en los casos en que se eliminaron archivos.

Tabla IV: Características de las imágenes del conjunto de entrenamiento.

Pose\Distancia [m]	4	5	6	7	8	Total
Frontal	67	67	68	66	66	334
Izquierda	66	68	68	68	68	338
Derecha	67	68	68	68	68	339
Total	200	203	204	202	202	1.011

3.1.2.2. CONJUNTO DE PRUEBA

Para realizar las pruebas finales del método desarrollado se selecciona un conjunto de 946 imágenes de la base de datos UBIRIS v.2. Estas imágenes fueron utilizadas en el contexto del concurso NICE.I y son independientes de las utilizadas en el conjunto de entrenamiento. Este subconjunto de la base de datos contiene las máscaras de segmentación entregadas por la propia organización del concurso. Una gran cantidad de sujetos distintos son incluidos dentro de este conjunto, con fotografías de ojos izquierdos y derechos (no necesariamente ambos ojos de un mismo usuario), las tres posibles poses y las cinco distancias establecidas. Se muestra en la Tabla V la distribución de estas imágenes según las características de pose y distancia del usuario a la cámara.

Tabla V: Características de las imágenes del conjunto de prueba.

Pose\Distancia [m]	4	5	6	7	8	Total
Frontal	95	95	94	46	32	362
Izquierda	89	97	80	39	13	318
Derecha	75	68	69	31	23	266
Total	259	260	243	116	68	946

3.2. DESCRIPCIÓN DE ALGORITMOS IMPLEMENTADOS

La secuencia de pasos a seguir para lograr una segmentación efectiva del iris en condiciones no-ideales resulta muy similar que en los casos de estudios originales del tema, debido a que han probado ser robustos en múltiples trabajos. En las condiciones de trabajo actuales se debe dar mayor enfoque a aumentar la robustez de estos métodos, de forma que funcionen bajo condiciones de luz visible y en casos reales. En la Ilustración 13 se muestra el diagrama de bloque del método de segmentación de iris diseñado en este trabajo.

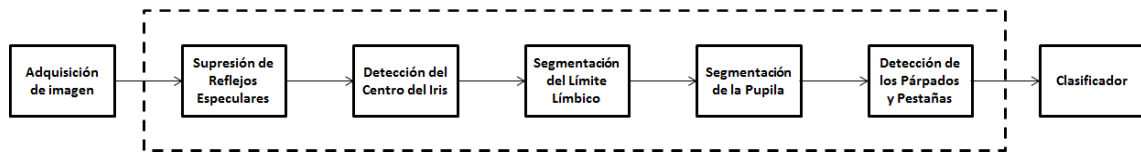


Ilustración 13: Diagrama de bloques del método de segmentación de iris.

Esta secuencia de procesos es muy similar a la mayoría de las publicaciones revisadas sobre el mismo tema y que ha sido implementado utilizando diversas bases de datos públicas de iris. La mayoría de los algoritmos fueron utilizados en el concurso NICE.I, en donde se ha mostrado y comparado su efectividad. Es la intención replicar las condiciones de este evento en este trabajo, sin embargo existe una gran cantidad de etapas que no están completamente definidas en las publicaciones y que en este trabajo se proponen formas de completarlas. Los diversos sub-procesos que componen al algoritmo de segmentación se ejecutan de forma secuencial, debido al traspaso de información necesario entre un bloque y el siguiente.

3.2.1. SUPRESIÓN DE REFLEJOS ESPECULARES

La supresión o reducción de los reflejos especulares presentes en las imágenes de iris de la base datos UBIRIS v.2 se realizan aplicando un umbral adaptativo a la imagen transformada a

escala de grises y posteriormente rellenando los espacios generados utilizando información de píxeles cercanos. Este procedimiento es similar a lo observado en la gran mayoría de las publicaciones que intentan solucionar este problema. En la Ilustración 14 se muestra de forma esquemática los pasos a seguir durante el proceso.

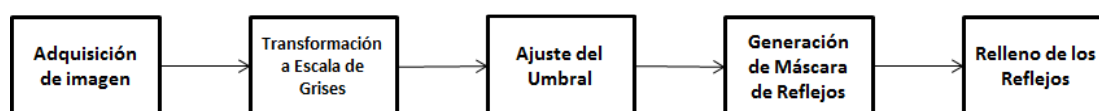
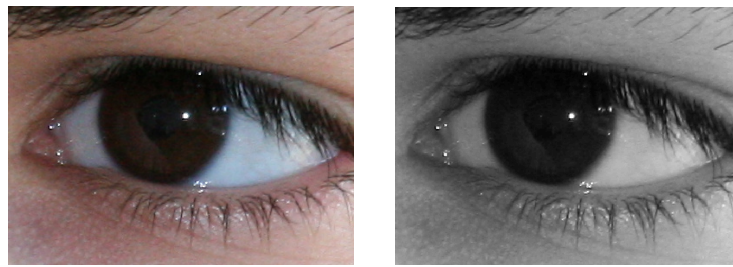


Ilustración 14: Proceso de detección y supresión de reflejos especulares.

Los reflejos especulares, que pueden denominarse artefactos, aparecen usualmente como los píxeles más brillantes de la imagen (llegando a saturarla en muchos casos). La apariencia vidriosa de la cornea, que recubre el ojo por completo, hace que la luz se refleje en ella y por ello aparecen los reflejos especulares en las regiones del iris, pupila y esclera. Parte de la luz también es reflejada por la piel que recubre el ojo y además en casos de uso de lentes, el vidrio de estos puede generar efectos similares, salvo que su posición pasa a ser aleatoria dentro de la imagen. Por lo general, los píxeles más brillantes de la imagen pertenecen a estos reflejos y esto permite identificarlos de forma sencilla

La binarización de la imagen utilizando un umbral específico resulta muy eficaz para su detección. Este umbral puede corresponder a un nivel fijo de intensidad, como también puede depender del conjunto de píxeles más brillantes de la imagen (porcentaje del total de píxeles de la imagen). La propuesta de Sankowski et al. es la implementada en este caso, donde se aprovecha el hecho de que las imágenes han sido adquiridas bajo el formato RGB, lo que permite utilizar información de las tres capas de colores en el proceso [32]. En la Ilustración 15 se muestra una imagen en RGB de iris con presencia de reflejos especulares (a).



(a)

(b)

Ilustración 15: Imágenes con presencia de reflejos especulares en RGB y YIQ.

El primer paso consiste en transformar la imagen a escala de grises según el modelo YIQ¹¹ (Ilustración 15, b) y luego calcular el histograma de la transformación para poder encontrar los píxeles más brillantes de esta (marcados en rojo en el gráfico de la Ilustración 16). En el histograma se observan pequeñas cantidades de píxeles ubicados en el extremo más brillante (valores cercanos a 255) y estos corresponden a los píxeles objetivos del proceso de reducción de reflejos especulares.

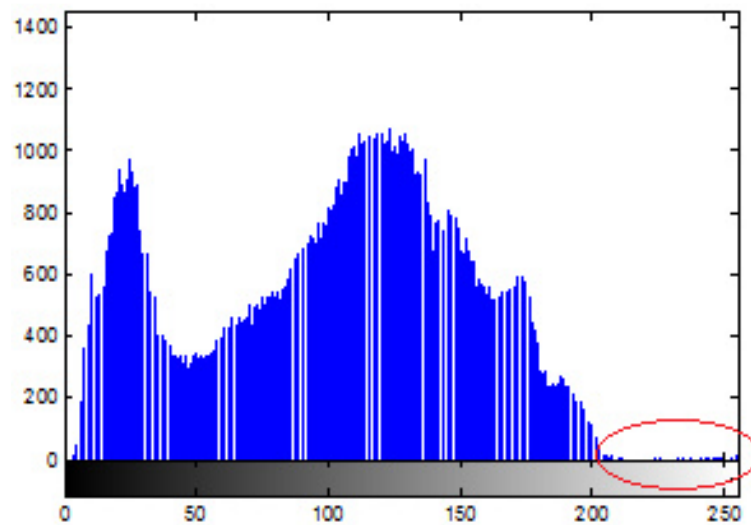


Ilustración 16: Histograma de imagen YIQ.

El umbral que permite separar los reflejos especulares del resto de los píxeles de la imagen se determina utilizando la ecuación (1).

¹¹ *Illuminance In-Phase Quadrature*, $Y(x, y) = 0.299 \cdot R(x, y) + 0.587 \cdot G(x, y) + 0.114 \cdot B(x, y)$

$$U_{ref} = I_{prom} + P \cdot (I_{max} - I_{prom}) \quad (1)$$

En la ecuación (1), I_{prom} corresponde al promedio de las intensidades de todos los píxeles de la imagen, mientras que I_{max} corresponde al máximo valor de las intensidades. Para evitar el efecto de unos pocos píxeles muy brillantes sobre el valor de I_{max} , este parámetro se calcula en base al promedio de intensidades del 0,1% de los píxeles más brillantes de la imagen (cerca de 120 píxeles). La constante de proporcionalidad P se mantiene fija en 0,9. Este umbral se utiliza para binarizar la imagen en escala de grises y así conseguir un mapa de los reflejos especulares de la imagen original. Mientras menor sea el valor del umbral, mayor cantidad de píxeles claros serán considerados como reflejos especulares.

A este mapa de reflejos especulares se le aplican operadores morfológicos para asegurarse de que incluya los reflejos completos, incluyendo sus bordes menos brillantes. Mediante un operador morfológico de dilatación se unen los contornos de los reflejos al mapa y con un operador de cerradura se unen reflejos que se encuentren muy cercanos entre sí. Ambos operadores utilizan elementos estructurales circulares o de tipo *disk*, con diferentes radios en ambos casos (5 y 4 píxeles respectivamente). El resultado de esta operación se muestra en la Ilustración 17, donde en rojo se muestra la región que resulta detectada como posible reflejo especular y en blanco los píxeles que la envuelven.

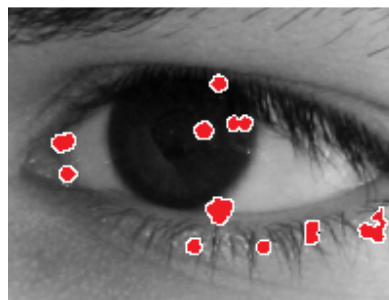


Ilustración 17: Imagen original con el mapa de reflejos especulares resultante.

La principal importancia en la generación del mapa de reflejos especulares la tiene la ubicación de los reflejos que se encuentran al interior del iris, a pesar de que también se detecten secciones de la esclera y de la piel dentro del mismo grupo. Las áreas identificadas como reflejos deben ser rellenadas con información de píxeles que las envuelven, de forma de poder reconstruir la imagen.

En este caso se utilizarán las tres capas de la imagen original en RGB para realizar la interpolación de los píxeles, de acuerdo a la ecuación (2).

$$R_f(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^4 \frac{1}{d_i} \cdot R_i(x, y)}{\sum_{i=1}^4 \frac{1}{d_i}} \quad (2)$$

Para cada píxel del mapa de reflejos se buscan los cuatro píxeles más cercanos en las direcciones vertical y horizontal (indicadas por el índice i) que pertenezcan a la envoltura. El factor d_i corresponde a la inversa de la distancia de los píxeles envolventes más cercanos con respecto al píxel evaluado del mapa de reflejos. Con esto se rellenan todos los *blobs*¹² generados por la binarización con información de píxeles adyacentes. Con esto se reconstruye la región del ojo ocluida por los reflejos, sin dañar en demasía el formato propio del iris y de la pupila (Ilustración 18). Se trabaja con las tres capas por separado para poder utilizarlas en procesos posteriores, donde se requiera trabajar con sólo una de ellas. Si se requiere trabajar en escala de grises, al final se pueden unir las capas utilizando la transformación YIQ.

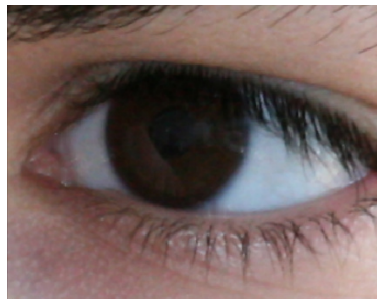


Ilustración 18: Resultado de la reconstrucción de la imagen del ojo al eliminar los reflejos especulares.

Trabajando con esta metodología no es posible eliminar el 100% de los reflejos especulares en muchas imágenes del conjunto de entrenamiento. Esto se debe a que existen píxeles que un observador humano consideraría como reflejos, pero que poseen bajas intensidades de color y no pueden ser diferenciados fácilmente de los píxeles del iris y de la pupila, los cuales se desean

¹² *Blob*: Corresponde a un píxel o a una región de píxeles contiguos que poseen un conjunto de características específicas.

mantener intactos. Estos puntos no son individualizados en este proceso, pero en pasos posteriores se puede realizar una búsqueda más específica de los reflejos restantes dentro del iris, cuando se conozca su posición exacta dentro de la imagen.

Junto con los reflejos, existen otros tipos de artefactos en las imágenes, los cuales dependen de los mecanismos de adquisición utilizados. La aplicación de un filtro Gaussiano y de un filtro Mediano de dimensiones 3x3 pueden reducir estas imperfecciones y mejorar la calidad de la imagen.

3.2.2. BUSQUEDA DEL CENTRO DEL IRIS

Los algoritmos de segmentación de iris realizan búsquedas exhaustivas dentro de la imagen, lo cual requiere gran poder de cómputo y esto se aprecia en el tiempo que demoran en realizarse estos procesos. Tanto si se trabaja con la metodología de Daugman o con la de Wildes, la aseveración anterior se cumple [2] [16]. Para aumentar la eficiencia de estos métodos, Tan et al. propone un paso previo que tiene como objetivo encontrar a grandes rasgos la ubicación del iris [4]. Esto permite acotar significativamente el espacio de búsqueda del límite límbico y la consiguiente reducción del tiempo de cálculo requerido. Esta publicación da cuenta de este paso previo, al cual se le considera como el principal responsable de la efectividad de su propuesta.

3.2.2.1. ESTADÍSTICA DEL CENTRO DEL IRIS

Si se observan las características del conjunto de imágenes de la base de datos utilizada para entrenamiento, es posible encontrar un cierto patrón en la ubicación del centro del iris dentro de la imagen. El iris se encuentra normalmente centrado dentro de los límites de la fotografía, lo que se comprueba realizando un marcado manual de las coordenadas del centro del iris y del radio del mismo, asumiendo una forma circular de este. En la Ilustración 19 se muestran los resultados obtenidos en el conjunto de entrenamiento con esta demarcación, donde se observa una zona de mayor densidad en la zona central de la imagen. El tamaño de la imagen es de 300x400 píxeles ($m \times n$), mientras que el origen se encuentra en la esquina superior izquierda.

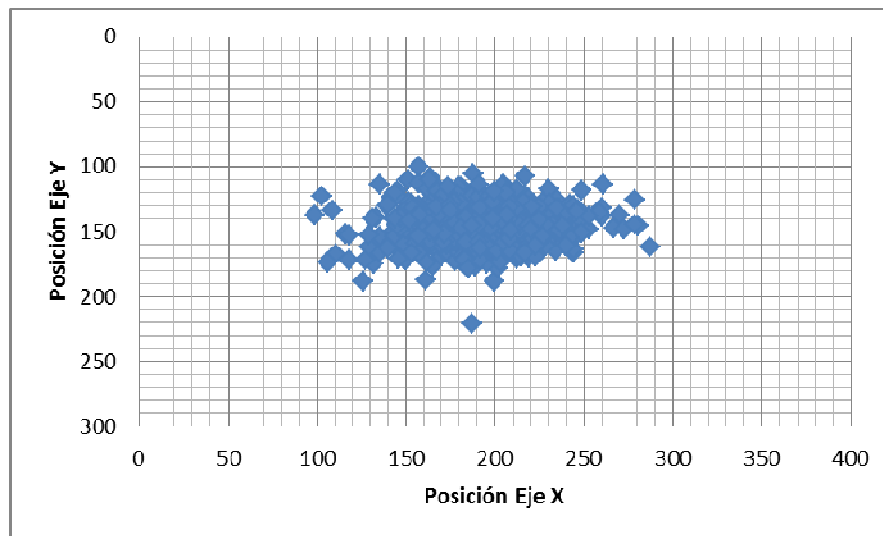


Ilustración 19: Coordenadas marcadas del centro del iris en el conjunto de entrenamiento.

Por la forma en que fueron adquiridas las imágenes de la base de datos UBIRIS, no existe diferenciación entre las posiciones del centro del iris para las diferentes poses frontal, izquierda y derecha. La distribución de los centros del iris es muy similar para los tres casos. Esta información sobre las coordenadas del centro resulta útil para el diseño del algoritmo que permita encontrarlas de forma automática y será utilizado en la selección de la región de la imagen donde se debiera encontrar el iris. Antes de llegar a eso se debe separar la imagen en regiones o *clusters*, las cuales se obtienen al separar los píxeles de la imagen según su nivel de intensidad en escala de grises.

3.2.2.2. ETIQUETAMIENTO DE LA IMAGEN

En muchos casos el iris corresponde a la sección de menor intensidad en escala de grises en la región cercana al ojo. Partiendo de esta base se pueden separar las diferentes secciones del rostro (iris, piel, lentes, cejas, fondo, etc.) binarizando la imagen con respecto a umbrales adaptativos propios de cada imagen. Se designan el 20% de los píxeles más oscuros de la imagen (24.000 píxeles aproximadamente) como posibles candidatos a iris, a partir de lo cual se genera un conjunto de *blobs* o regiones, de los cuales sólo uno puede corresponder al iris. Con la binarización aparecen píxeles sueltos o en pequeñas aglomeraciones que pueden ser omitidos para simplificar el problema. Se consideran sólo los conjuntos con un área mayor a 1.500 píxeles. En la Ilustración 20 se muestran los *blobs* generados después de la binarización, donde se tienen casos simples (a y b) y casos complejos (c y d).

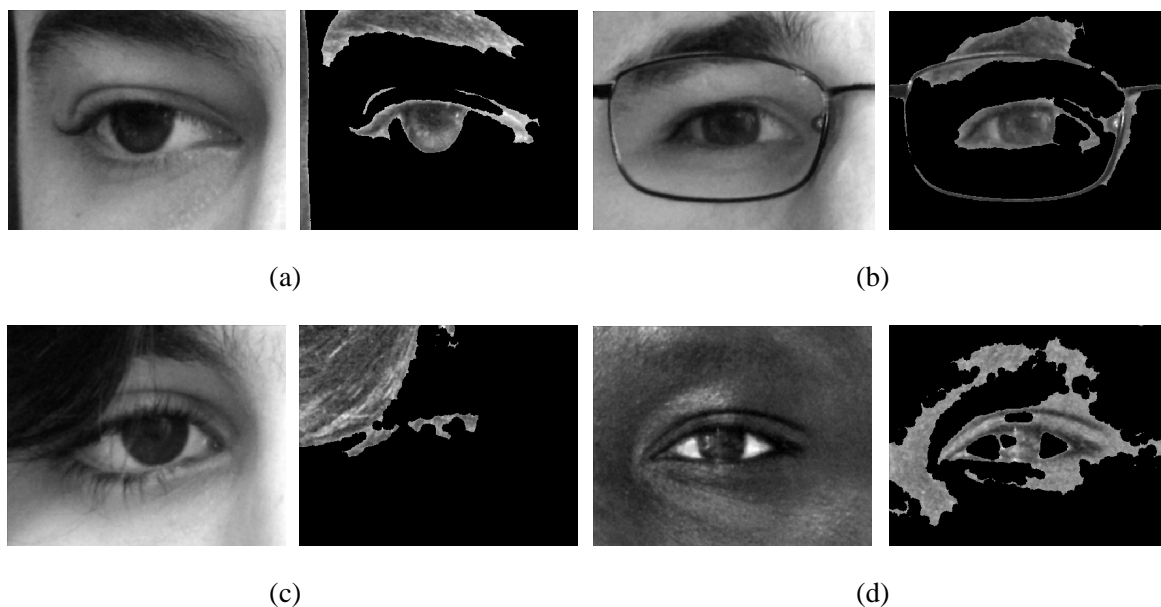


Ilustración 20: Detección de región del iris a partir de binarización de la imagen.

En [4] se diferencia además el 30% de los píxeles más brillantes de la imagen como la piel. Esto se cumple solamente en sujetos de tez clara, debido a la luminosidad de esas secciones de la imagen con respecto al cabello o al iris (Ilustración 20, a, b y c), pero no resulta cierto en gente de piel morena (Ilustración 20, d). Luego se propone unir los píxeles restantes (cerca de un 50% de la imagen) a alguno de estos dos grupos, de forma de etiquetar todos los píxeles de la imagen. Esto resulta muy ineficiente debido a que no mejora la calidad de los *blobs* en muchos casos, lo que se aprecia en casos complicados, donde existen principalmente oclusiones de pelo y lentes. Además ocupa mucho tiempo de procesamiento, debido al elevado número de píxeles que tienen que ser evaluados (cerca de 60.000) y la forma en que se realiza este proceso. Por lo anterior, se opta por trabajar sólo con los resultados de la binarización de los píxeles oscuros de la imagen, sin la necesidad de unir el resto de los píxeles.

Los casos simples muestran *blobs* muy separados y diferenciables entre sí (fondo, cejas, lentes o iris), lo que permite realizar una etiquetación sencilla de las diferentes regiones y así poder reconocer de forma simple la que contenga al iris en su interior. Por otro lado, se observan cuatro tipos de casos complejos: presencia de lentes, oclusión por cabello, piel oscura y cejas muy pegadas al ojo. La presencia del fondo del escenario donde se adquiere la imagen dentro de la propia imagen se considera como un caso similar que el del cabello, debido a sus características (Ilustración 20, a y

c). El estudio de las características que toman estos blobs permite realizar una diferenciación de estos casos y permitir encontrar la sección de la imagen donde se ubica el iris.

3.2.2.3. CLASIFICACIÓN DE LAS REGIONES DEL OJO

Cada imagen posee su propia distribución de *blobs*, lo que hace que su identificación no sea un trabajo trivial. Las diferencias de iluminación, de pose, de uso de artefactos y de diversas otras características propias de cada ser humano generan grandes diferencias entre las imágenes analizadas. La Tabla VI muestra la distribución de la cantidad de *blobs* generados en las imágenes del conjunto de entrenamiento. La mayoría de las imágenes (~70%) contiene al menos dos de estos elementos, lo que obliga a diseñar un método de clasificación que permita poder etiquetarlos correctamente.

Tabla VI: Distribución de la cantidad de *blobs* generados en el conjunto de entrenamiento.

Cantidad de <i>blobs</i>	1	2	3	4	5
Imágenes	308	583	108	10	2

Cada *blob* posee un conjunto de características que lo identifican, las cuales son utilizadas para diseñar un clasificador que permita diferenciarlos. Originalmente se propone hacer mediciones sobre la forma y la intensidad de color de las figuras, pero se opta en este caso por generar un conjunto propio de características de las regiones, basadas principalmente en la posición y tamaño de estas. Para cada imagen se selecciona de forma manual el *blob* correspondiente al iris y se miden las siguientes propiedades (los detalles de cada caso se muestran en el Anexo A):

- Área
- Coordenadas de los vértices del menor rectángulo que lo contenga
- Coordenadas del centro de masa (depende de la forma que tome)
- Densidad (relación entre el área del *blob* y del rectángulo que lo contiene)
- Relación entre el alto y el ancho del rectángulo que lo contiene

Considerando que la mayor cantidad de imágenes (~58%) se componen de dos elementos, se diseña un sistema de clasificación binario de *blobs*, de forma de poder identificar cual corresponde al iris. Se genera un conjunto de variables de decisión que están relacionados entre sí mediante un vector de pesos. Como un 12% de las imágenes poseen más de dos *blobs*, el algoritmo se enfoca primero

en reducir su cantidad a máximo dos (en algunos casos puede bajar de inmediato a uno). Luego se realiza una comparación entre los dos restantes y se define cual representa de mejor manera la posición del iris.

Lo anterior define tres casos de estudio, cuando hay cuatro o más *blobs*, cuando hay tres y cuando hay dos. El caso base corresponde a cuando existe sólo uno y corresponde al resultado del método. Para cada uno de los casos se define un vector de pesos propio, debido a que cambian las condiciones para cada caso. Cuando existen más de tres *blobs*, se relajan las condiciones, de forma de eliminar sólo los que sean causados por artefactos y reducir la dimensión del problema a los casos principales. El caso de tres *blobs*, ya involucra condiciones más restringidas, principalmente para eliminar objetos que se ubican a los costados del ojo, como el pelo, el fondo o los lentes. El caso de dos *blobs*, se encuentran generalmente las cejas por sobre el iris y los marcos de los lentes rodeando al iris. Uno o más *blobs* pueden ser eliminados en cada etapa de decisión. Las variables de decisión para cada caso se detallan a continuación:

- Cuatro o más *blobs*:
 - El rectángulo que recubre al iris es más ancho que alto
 - Relación ancho/alto entre 0,2 y 1
 - La región del iris posee una elevada densidad, al contrario del marco de los lentes
 - Densidad mayor a 0,2
 - Debido a la posición de las cejas, el iris se encuentra siempre centrado con relación al eje vertical de la imagen
 - La posición vertical del centro es mayor a 75 pixeles
- Tres *blobs*
 - El iris no se ubica en las esquinas superiores de la imagen a diferencia del pelo o los lentes
 - Los vértices superiores del rectángulo no se encuentran en las equinas de la imagen
 - El iris no se ubica a los costados de la imagen, a diferencia del fondo
 - Los costados del rectángulo no coinciden con los costados de la imagen
 - La región del iris posee una elevada densidad, al contrario del marco de los lentes
 - Densidad entre 0,15 y 0,75
 - El iris se encuentra centrado según el eje horizontal
 - La posición horizontal del centro está entre 50 y 300 pixeles

- El iris se encuentra centrado según el eje vertical
 - La posición vertical del centro está entre 75 y 225 píxeles
 - El rectángulo que recubre al iris es más ancho que alto
 - Relación ancho/alto entre 0,2 y 0,8
 - La región del iris es usualmente la de mayor área de todas
 - El área del iris es al menos 5 veces mayor que las regiones generadas por ruido
- Dos *blobs*:
 - El iris no ocupa todo el ancho de la imagen, como ocurre con los lentes
 - Los lados del rectángulo que recubre al iris no coinciden con los límites de la imagen
 - La región del iris posee una elevada densidad, al contrario del marco de los lentes
 - Densidad mayor a 0,2
 - El iris se encuentra centrado según el eje horizontal
 - La posición horizontal del centro está entre 100 y 300 píxeles
 - El iris se encuentra centrado según el eje vertical
 - La posición vertical del centro está entre 60 y 240 píxeles
 - El rectángulo que recubre al iris es más ancho que alto
 - Relación ancho/alto entre 0.25 y 0.56
 - Las cejas se ubican arriba del iris
 - El centro del iris se ubica a más de 75 píxeles por debajo del centro de la ceja
 - La región del iris es usualmente la de mayor área de todas
 - El área del iris es al menos 5 veces mayor que las regiones generadas por ruido

No todos los elementos que se quieren rescatar cumplen con toda esta serie de características y es por esto que se trabaja con el método de clasificación binario basado en vectores de peso, ya que permite asignar mayor importancia a ciertas características por sobre otras. El vector de pesos para el caso de dos *blobs* es obtenido mediante una red neuronal ajustada con retropropagación [36]. Para cada región se obtiene un vector binario según vayan cumpliendo los criterios anteriores. Ambos vectores se restan y el resultado se multiplica por el vector de pesos designado, con lo que se obtiene un valor final cuyo signo indica la selección del *blob* correcto. Anteriormente se define de forma manual cual corresponde a la selección correcta para cada imagen.

Este algoritmo converge sólo si el conjunto de elementos a ser clasificados es separable en dos grupos, lo que no resulta siempre cierto en este caso, debido a la manera en que se generan los conjuntos. Este hecho hace que el proceso de entrenamiento oscile constantemente, por lo que hay que aceptar un nivel de error en el algoritmo. En este caso se ajusta el error a un 0,01% dentro del conjunto de imágenes, lo que implica que se elije el *blob* equivocado en sólo un par de casos dentro del conjunto completo.

En el caso de tres *blobs*, se utiliza el vector de pesos para eliminar el que obtenga el mayor puntaje de los tres y si es que dos *blobs* llegan a tener el mismo puntaje, se eliminan ambos y se obtiene de inmediato el resultado final. El vector de pesos de este caso se entrena de forma similar que el caso anterior, pero buscando que siempre se mantenga el *blob* que contenga al iris. Por último, cuando existen más de tres *blobs*, se busca eliminar los casos más extremos y reducir la cantidad a tres o menos. Los elementos que fallen en alguno de las tres condiciones establecidas, son eliminados.

La región encontrada hasta el momento es la que con mayor probabilidad contiene al iris en su interior y es la base para poder detectar de forma certera el centro del mismo. Se comprueba que resulta útil la presencia de la piel y de la esclera que rodean al ojo para hacer esta detección, debido al contraste que generan ambos con respecto al iris. Es por esto que se procede a trabajar con el menor rectángulo que contenga al *blob* encontrado, cuyas coordenadas son conocidas desde antes. Este rectángulo es utilizado para realizar la detección más exacta del centro del iris.

3.2.2.4. SELECCIÓN DEL CENTRO DEL IRIS

Habiendo identificado la posible posición del iris dentro de la imagen, se realiza un recorte de esta sección, a partir de la cual se detectan las coordenadas del centro del iris. Esta búsqueda tiene como propósito acercarse lo más posible a las coordenadas obtenidas durante el marcado manual de la base de datos. Las publicaciones no tratan en detalle esta parte del procedimiento, por lo que el diseño del método se basa sólo de forma parcial en publicaciones anteriores. El resultado del algoritmo son las coordenadas (x_c, y_c) del centro del iris. La búsqueda del centro se realiza en dos pasos, primero detectando la coordenada vertical y_c y luego la coordenada horizontal x_c .

3.2.2.4.1. COORDENADA DEL EJE Y

La forma del rostro en las cercanías del ojo facilita la búsqueda del centro del iris y la coordenada y_c . Lo normal en un ser humano es tener las cejas ubicadas por sobre el ojo y que el párpado recubra el globo ocular, junto con las pestañas. En la mayoría de las personas, las cejas, pestañas e iris poseen tonalidades notoriamente más oscuras que la de la piel. Esta aseveración puede dejar de ser cierta en individuos que tengan tonos de piel muy oscuros, pero no se realizan diferenciaciones de procedimiento en estos casos.

Para buscar la zona del iris, se calcula el promedio de las intensidades en escala de grises por filas de la región recortada de la imagen. La imagen es ecualizada primeramente, de forma de aumentar el contraste entre las zonas de claras y oscuras. Para reducir la presencia de ruido y suavizar la curva, se aplica un filtro gaussiano lineal sobre el vector resultante. Se observa que la zona correspondiente a las pestañas es la más oscura de todas y corresponde al valor mínimo de la curva. Las pestañas se ubican de forma horizontal por sobre el ojo y al tener una coloración oscura uniforme, tienen un promedio de intensidad muy bajo.

De la curva resultante importan sólo los picos y valles muy pronunciados, el resto no son considerados por su naturaleza ruidosa. En la Ilustración 21 se muestran los tres casos más comunes de esta detección (línea roja punteada), donde se muestra la imagen recortada (izquierda) y el promedio de intensidad por fila para ese sector (derecha).

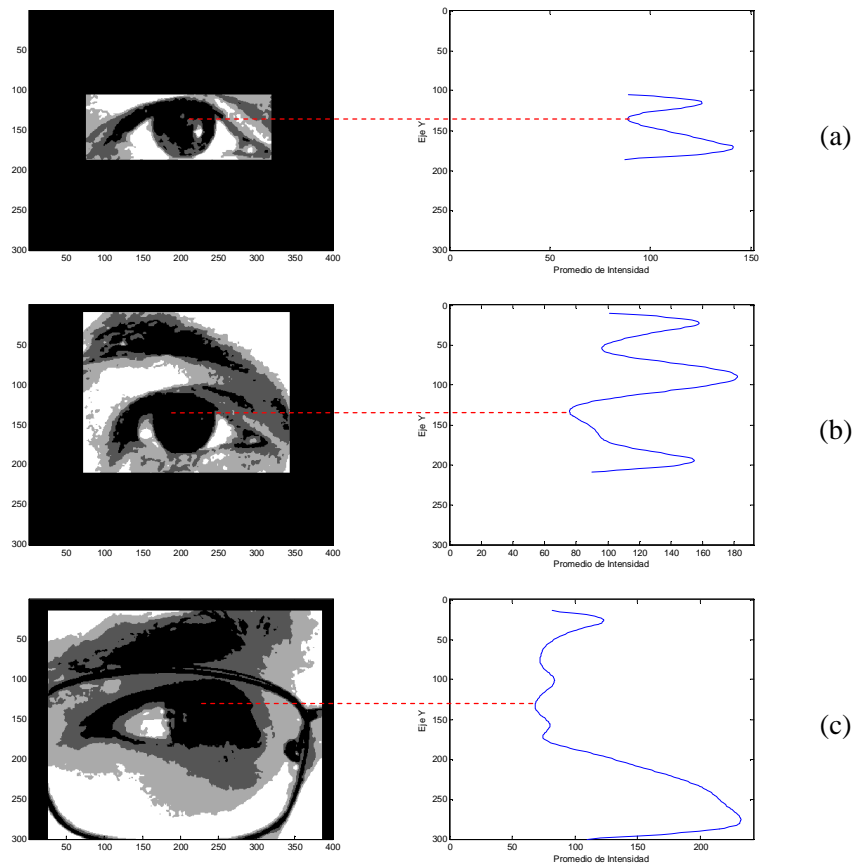


Ilustración 21: Imágenes ecualizadas y promedio de intensidad según fila.

En los tres casos se puede comprobar el hecho que la región sombreada del párpado superior y las pestañas, es la más oscura dentro del rango estudiado. Por lo general, se observa un único valle en la curva del promedio de intensidad horizontal de la imagen recortada, el cual corresponde a la división del iris y el párpado superior (a). En los casos donde no se pueda hacer la separación entre las cejas y el ojo aparecen dos valles, uno para la ceja y un segundo para el ojo, de los cuales se elige siempre el que se encuentre más abajo en la imagen (b).

Cuando hay presencia de anteojos, se generan distorsiones en la imagen y no siempre se puede acotar la región del iris (c). El marco de los lentes puede tomar diferentes tonalidades y es una variable que no se puede controlar. Si el marco resulta ser negro, este puede ser más oscuro que la región buscada y causar error en la búsqueda. La curva del promedio de intensidad deja de tomar formas regulares y aparecen múltiples valles extras que pueden confundir al algoritmo, así como un pico muy pronunciado en la región inferior del ojo.

La selección de la coordenada y_c se realiza en función de la posición de los dos picos que rodeen a la posición del párpado y las pestañas. Debido a que se desea buscar el centro del iris, el cual se ubica debajo del valle correspondiente, se estima y_c como el promedio de las posiciones de ambos picos. Además se realiza un nuevo recorte en la imagen en las alturas de ambos picos, de forma de lograr acotar aun más la región para la detección de la coordenada x_c .

3.2.2.4.2. COORDENADA DEL EJE X

Para seleccionar la coordenada x_c del centro del iris se utiliza una metodología similar al caso anterior, ahora usando la imagen acotada según los picos encontrados en el eje vertical. Viendo la región del ojo de forma horizontal, no se cuenta con el ordenamiento de las regiones que se observan en la vista vertical. En este caso, la principal referencia que se obtiene es la presencia de la esclera rodeando al iris, la cual es usualmente blanca o muy clara. En el paso anterior se distingue la posición de las cejas, de la sección horizontal de los lentes y de la piel bajo el ojo, las cuales son eliminadas de esta evaluación, ya que no añaden información.

Calculando los promedios de intensidad en escala de grises verticales y aplicando un filtro gaussiano lineal sobre el vector resultante, se obtienen curvas muy similares al caso de la coordenada y_c . En este caso, no es posible utilizar los picos y valles como referencia, a pesar de que la división esclera-iris genere formas reconocibles. Se comprueba que el valor mínimo de la curva coincide con la posición buscada para la coordenada x_c . Esta búsqueda es equivalente a encontrar la posición de la pupila dentro de la imagen, la cual es normalmente la sección más oscura.

Los marcos de los lentes suelen tener secciones verticales considerablemente gruesas y de colores muy oscuros. Esto genera regiones de muy bajo valor en la curva de promedios y es fácilmente confundida por el algoritmo como la región del iris. Además los mismos lentes generan sombras dentro de la cuenca del ojo, las cuales producen regiones oscuras que aparecen en las curvas. Esto se puede reparar de forma sencilla aplicando métodos de compensación de iluminación. Debido a que no se desea comprometer la forma de la imagen, se opta por el método de la Transformada de Cosenos Discreta (DCT). No se requiere un valor muy grande del triángulo involucrado en la DCT

y el mejor valor a utilizar es 2, debido a que con eso se aumenta el contraste de algunas regiones sombreadas, pero no se modifica el contexto de la imagen.

A diferencia del eje vertical, ahora resulta muy difícil realizar una diferenciación entre los diferentes picos y valles que se generan en estas curvas, debido al gran número en que aparecen. Se comprueba que la detección del punto de menor valor de la curva se acerca en gran medida a la posición buscada. En la Ilustración 22 se muestran los tres casos más comunes de esta detección (línea roja punteada), donde se muestra la imagen recortada según el análisis del eje vertical (región sombreada de las imágenes de la izquierda) y el promedio de intensidad según el eje horizontal para ese sector (derecha).

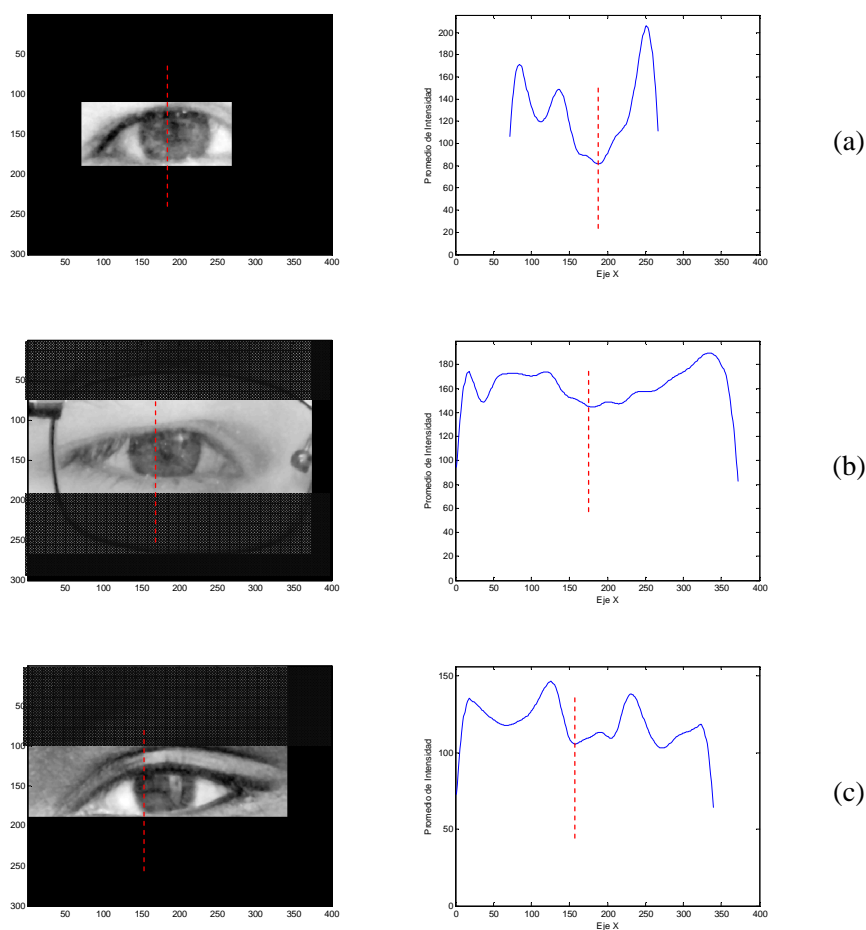


Ilustración 22: Imágenes con compensación de iluminación y promedio de intensidad según columna.

En los tres casos mostrados en la Ilustración 22, se observan situaciones típicas de la búsqueda de la coordenada x_c del iris. Los casos de gente de piel clara y sin presencia de lentes poseen un mínimo global muy marcado que calza con la posición de la pupila (a). Los lentes causan problemas en la detección debido a los marcos oscuros de los mismos (b). En estos casos aparece un valle muy pronunciado en la posición del marco, el cual puede ser confundido con la región de la pupila. El tercer caso corresponde a un sujeto de piel oscura, donde resulta difícil buscar regiones más oscuras que otras (c). La poca diferenciación entre el color del iris con respecto al color de la piel hace que la región de la pupila no sea la más oscura en la imagen, lo que se refleja en los múltiples valles presentes en el gráfico. El gran contraste generado entre la esclera y la piel hace que aparezcan picos muy notorios, los cuales permiten acotar la región del iris en estos casos.

3.2.3. SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO

Determinar de forma preliminar la posición del iris es sólo un comienzo y a partir de eso resulta más sencilla la búsqueda más fina del límite límbico. Para lograr tal propósito se aplica la metodología propuesta por Tan et al. [4], la cual consiste en optimizar el planteamiento original de John Daugman [16]. Se destaca que los cinco mejores trabajos publicados en el marco del concurso NICE.I se basan en este mismo algoritmo [21]. En un comienzo se mostrará el funcionamiento del algoritmo de Daugman, para luego mostrar como se construye la región de búsqueda que encontrará el iris dentro de la imagen. La búsqueda del límite límbico se puede realizar hacer con imágenes transformadas a escala de grises según el modelo YIQ, que es lo que se obtiene una vez removidos los reflejos especulares.

3.2.3.1. ESTADÍSTICA DEL RADIO DEL IRIS

Para efectos de la segmentación del límite límbico se debe asumir la forma redonda del mismo. A partir de esto se realiza el marcado del radio del iris en las imágenes de la base de datos de entrenamiento. Estudiando las marcas realizadas, se puede encontrar una relación entre el radio del iris y la distancia de adquisición de la imagen, la cual resulta ser inversamente proporcional. En la Tabla VII se muestran los rangos de radios de iris que se obtienen para cada posición del sujeto con respecto a la cámara fotográfica.

Tabla VII: Relación entre radio del iris y distancia de adquisición de imagen.

Distancia [m]	4	5	6	7	8
Radio Mínimo [px]	63	50	43	34	31
Radio Máximo [px]	100	75	62	52	44

Es un hecho, que a mayor distancia del sujeto con respecto a la cámara, menor será el tamaño del ojo fotografiado. Esta resulta una de las principales dificultades que se debe afrontar en el reconocimiento de iris a la distancia. Determinar la distancia del sujeto a la cámara es una tarea que se puede implementar de forma automática, por lo que se puede asumir esa información como conocida y se rescata de la codificación de la base de datos utilizada. Esta estadística también permite acotar los rangos de búsqueda utilizados por el operador integrodiferencial para cada caso. Con esto se puede reducir la cantidad de cálculos requeridos y también el nivel de error de la búsqueda.

3.2.3.2. OPERADOR INTEGRODIFERENCIAL

El operador integrodiferencial de Daugman mostrado en la ecuación (3) se comporta como un detector de bordes circular, donde se calcula el valor normalizado de una integral circular a medida que se aumenta el radio del círculo para un centro dado. El resultado de la integral se deriva en la dirección radial y se aplica un filtro Gaussiano para suavizar la curva resultante. El centro y el radio con los que se logre maximizar el valor del operador corresponden a la posición y tamaño del círculo que mejor representa al iris [16].

$$val_0 = \max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \int_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (3)$$

Este operador resulta lo suficientemente robusto como para ser utilizados en imágenes adquiridas bajo condiciones de mucho ruido. Sin embargo, existen ciertos casos donde aumenta la probabilidad de que realice una detección errónea del iris. Los reflejos especulares *fantasmas*, generados por la iluminación natural del ambiente donde se adquieren las imágenes, poseen una forma curva que se puede confundir fácilmente como el borde del iris. Para eliminar este efecto, se aplica un filtro mediano con un *kernel* de gran tamaño, mayor que el tamaño de los artefactos, sobre la imagen completa. En este caso se comprueba que un filtro de 15x15 resulta suficiente para reducir este efecto y mejorar la efectividad del algoritmo.

La Ecuación (3) tiene como propósito buscar un círculo completo, lo cual se cumple en muy pocos casos tratándose del iris. En la gran mayoría de los casos, existen oclusiones de los párpados, los cuales cubren las secciones superiores e inferiores del iris. Para reducir la posibilidad de realizar falsas detecciones debido a esto, el propio Daugman propuso modificar el patrón de búsqueda a dos arcos de 90° ubicados en los costados. En Sankowski et al. [32] proponen aumentar ligeramente este rango a dos arcos de 105° , como se muestra en la Ilustración 23, aduciendo que las oclusiones del párpado inferior son menos obstructivas que las generadas por el párpado superior.

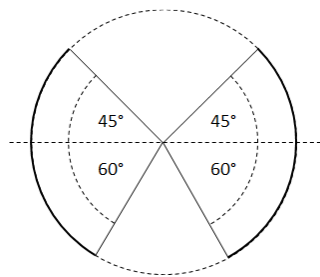


Ilustración 23: Patrón de búsqueda modificado del límite límbico.

Para cada centro evaluado la búsqueda se realiza en dos pasos, primero de forma aproximada y luego de forma precisa. En cada paso se modifican los límites de los radios del círculo buscado y la diferencia de un radio con el siguiente. En un comienzo se utilizan los radios mínimos y máximos correspondientes a la imagen, dándole holgura a los valores mostrados en la Tabla VII. El paso de un radio al siguiente se establece en 5 píxeles. El radio que presente el mayor valor de la integral se utiliza como referencia para realizar la búsqueda más minuciosa y que entregue el resultado definitivo. Se reduce el rango de radios buscados a ± 10 píxeles con respecto al encontrado en el primer paso y se reduce la distancia entre radios recorridos a un único píxel entre sí. Con esto se realiza la búsqueda fina del mejor círculo que se encuentre en esa ubicación, el cual corresponderá al resultado final del operador. Para un centro (x_0, y_0) elegido de forma arbitraria, el algoritmo devuelve el radio r_0 del mismo y el valor final del operador (val_0).

En la propuesta original de John Daugman [16], la búsqueda del iris se realiza en toda la imagen, pero como ya se ha estimado la posición del iris, es posible reducir el espacio de búsqueda considerablemente. Esta optimización permite reducir considerablemente el tiempo de cómputo que requiere el algoritmo, debido a su naturaleza de computación exhaustiva. Para hacer aun más

eficiente el algoritmo, se diseñan otros protocolos de búsqueda del iris, como la utilización de una malla de puntos de búsqueda.

3.2.3.3. DETECCIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO

La detección del centro del iris es sólo referencial y posee un cierto nivel de error involucrado. La efectividad de esta detección se puede medir en base a la comparación de las coordenadas encontradas por el método diseñado con las obtenidas a través del marcado manual de las imágenes. Estos resultados se muestran en la Tabla VIII, donde se observa el nivel de error en la detección de las coordenadas horizontal y vertical en segmentos de 10 píxeles.

Tabla VIII: Resultados de detección del centro del iris en el conjunto de entrenamiento.

Error [píxeles]	≤ 10	≤ 20	≤ 30	≤ 40	≤ 50	> 50
Eje X (Δx)	676	165	78	35	24	33
Eje Y (Δy)	679	223	63	26	13	7
Conjunto ($\Delta x \wedge \Delta y$)	474	299	114	49	35	40

En cerca de un 88% de las imágenes del conjunto de entrenamiento la detección del iris se ubica dentro de un radio de 30 píxeles con respecto al centro marcado manualmente (con un 47% detectado de forma casi perfecta, a menos de 10 píxeles). El menor radio de iris dentro del subconjunto utilizado de la base de datos es de 31 píxeles (Tabla VII, Página 46), lo que implica que en todas estas imágenes el centro detectado se ubica dentro de la región del iris correspondiente, lo que no se puede asegurar con el 12% restante.

La detección del centro según el eje vertical arroja un nivel de detección del 96% para diferencias de hasta 30 píxeles con la marca manual de referencia. Mientras que en el eje horizontal esto mismo decae a un 91%, teniendo 33 imágenes detectadas con un error superior a 50 píxeles. Estos datos se utilizan para la definición de la grilla de búsqueda del límite límbico, la cual cubre una región de 100x140 píxeles. Definiendo el rango de búsqueda de esta manera, se posibilita la correcta detección de un 99% de los casos totales.

Considerando lo anterior, se opta por utilizar una grilla rectangular acostada, considerando el mayor nivel de error en el eje horizontal que el vertical. Esto resulta en una malla de 5x7 con los puntos separados en 20 píxeles entre sí (abarcando una sección de 80x140 píxeles). Con esto se logra

cubrir un porcentaje muy elevado de posibles casos de error (95% según el eje vertical y 99% según el eje horizontal). El centro de la grilla se ubica en la coordenada (x_c, y_c) antes encontrada.

Cada posición dentro de la malla se utiliza como centro para que se aplique la ecuación (3). Esto se aplica sobre un conjunto de cuatro píxeles adyacentes a estas posiciones (puntos rojos en la Ilustración 25, Página 50) y se guardan el resultado val_0 de cada uno. Los cuatro puntos se ubican muy cercanos entre sí, por lo que debieran dar resultados muy similares entre sí para la operación. Calculando el promedio de los resultados de estos cuatro puntos por posición, se reduce el nivel de error generado por ruidos aislados. Las posiciones se ordenan de mayor a menor según el resultado del cálculo anterior y se seleccionan los diez mayores valores. Estos diez puntos corresponden a las posiciones con mayor nivel de probabilidad de haber detectado al iris (o un círculo en su defecto) con centro dentro de los límites de la grilla.

En cada punto se realiza una búsqueda más localizada del iris sobre un conjunto de puntos seleccionados de forma específica para recorrer de forma homogénea la mayor parte de la región. La constelación de coordenadas donde se realiza la búsqueda más fina del iris se muestra en la Ilustración 24. Los puntos de búsqueda (en color gris) se encuentran referenciados a la ubicación de los puntos seleccionados (marcado en color rojo) como los mejores candidatos a ser el centro del iris.

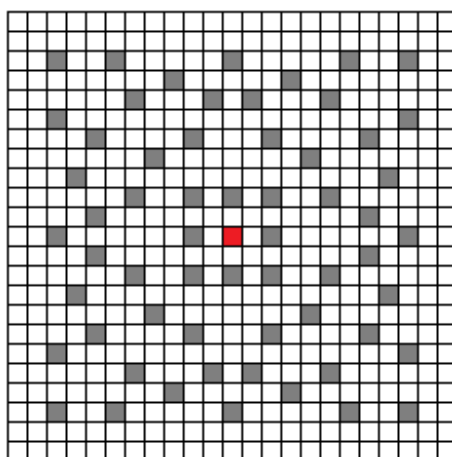


Ilustración 24: Constelación de posiciones donde se aplica el operador integrodiferencial.

Esta misma constelación se aplica en las diez posiciones y está diseñada para que no se repitan puntos de búsqueda en el proceso y se cubra la mayor área posible dentro de la imagen. Se guarda el

valor val_0 de la aplicación del operador integrodiferencial en cada uno de estos puntos. En la Ilustración 25 se muestra el proceso de detección del límite límbico, en rojo aparecen las posiciones de la malla, en verde los puntos pertenecientes a la constelación diseñada y en naranja el límite límbico detectado.

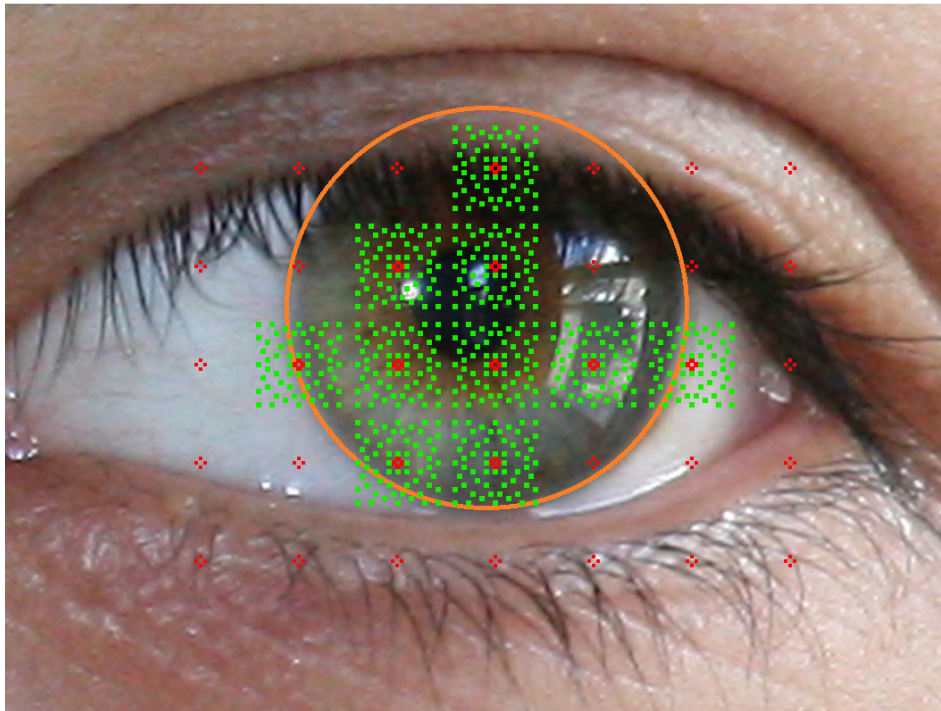


Ilustración 25: Proceso de detección del límite límbico.

Hasta el momento se han evaluado un total de 790 posibles centros del iris dentro de la imagen, pero aun queda por realizar una búsqueda más fina aun, por lo que se seleccionan las diez posiciones que obtuvieron los mayores resultados con la aplicación de la ecuación (3). Para cada uno de estos puntos se evalúan todos los píxeles que se encuentran en un área de 7×7 a su alrededor, sin pasar por puntos que ya hayan sido recorridos previamente. Esta última operación sirve para refinar la búsqueda y para encontrar el iris en casos donde se ubique fuera de la grilla, pero cercano a ella. El resultado final corresponde al valor máximo de todos los valores val_0 guardados y se denomina como val_i .

Con este método se logra reducir en gran medida la cantidad de puntos evaluados. Menos de un 1% de los píxeles totales (900 en promedio) de la imagen son procesados como posibles centros del iris.

Esto implica una considerable reducción del costo computacional del algoritmo. Los parámetros entregados por el algoritmo son las coordenadas x_i e y_i del centro del iris y el radio r_i del mismo. En casos en que se cumple que $x_i < 95$ o $x_i > 300$, se vuelve a repetir el proceso, pero usando las coordenadas $(0.5 \cdot n, 0.5 \cdot m)$ como punto inicial. Con esto se corrigen casos que comienzan con una mala detección del centro del iris y que se ubican a los costados de la imagen, contradiciendo lo que se conoce a partir de la Ilustración 19. Los resultados de la efectividad de la detección del límite límbico se muestran en detalle en el Anexo B.

3.2.3.4. CORRECCIÓN DE MALAS DETECCIONES

El resultado del paso anterior corresponde a un círculo que represente de mejor manera al iris, el cual no siempre es perfectamente redondo. Existen casos de malas detecciones del iris por este método, las que se deben principalmente a casos en que el ojo no se encuentra posicionado de forma frontal en la imagen. En muchas de estas oportunidades el iris pierde su forma circular lo que imposibilita encontrar un círculo que lo represente, siendo este el principal fundamento del algoritmo de Daugman. Los problemas aparecen principalmente cuando el iris se encuentra posicionado muy cercano a las posiciones laterales del párpado, principalmente en el costado interno, cerca de los conductos lacrimales. Aquí se pierde uno de los dos límites entre el iris y la esclera, los cuales resultan esenciales para el proceso de segmentación y su falta disminuye el contraste entre el iris y lo demás. Es normal que los bordes de la cavidad ocular resulten siendo reconocidos como uno de los bordes del iris, debido a la forma curva que poseen y junto con el borde real del iris que si se muestra pegado a la esclera forman un círculo de radio muy grande.

La publicación de Chen et al. [8] sirve de base para el método implementado en este caso. Como el círculo encontrado pasa por uno de los costados del iris, restaría encontrar el arco que represente el lado opuesto. Para esto se define una cuadrícula dentro del círculo, la cual sirve de región de búsqueda de este arco. La ecuación (3) es utilizada nuevamente, pero con una ligera modificación, donde sólo se busca uno de los dos arcos definidos anteriormente. La decisión sobre cual arco buscar depende directamente de la pose del ojo en el contexto de la imagen. Lo normal es tener que buscar el arco que apunte hacia el exterior de la imagen.

El procedimiento se muestra de forma detallada en la Ilustración 26, donde el círculo rojo es el detectado originalmente y el blanco el que corrige la segmentación. La cuadrícula se diseña de

forma de que todos sus puntos se ubiquen entre sí a una distancia relativa al radio dentro del límite del círculo. Si el círculo encontrado posee un radio r_i , el cuadrado que lo inscribe posee un ancho igual a $L = r_i \cdot \sqrt{2}$, el cual se subdivide en secciones de ancho $L/8$. Cada uno de los vértices de estos cuadrados sirven de centro para buscar el arco correspondiente y el rango de radios se mantiene con respecto a los utilizados para la búsqueda inicial del iris. El punto que devuelva el mayor valor para el operador, corresponde al centro del segundo círculo que representa al iris. Sólo se evalúan los puntos que se ubiquen en la mitad interna de la cuadrícula debido a que poseen mayor probabilidad de encontrar el arco buscado.

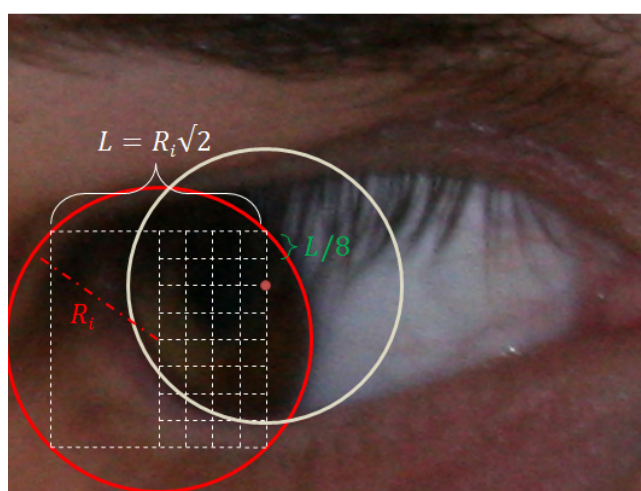


Ilustración 26: Proceso de segmentación del límite límbico en casos no circulares.

3.2.4. SEGMENTACIÓN DE LA PUPILA

La pupila está siempre presente al interior del iris, pero debido a que no resulta útil para la identificación de individuos es necesario segmentarla y eliminarla de la imagen. A partir de la posición y tamaño de cada iris, se puede designar una región de búsqueda acotada para la pupila. Al igual que en el caso del iris, para segmentar la pupila se utiliza el operador integrodiferencial de Daugman, debido a la forma circular que usualmente tiene. Existen más dificultades para detectar la pupila que para el caso del iris, principalmente debido al bajo nivel de contraste que existe entre estos (a diferencia del iris con la esclera). Los reflejos especulares también generan dificultades, más aun en casos en que logran cubrir por completo a la pupila.

En bases de datos como CASIA, este proceso se puede realizar sin mayores inconvenientes, debido al gran contraste que genera la iluminación NIR entre la pupila y el iris. En el caso de la base de datos UBIRIS, esto pasa a ser un tema delicado, debido a que en luz visible la separación entre ambas regiones puede llegar a ser imperceptible. Esto ocurre de forma normal en casos de personas con iris de colores oscuros, de color café y negro principalmente. En la Ilustración 27 se muestran tres ejemplos de iris diferentes, uno de donde se diferencia claramente la pupila del iris (a), otro donde el nivel de contraste es bajo (b) y un tercer caso donde la pupila pasa casi desapercibida dentro del iris (c).

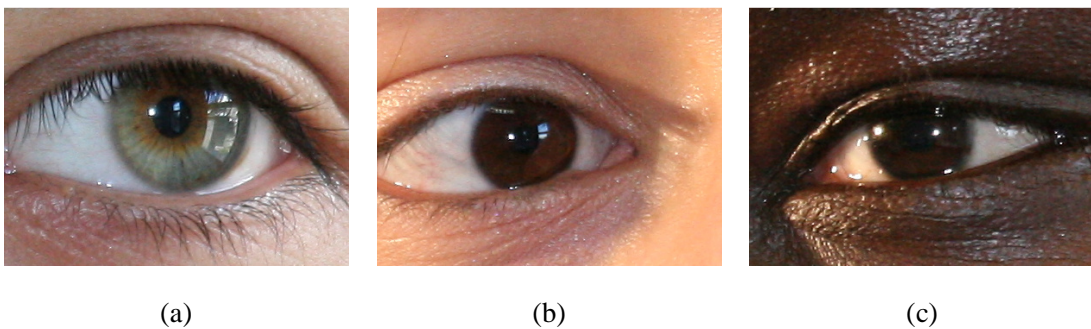


Ilustración 27: Nivel de contraste de la pupila y el iris en ojos claros (a), intermedios (b) y oscuros(c)

El tamaño de la pupila varía acorde a la cantidad de luz que perciba el ojo, lo que hace imposible obtener una estadística concreta sobre esta característica. Por lo mismo, sólo se puede restringir el rango de búsqueda de radios de la pupila según el tamaño del propio iris. Analizando la base de datos, no se observan casos de pupilas dilatadas debido a las condiciones de iluminación existentes. Considerando esto, se define el radio mínimo de búsqueda como $0,2 \cdot r_i$ y el máximo como $0,4 \cdot r_i$. Los posibles centros de la pupila se encuentran definidos adentro del círculo que representa al iris y en particular en la cercanía del centro de este círculo [28]. Debido a que en algunos casos el párpado superior puede ocultar parte de la pupila, se deja de considerar el arco de 90° superior del círculo buscado por el operador de Daugman (ecuación (3)).

Se ha comprobado que en el caso de las imágenes de la base de datos UBIRIS v.2, es la capa roja la que muestra mayores detalles de la pupila con respecto al iris [32]. Es por esto que se trabaja solamente con esta capa, en vez de en escala de grises. En algunos casos continúa existiendo poca diferencia entre el iris y la pupila, lo que se puede corregir aumentando el contraste de la imagen para obtener mejores resultados. Multiplicar la capa roja de la imagen por 2 y luego aplicar la eliminación de reflejos especulares sobre esta imagen se muestra como una buena alternativa a ser

aplicada en este caso. Con esto se puede aumentar considerablemente el nivel de contraste de la imagen, al saturar todas las secciones claras de esta (piel, esclera, reflejos, etc.). Debido a la gran cantidad de píxeles que son considerados como reflejos en este caso, se debe restringir el área trabajada sólo a la región que contiene el iris (utilizando los datos obtenidos anteriormente). Con esto se reduce el costo computacional que genera el relleno de tantos píxeles considerados como reflejos dentro de la imagen. El resultado debe ser un iris de color claro (casi blanco), una esclera saturada al blanco y una pupila oscura bien demarcada.

En algunos casos los reflejos especulares se ubican justo en la pupila, lo que imposibilita la detección de esta. La dificultad aumenta en estas situaciones y se puede considerar el propio reflejo como la pupila. En la Ilustración 28 se muestran ejemplos de este paso, donde el cuadrado más claro fue pre-procesado, la pupila queda bien marcada en dos casos (a y b) y escondida bajo los reflejos especulares en el otro (c).

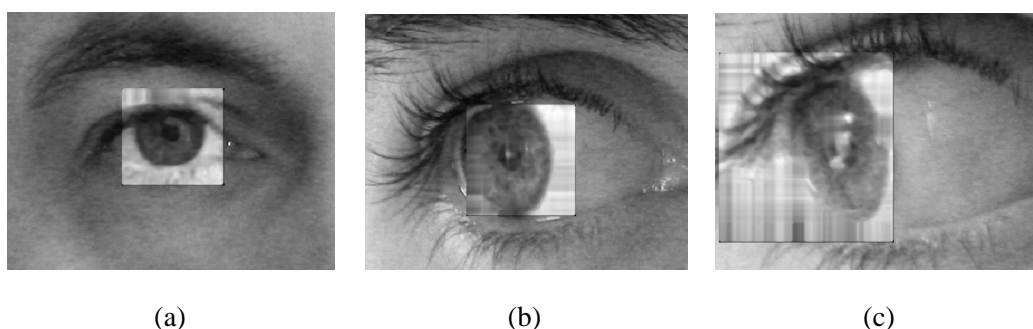


Ilustración 28: Pre-procesamiento de la imagen para la búsqueda de la pupila.

Sobre estas imágenes se realiza la búsqueda de la posición y tamaño de la pupila. La aplicación del operador de Daugman se hace en base al sistema de constelación de centros, similar a lo aplicado en la detección del límite límbico [4]. El centro inicial corresponde al centro del iris encontrado anteriormente y se realiza la búsqueda en áreas de 7×7 a partir de este punto sobre la imagen con contraste aumentado. El algoritmo converge en el centro y radio que maximicen el valor del operador. La Ilustración 29 muestra el proceso de segmentación de la pupila, donde en rojo se aprecia el iris previamente encontrado y en amarillo la pupila encontrada mediante este método.

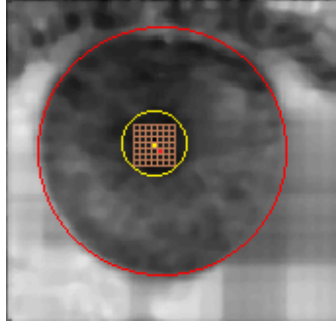


Ilustración 29: Proceso de segmentación del límite de la pupila en base a la segmentación del iris

El círculo encontrado debe corresponder a la menor circunferencia que contenga por completo a la pupila en su interior. Las mayores dificultades aparecen cuando existen reflejos especulares sobre la pupila o cercana a ella y cuando el nivel de contraste entre el iris y la pupila es muy bajo. En estos casos no se puede asegurar una segmentación correcta de la pupila. El resultado obtenido por este método corresponde a las coordenadas x_p e y_p del centro del círculo que representa la pupila y su radio r_p .

3.2.5. REFINAMIENTO LÍMITE LÍMBICO Y PUPILA

En algunos casos, el límite límbico y la pupila poseen formatos que no son perfectamente circulares. Se hace necesario realizar un paso de ajuste de la estructura de estos límites, de forma de que se asemejen lo más posible a su forma natural. Diversas metodologías basadas en interpolación de curvas (*greedy snake*, *spline* cúbico, expansiones de Fourier) han sido propuestas, pero tienden a fallar ante la presencia de artefactos, como en el caso de las imágenes de UBIRIS. En Tan et al. [4] se plantea una estrategia diferente, sencilla de implementar y que muestra un buen nivel de efectividad.

Para el caso del límite límbico, la estrategia utilizada se basa en la comparación de histogramas de dos anillos concéntricos al círculo que representa al iris. En la imagen transformada a escala de grises y con los reflejos especulares suprimidos, se seleccionan dos anillos de radios $[r_i - D, r_i]$ y $[r_i, r_i + D]$, centrados en (x_i, y_i) . El factor D depende tamaño del iris analizado y se define como $0,2 \cdot r_i$. Para cada anillo se obtiene su histograma normalizado y se busca la intersección entre ambas curvas. El punto encontrado es utilizado como un umbral adaptativo que permite separar los

pixeles que pertenecen y no pertenecen al iris dentro de los dos anillos. En la Ilustración 30 se muestra la selección de los anillos (izquierda) y la intersección de los histogramas de ambos (derecha, anillo interno en azul y anillo externo en rojo).

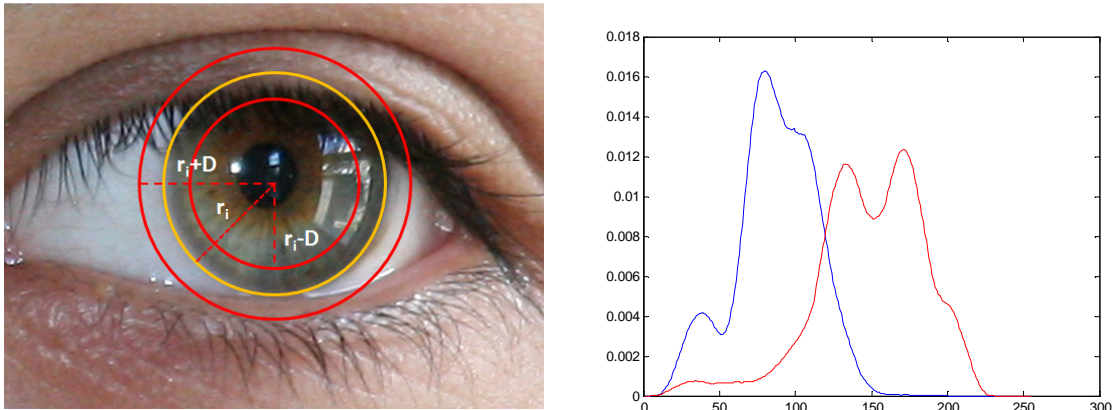


Ilustración 30: Selección de anillos concéntricos para refinar el límite límbico y su histograma conjunto.

Los píxeles más brillantes del anillo interior no son parte del iris y los píxeles más oscuros del anillo exterior sí son parte del iris. Esto se basa en la diferencia de color entre el iris y la esclera, donde la esclera es más clara y el iris más oscuro. Con esto el anillo interior debe poseer un histograma con menores valores que el del anillo externo. Los gráficos pueden intersectarse más de una vez, pero se selecciona siempre la de menor valor y que no se ubique al comienzo de las curvas. Este proceso no sólo ayuda a segmentar el límite límbico, sino que también logra en muchos casos eliminar las oclusiones generadas por el párpado inferior sobre el iris. Debido a este efecto secundario del refinamiento del iris, se opta por no generar un algoritmo adicional para segmentar el párpado inferior.

Para el caso de la pupila se realiza un procedimiento similar, pero dependiendo de sus propias coordenadas y radio ($[r_p - D, r_p]$ y $[r_p, r_p + D]$, con centro en (x_p, y_p)). El factor D se elige en función del radio encontrado para la pupila y sería igual a $0,4 \cdot r_p$. En este caso también se realiza la intersección entre los histogramas de ambos anillos y se selecciona un umbral adaptativo. Se observa que en los casos donde el iris y la pupila posean tonalidades muy similares, este método considera gran parte del iris como si fuese pupila, lo que conlleva a aumentar el nivel de error en la segmentación. Debido a esto, se considera sólo umbralizar el anillo interno, ya que es muy difícil que partes de la pupila salgan de este anillo y se evita el problema antes mencionado.

3.2.6. SEGMENTACIÓN DEL PÁRPADO SUPERIOR Y PESTAÑAS

El párpado superior del ojo corresponde a una de las principales oclusiones que presenta el iris en la mayoría de las personas. Resulta muy difícil que una persona pueda ver sus propios párpados, debido a su ubicación sobre el iris y al hecho de que raramente cubren la región de la pupila en forma normal (descontando ojos cerrados y entrecerrados). La adaptación de modelos de curvas parabólicas al formato del párpado, es uno de los métodos que más se repite en las publicaciones relacionadas. Esto se debe a que efectivamente la forma del párpado se asimila en gran medida a un segmento de una parábola.

Sobre el proceso de segmentación de los párpados existen diversas metodologías publicadas. Se eligió por adaptar el algoritmo planteado por Sankowski et al. [32], el cual basa en las diferencias de intensidades entre la esclera y el párpado. Originalmente el método define una recta que segmenta la región del iris con mayor probabilidad de encontrarse cubierta por las pestañas y el párpado. Esta estrategia resulta bastante efectiva, pero pierde parte importante de la sección superior del iris, la cual en muchos casos no se encuentra ocluida. Este método se modifica para que a partir de esta recta, se genere una parábola que represente de la mejor manera posible la forma del párpado y de las pestañas.

Para poder encontrar los parámetros de la recta que define la cuerda de la parábola, se comparan pequeñas regiones rectangulares ubicadas en la región del párpado y de la esclera ($S_{esclera}(x, y)$ y $S_{parpado}(x, y)$). El tamaño de estas secciones de la imagen se define con respecto al radio del iris encontrado. El ancho se considera como $W' = 0,15 \cdot r_i$ y la altura como $H' = 0,10 \cdot r_i$, estas dimensiones son las mismas para ambos rectángulos seleccionados. Para cada uno de estos espacios se debe calcular el promedio de intensidad de todos sus pixeles en RGB, según se muestra en la ecuación (4). El mismo cálculo se repite para las tres capas de colores, en los dos rectángulos ($\bar{R}_{esclera}$, $\bar{G}_{esclera}$, $\bar{B}_{esclera}$, $\bar{R}_{parpado}$, $\bar{G}_{parpado}$ y $\bar{B}_{parpado}$).

$$\bar{R}_{esclera} = \frac{1}{W' \cdot H'} \sum_{x=1}^{W'} \sum_{y=1}^{H'} R_{esclera}(x, y) \quad (4)$$

Estos valores permiten definir una serie de factores de medida, los cuales se basan en características propias de la región del ojo. El factor g_{u1} corresponde al hecho de que la esclera es una región de color casi blanco, lo que implica valores muy elevados en las tres capas de RGB (ecuación (5)). El factor g_{u2} se basa en que las pestañas poseen bajas intensidades de color azul y verde, a diferencia de la piel, la cual se acerca mucho al color rojo (ecuación (6)). Por último se considera el factor g_{u3} , que toma como base la diferencia de intensidades de azul y verde entre la región del párpado y de la esclera (ecuación (7) y ecuación (8)).

$$g_{u1} = 1 + \frac{\overline{R}_{esclera} + \overline{G}_{esclera} + \overline{B}_{esclera}}{3} \quad (5)$$

$$g_{u2} = \frac{1}{1 + \frac{\overline{G}_{parpado} + \overline{B}_{parpado}}{2}} \quad (6)$$

$$g_{u3} = \begin{cases} 1 + \Delta_{GB} & \text{si } \Delta_{GB} \geq 0 \\ 1 & \text{si } \Delta_{GB} < 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$\Delta_{GB} = \frac{\overline{G}_{esclera} - \overline{G}_{parpado} + \overline{B}_{esclera} - \overline{B}_{parpado}}{2} \quad (8)$$

Los resultados de los tres factores son iguales o mayores a la unidad y al multiplicarlos entre sí permiten verificar el nivel de disimilitud entre las dos regiones muestreadas (ecuación (9)). Mientras mayor sea el valor de g_u , mayor es la probabilidad de que los dos rectángulos pertenezcan a secciones diferentes del ojo. A partir de estas medidas, se diseña la forma de seleccionar las regiones evaluadas, de forma de poder encontrar efectivamente la separación entre la esclera y el párpado.

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

Se comparan pares de muestras en forma simultánea e independiente a ambos costados del iris. La selección de $S_{esclera}(x, y)$ y $S_{parpado}(x, y)$ se realiza utilizando la referencia del círculo encontrado durante la detección del límite límbico. Siempre se considera que $S_{parpado}(x, y)$ se ubica por

encima de $S_{esclera}(x, y)$, a la vez que $S_{esclera}(x, y)$ se ubica más cercano al iris que $S_{parpado}(x, y)$. La Ilustración 31 muestra la ubicación de algunos de estos rectángulos alrededor del iris. En verde se aprecian las regiones que buscan la esclera y en rojo sus pares que buscan el párpado. El tamaño de los arcos se define en 75° , ya que se consideran los casos en que los ojos se encuentran muy abiertos, como en el ejemplo, y cuando se encuentran entrecerrados.

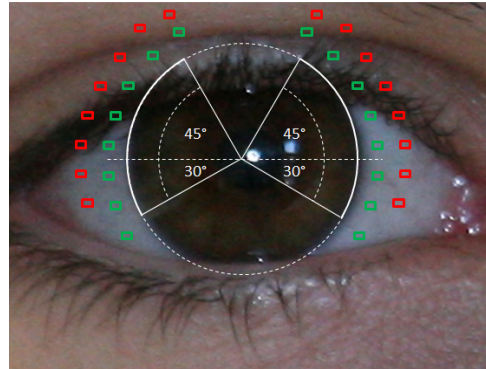


Ilustración 31: Región de búsqueda del párpado superior.

Los dos pares de regiones que obtengan el mayor valor de g_u (uno a cada lado del iris) marcan la posición de la división entre el párpado y la esclera. Calculando el promedio entre ambas posiciones se obtienen los pares de coordenadas c_{izq} y c_{der} , que permiten generar la recta $y = m_1 \cdot x + n_1$ que se está buscando. Esta misma recta se utiliza como base para la búsqueda de una parábola que se adapte al formato del párpado de la mejor manera. Se considera el segmento entre c_{izq} y c_{der} como una cuerda de la parábola, lo que implica que estas mismas coordenadas pertenecen a la parábola que se quiere generar. Sin embargo, se necesitan tres puntos para poder definir matemáticamente la ecuación de una parábola, por lo que se debe encontrar el último punto (c_{cen}).

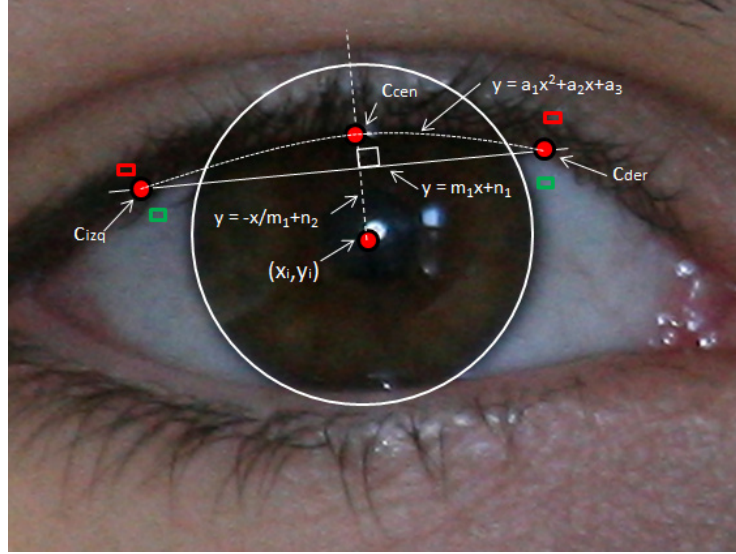


Ilustración 32: Proceso de segmentación del párpado superior ajustando una parábola.

Como se observa en la Ilustración 32, la recta elegida posee una inclinación que generalmente coincide con la pose del ojo, siendo horizontal en ojos frontales e inclinada en ojos apuntando a la izquierda y derecha. A partir de esto se genera una recta perpendicular a la anterior ($y = -\frac{x}{m_1} + n_2$), la cual a su vez pasa por el punto (x_i, y_i) , que es el centro del iris. Esta nueva recta atraviesa las cejas, el párpado superior y el iris, mostrando las diferencias entre tonalidades entre ellos (siendo el párpado más oscuro que el iris generalmente). Se define el punto más oscuro del segmento superior de la recta, definido desde el límite de la pupila hacia arriba, como la coordenada c_{cen} . Esto completa el trío de puntos que se requieren para definir la parábola (ecuación (10)), donde los parámetros a_1 , a_2 y a_3 se encuentran utilizando la ecuación (11).

$$y = a_1 \cdot x^2 + a_2 \cdot x + a_3 \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{izq}^2 & x_{izq} & 1 \\ x_{cen}^2 & x_{cen} & 1 \\ x_{der}^2 & x_{der} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} y_{izq} \\ y_{cen} \\ y_{der} \end{bmatrix} \quad (11)$$

El resultado debe ser una parábola convexa considerando el vértice superior izquierdo como el origen de la imagen, implicando que $a_1 > 0$. La curvatura del párpado no suele ser muy

pronunciada, lo que se puede limitar controlando que $-5 < a_2 < 0$. Los casos que no cumplan con las condiciones anteriores son descartados y no se les realiza la segmentación del párpado, debido a que la parábola encontrada no puede representarlo de forma correcta. Esto se observa principalmente en casos de ojos entrecerrados y con miradas no frontales, donde la esclera desaparece en alguno de los costados del iris.

Por la forma en que se define la parábola que segmenta al párpado, también se logra segmentar las pestañas que pueden cubrir el iris en algunos casos. Sin embargo esto no ocurre en todos los casos, principalmente cuando estas son muy largas y apuntan hacia abajo. La cantidad de oclusiones que generan estos pelos después de aplicada la parábola no son de consideración y se ubican por lo general en la mitad superior del iris. Es por esto que se decide no realizar una segmentación más fina de estos casos, por la posibilidad de aumentar el error de segmentación en el proceso.

3.3. MEDICIÓN DE EFECTIVIDAD

La medición de efectividad del método se realiza según lo establecido en las bases del concurso NICE.I. Se adoptó esta metodología debido a que es el único estándar que existe para verificar el nivel de error de los métodos de segmentación de iris y por lo tanto los resultados son comparables con los de otros trabajos previos. El protocolo de evaluación, propuesto por los creadores del concurso, se basa en la cuantificación de la diferencia de pixeles entre las máscaras generadas como resultados de los algoritmos (O_k) y los *Ground Truth* (GT_k) segmentados de forma manual.

3.3.1. GENERACIÓN DE LA MÁSCARA DE SEGMENTACIÓN

El resultado de cada bloque diseñado durante el proyecto es una máscara binaria que segmenta una sección específica del ojo. Dentro de estas máscaras, son las regiones marcadas con un cero las que corresponden al interior del iris. Todas estas imágenes se multiplican punto a punto entre sí, de forma de generar una única máscara que muestre la región que corresponda al iris. Esta manera de representar el resultado de la segmentación se basa en lo que se exige en el concurso NICE.I. La unión de los bloques se realiza de la forma detallada en la Ilustración 33.

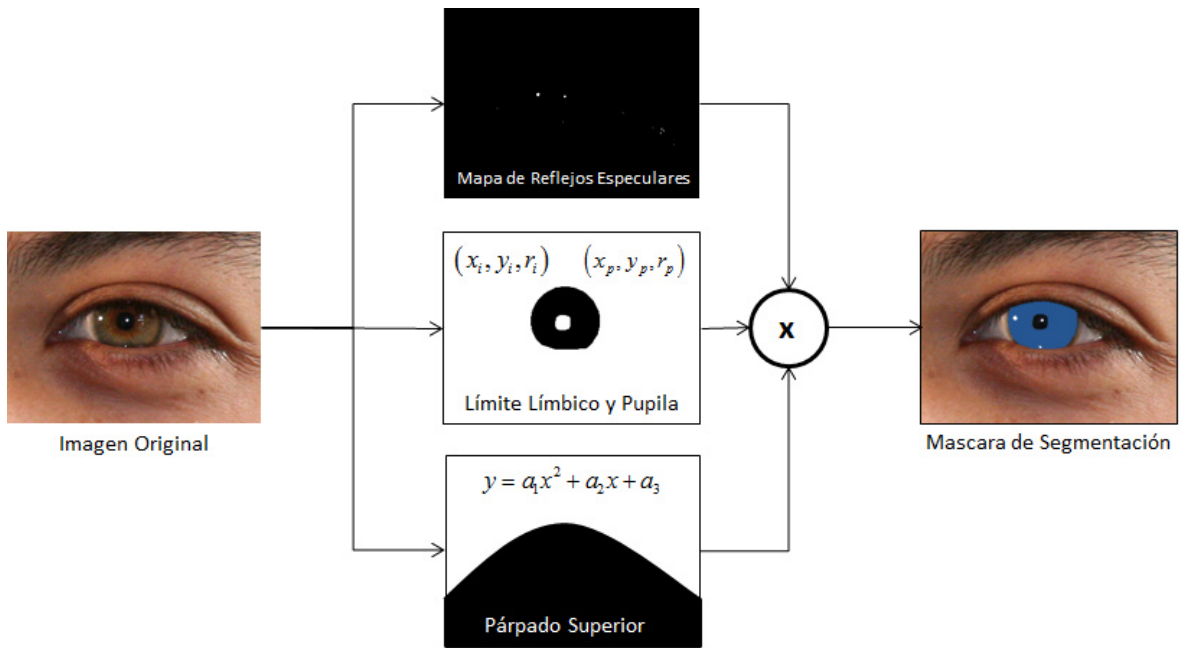


Ilustración 33: Diagrama que muestra las etapas del proceso de segmentación del iris.

3.3.2. METODOLOGÍA DE MEDICIÓN DE EFECTIVIDAD

La forma de medir la efectividad del algoritmo diseñado se basa en la comparación de las máscaras generadas por el propio algoritmo con la segmentación realizada de forma manual para cada caso. La Ilustración 34 muestra un ejemplo de una imagen de la base de datos UBIRIS v.2 (a), con su *ground-truth* (b) y el resultado de la aplicación del algoritmo (c).

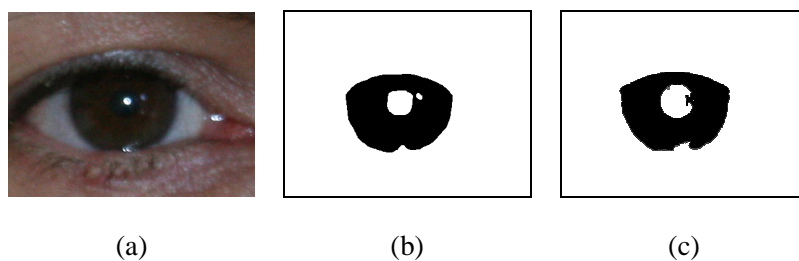


Ilustración 34: Ejemplo de segmentación generada por el método desarrollado y el *ground-truth* correspondiente.

Se utilizaron dos formas de medir el error en el concurso NICE.I y se denominan como error de tipo 1 (E_1) y de tipo 2 (E_2) [21]. La primera medición consiste en contar los píxeles disimiles entre la máscara obtenida por el algoritmo (O_k) y el *ground-truth* (GT_k) correspondiente y dividir el valor

por el tamaño total de la imagen (ecuación (12)). Esto se logra aplicando un operador XOR entre ambas imágenes y sumando el valor de todos los pixeles resultantes. Este proceso se repite para todas las imágenes O_k pertenecientes al conjunto evaluado (de tamaño N) y se calcula el promedio entre todos los resultados, el cual resulta como el factor E_1 .

$$E_1 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m O_k(i, j) \otimes GT_k(i, j) \quad (12)$$

El error de tipo 1 es el utilizado para clasificar los trabajos en el concurso, pero es auxiliado por el error de tipo 2, el cual permite discernir en casos de empates. Las tasas de Falsos Negativos (FN), Falsos Positivos (FP) y Verdaderos Positivos (VP) son medidas para cada caso, considerando los pixeles de la máscara de segmentación y de *ground-truth*. La medición se basa en promediar la medición del FNR y el FPR de cada imagen (ecuación (13) y ecuación (14))¹³. Todos estos valores son promediados, obteniendo el factor E_2 . Esta medición genera una especie de normalización de los estos resultados del error E_1 con respecto al radio del iris, debido a que sólo considera el conjunto de pixeles que hacen parte de la segmentación y no la imagen completa.

$$FPR = \frac{FP}{FP + FN + VP} \quad FNR = \frac{FN}{FN + FP + VP} \quad (13)$$

$$E_2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (0.5 \cdot FPR_k + 0.5 \cdot FNR_k) \quad (14)$$

Estas dos mediciones de error son utilizadas para verificar la efectividad del algoritmo diseñado en este trabajo. Se aplica de igual manera sobre los conjuntos de imágenes de entrenamiento y prueba del algoritmo. Para cada caso se muestran los resultados por separado, para luego realizar una comparación conjunta y ver como se comporta el algoritmo al pasar de un conjunto de imágenes a otro.

¹³ FNR = *False Negative Rate*, FPR = *False Positive Rate*

CAPÍTULO 4: RESULTADOS

La metodología presentada en el capítulo 3 es fundamental para el resultado del proceso completo de segmentación del iris. El error de un paso puede encadenar una secuencia de errores en los pasos siguientes y alterar por completo el resultado de la segmentación. Para verificar esto se requiere generar un protocolo de pruebas para ser realizadas al algoritmo utilizando las bases de datos elegidas para el proyecto. De forma manual se establecen marcas en las bases de datos para la segmentación de cada una de las imágenes y se usan estos datos para generar las estadísticas que indiquen el comportamiento del método desarrollado

El capítulo comienza con la entrega de los resultados del funcionamiento del proceso completo de segmentación del iris para el conjunto de entrenamiento (4.1) y el conjunto de prueba (4.2). Además se incluye una evaluación de los tiempos de procesamiento involucrados (4.3).

4.1. RESULTADOS CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO

Los errores de medición E_1 y E_2 se aplican sobre las 1.011 imágenes contenidas en el conjunto de entrenamiento designado, el cual se separa según la pose del sujeto (centro, izquierda y derecha) y la distancia de adquisición de la imagen (4, 5, 6, 7 y 8 metros). En la Tabla IX se muestran las mediciones del error E_1 sobre este conjunto, para todas las posibles características de las imágenes.

Tabla IX: Error E_1 en base de datos de entrenamiento.

Pose\Distancia [m]	8	7	6	5	4	Total
Centro	0,80%	0,83%	1,15%	1,84%	3,18%	1,56%
Izquierda	0,68%	0,97%	1,31%	1,96%	3,50%	1,67%
Derecha	0,78%	1,00%	1,35%	1,89%	3,76%	1,75%
Total	0,75%	0,94%	1,27%	1,89%	3,48%	1,66%

Los porcentajes mostrados en la Tabla IX representan a la cantidad de pixeles de toda la imagen que se segmentan de forma errónea por el algoritmo en comparación al *ground-truth*. Se observa como el valor aumenta conforme se acerca el sujeto a la cámara, lo que se explica por la diferencia del

radio del iris en este caso, el cual va en aumento. Un radio mayor implica un perímetro mayor, por lo tanto más píxeles, con lo que un error de detección del radio, es más influyente en un iris grande que en uno pequeño.

Además se aprecian diferencias entre los errores observados para cada pose, donde las imágenes con el iris frontal son segmentadas de mejor forma que mirando a los costados. Esto se debe principalmente a los casos donde el iris pierde su circularidad característica y son mal detectados, requiriendo una corrección de la segmentación. El mismo algoritmo es analizado según la medición del error E_2 , donde los resultados obtenidos se muestran en la Tabla X.

Tabla X: Error E_2 en base de datos de entrenamiento.

Pose\Distancia [m]	8	7	6	5	4	Total
Centro	12,35%	10,32%	10,29%	10,55%	10,28%	10,75%
Izquierda	11,41%	12,19%	11,82%	11,52%	12,03%	11,79%
Derecha	12,45%	12,61%	11,84%	11,78%	13,49%	12,43%
Total	12,07%	11,72%	11,32%	11,29%	11,93%	11,66%

Al considerar sólo los píxeles segmentados y no la imagen completa, se elimina el tamaño del iris de la ecuación. Se observa que no existen tendencias en las mediciones según la distancia del sujeto a la cámara, pero se repite que las imágenes frontales se segmentan de mejor manera que las que contienen ojos rotados. El promedio del FPR¹⁴ para el conjunto es de 10,81%, con un FRN¹⁵ de 12,52%, siendo muy similares estos dos valores entre sí, que es muestra que los errores de segmentación se reparten de igual manera entre falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN).

4.2. RESULTADOS CONJUNTO DE PRUEBA

Los resultados finales del método diseñado en este trabajo de título se obtienen de realizar la evaluación de la metodología propuesta sobre las 946 imágenes del conjunto de prueba definido. Los resultados se separan según la pose del ojo dentro de la imagen (centro, izquierda y derecha) y la distancia del sujeto con respecto a la cámara (4, 5, 6, 7 y 8 metros). En la Tabla XI se muestran los resultados de las mediciones del error E_1 .

¹⁴ False Positive Rate: Cociente entre la cantidad de falsos positivos y la cantidad total de muestras.

¹⁵ False Negative Rate: Cociente entre la cantidad de falsos negativos y la cantidad total de muestras.

Tabla XI: Error E_1 en base de datos de prueba.

Pose\Distancia [m]	8	7	6	5	4	Total
Centro	0,67%	0,81%	1,00%	1,50%	2,71%	1,53%
Izquierda	0,67%	0,83%	1,31%	1,60%	3,08%	1,81%
Derecha	0,78%	1,00%	1,35%	1,89%	3,76%	1,75%
Total	0,69%	0,86%	1,15%	1,54%	2,92%	1,67%

Las diferencias entre la segmentación del iris obtenido con el método desarrollado y el *ground-truth* con respecto al tamaño de la imagen utilizada son las que se muestran con el error E_1 . El notorio aumento del error con respecto al acercamiento de los sujetos a la cámara se visualiza de forma directa de los datos obtenidos. Además se aprecia un considerable aumento del error con respecto a la pose del ojo, donde los iris centrados se segmentan de mejor forma que los rotados. Con el error E_2 se normaliza la diferencia de tamaño de iris para cada distancia posible, lo que se muestra en la Tabla XII.

Tabla XII: Error E_2 en base de datos de prueba.

Pose\Distancia [m]	8	7	6	5	4	Total
Centro	11,29%	10,15%	8,62%	8,47%	8,85%	9,07%
Izquierda	11,83%	10,40%	11,01%	9,61%	10,40%	10,37%
Derecha	13,70%	12,66%	11,00%	9,23%	10,32%	10,78%
Total	12,21%	10,90%	10,08%	9,09%	9,81%	9,99%

En este caso se observa que al contrario de lo que sucede en la medición del error E_1 , el error disminuye con el acercamiento del sujeto a la cámara. Los ojos centrados continúan manteniendo los menores porcentajes de error dentro del conjunto de imágenes. Los ojos que apuntan hacia la derecha de la imagen son los peor segmentados dentro de la base de datos. En la Ilustración 35 y en la Ilustración 36 se muestra de forma gráfica los resultados obtenidos para el conjunto de prueba, separado en las tres posibles poses del ojo y el conjunto total de imágenes.

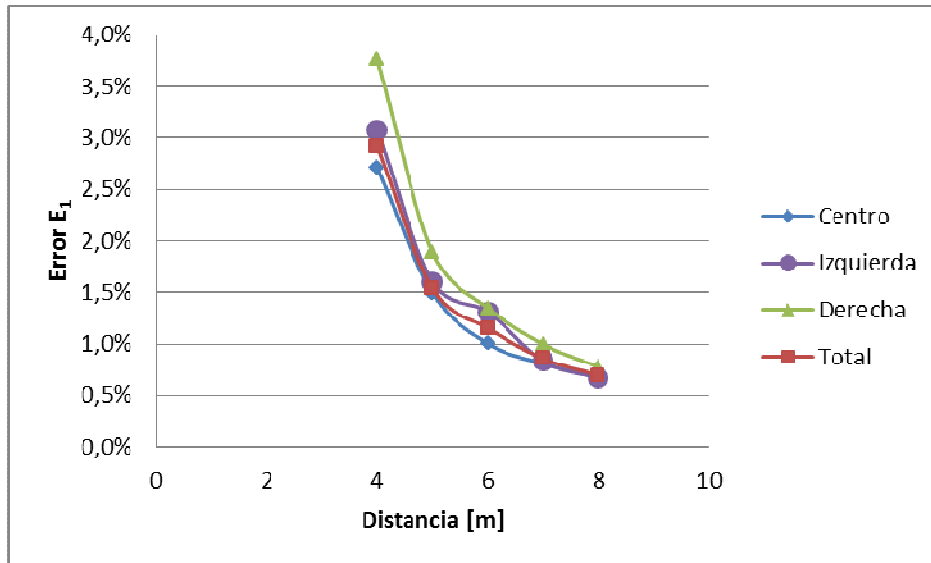


Ilustración 35: Error E_1 de segmentación según distancia del sujeto y pose el ojo.

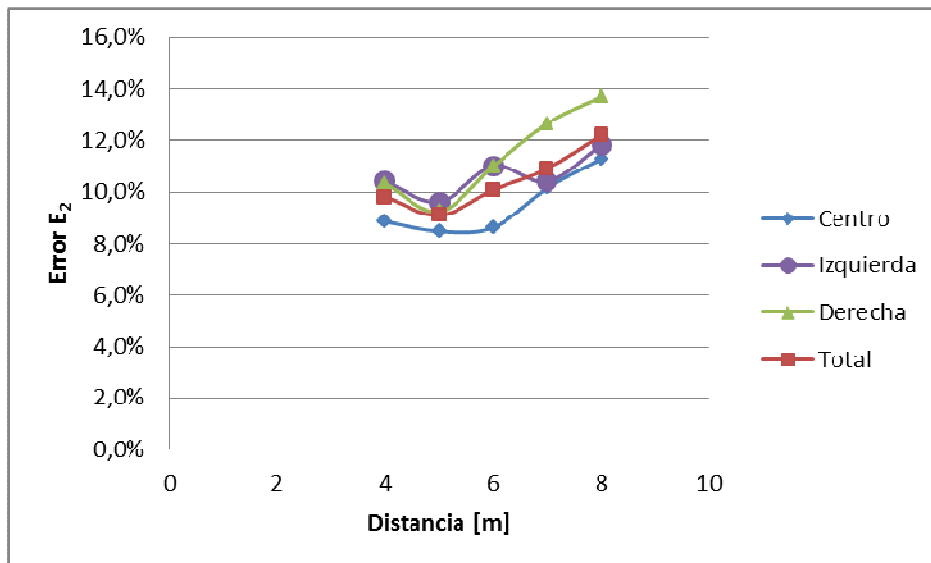


Ilustración 36: Error E_2 de segmentación según distancia del sujeto y pose el ojo.

Dentro de todas las imágenes que se utilizan para evaluar el algoritmo diseñado, existen casos que obtienen un nivel de error muy bajo (error E_1 inferior a 0,5%) y otros que poseen un nivel de error muy elevado (error E_1 superior a 10%). En la Ilustración 37 se muestran los mejores (a, b, c y d) y peores (e, f, g, h) casos de segmentación obtenidos de este conjunto.

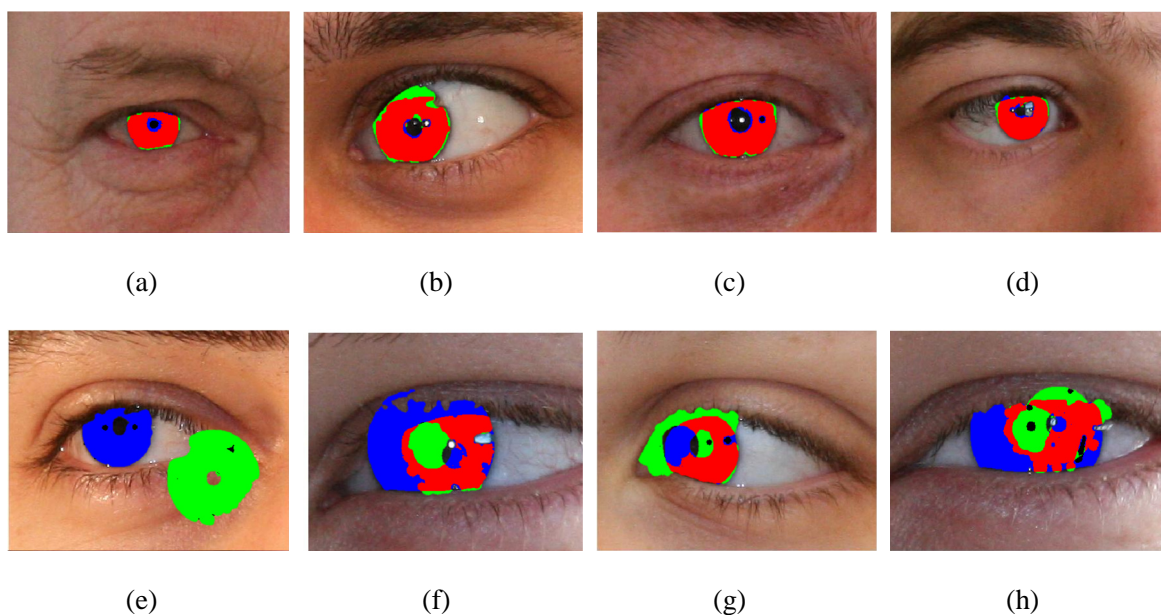


Ilustración 37: Mejores y peores resultados de segmentación en el conjunto de prueba.

Las imágenes muestran las diferencias entre las máscaras segmentadas por el método y las generadas manualmente. En color rojo se muestran los píxeles designados correctamente como iris (VP). En color verde se destacan los píxeles que no son iris pero que son indicados como tal por el algoritmo (FP). Por último en azul se muestran los píxeles que sí son iris, pero que no son incluidos dentro de la máscara generada (FN). Las imágenes que poseen la menor cantidad de píxeles azules y verdes, son las que obtienen los mejores resultados de la segmentación. Para el conjunto de prueba se obtiene un valor de FNR de 9,77%, mientras que el FPR es de 10,21%.

Para ambos conjuntos de imágenes se observa un error E_1 muy similar, debido principalmente a la invariancia en el tamaño de las imágenes de la base de datos. La principal diferencia se observa en el error E_2 , con una reducción de 1,6% entre un conjunto y otro. Esta eventualidad se explica con la conformación de los grupos de imágenes, donde en el conjunto de prueba existen muchos más irises capturados a 4[m] que a 8[m] y se observó que el error E_2 se reduce con la distancia.

4.3. EVALUACIÓN DE TIEMPO DE PROCESAMIENTO

El algoritmo es diseñado de forma de poder funcionar en condiciones de tiempo real, por lo que su tiempo de procesamiento debe ser bajo. Las pruebas se realizaron en un *notebook*, el cual

posee las características mostradas en la Tabla XIII. La programación se realiza en MATLAB®, en diversos archivos .m y es en este mismo ambiente en el que se realizan las pruebas de efectividad del diseño.

Tabla XIII: Características del equipo utilizado para realizar las pruebas.

Modelo	Sony Vaio VPCEA45FL
Memoria RAM	4 GB
Procesador	Intel Core i3 2.53GHz
Sistema Operativo	Windows 7 Home Premium 64bits
Software Utilizado	MATLAB®

La medición del tiempo de operación del método se realiza en diversas etapas, de forma de poder evaluar el rendimiento de cada uno de los bloques diseñados. De esta manera se pueden detectar los procesos que más consumen tiempo de procesamiento. En la Tabla XIV se muestran los resultados de esta medición, separada en los siete procesos identificados como de mayor importancia, junto con el tiempo total de procesamiento del algoritmo.

Tabla XIV: Mediciones del tiempo de procesamiento del algoritmo en conjunto de prueba.

	Reducción de Reflejos	Detección del Centro	Detección del Límite Límbico	Detección de la Pupila	Detección del Párpado	Refinamiento de los Límites	Corrección del Límite Límbico	Total
Promedio [s]	0,13	0,05	1,37	0,30	0,06	0,13	0,03	2,06
Desviación Estándar [s]	0,03	0,01	0,29	0,10	0,01	0,01	0,16	0,42
Mínimo [s]	0,09	0,03	0,87	0,04	0,05	0,11	0,00	1,32
Máximo [s]	0,63	0,11	2,59	0,71	0,08	0,20	1,33	4,13

El tiempo total de operación del algoritmo se da en un tiempo promedio de 2,06[s]. La búsqueda del límite límbico corresponde al proceso de mayor consumo de tiempo, utilizando en torno a 1,37[s] en promedio, seguido de la segmentación de la pupila con cerca de 0,3 [s]. La exhaustividad en la búsqueda que realizan ambos procesos explica el elevado tiempo de procesamiento que requieren, que corresponde a cerca de un 85% del tiempo total utilizado para segmentar cada imagen. En la Ilustración 38 se muestra el tiempo de procesamiento para las distintas etapas del método.

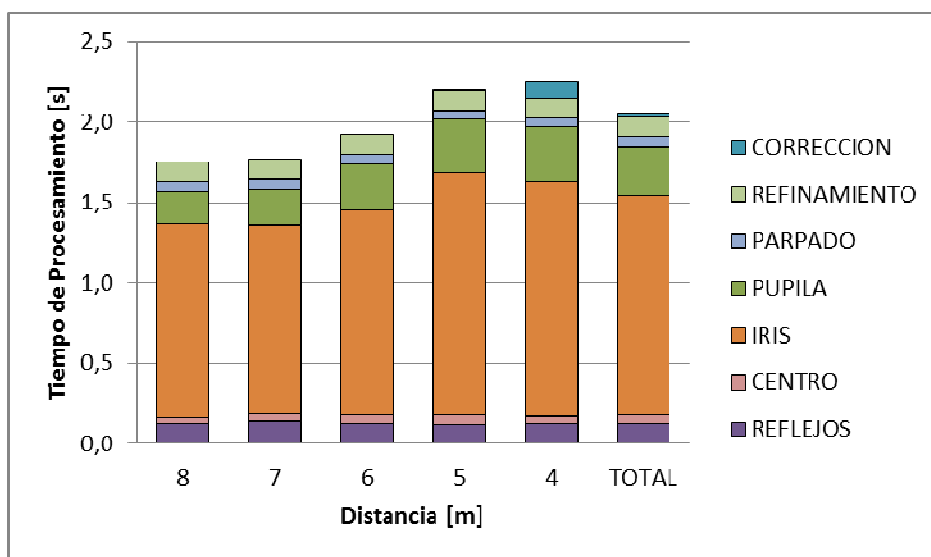


Ilustración 38: Tiempo de procesamiento de las distintas etapas del método con respecto al tiempo total requerido, según distancia de adquisición de la imagen.

En el gráfico de la Ilustración 38 se observa un aumento del tiempo de procesamiento conforme se acerca el usuario a la cámara. Esto se debe a que el rango de posibles radios de iris aumenta, lo que implica un espacio de parámetros mayor en la búsqueda del límite límbico. Los principales casos de mala detección del iris se observan a distancias de 4[m] y 5[m], lo que se aprecia con la aparición del proceso de corrección del límite límbico en estos casos. La búsqueda de la pupila también depende del tamaño del iris, por lo que su comportamiento es similar a la búsqueda del límite límbico. El resto de las etapas se muestran invariantes en cuanto al tiempo de procesamiento con respecto al tamaño del iris, además de que representan una fracción menor del tiempo total utilizado.

CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES

El estudio de la biometría ha tomado un rol importante dentro de la ciencia en el último tiempo. Si bien se comenzó utilizando los rasgos faciales y la huella dactilar para identificar principalmente a criminales, hoy en día su uso ya trasciende la seguridad pública. Las áreas de la salud y de las finanzas también hacen uso de estos sistemas de reconocimiento y se espera que pronto el mercado del *retail* también se haga partícipe de esto. Difícil ha sido quitarle a la huella dactilar su lugar privilegiado como mecanismo más utilizado y difundido a nivel global. Con las constantes mejoras de la tecnología relacionada a la fotografía digital, se ha hecho posible realizar investigación sobre el reconocimiento de personas mediante el iris. Esta nueva metodología se considera muy efectiva y poco invasiva al usuario, por lo que reúne condiciones suficientes para poder imponerse por sobre las demás. Se deben seguir diversos pasos para poder utilizar el iris como medida biométrica y uno de los pasos obligatorios que se deben cumplir en este proceso es el de la segmentación del iris dentro de la imagen, que es la motivación de este trabajo.

Basándose en publicaciones liberadas por el concurso NICE.I del año 2009, donde se segmentan imágenes de iris adquiridas bajo condiciones no-ideales, se diseñó un método de segmentación propio. Este método genera una máscara binaria que representa la posición del iris dentro de la imagen. Las principales etapas que componen el método y que se detallaron en la metodología son: localizar el iris, eliminar los reflejos especulares, detectar el límite límbico, detectar la pupila y segmentar los párpados. Utilizando herramientas matemáticas, de procesamiento de imágenes y de inteligencia computacional, se programaron estos módulos, los que unidos reciben una imagen como entrada y devuelven la máscara binaria del iris correspondiente.

Los resultados obtenidos para el conjunto de prueba se pueden comparar con los obtenidos por los trabajos enviados al concurso NICE.I, mostrados en la **Tabla XV** [21]. Se destaca que si bien en todos estos casos se utiliza la base de datos UBIRIS v.2, no necesariamente utilizan los mismos conjuntos de imágenes para realizar las pruebas. De todas maneras se puede observar que la efectividad del método desarrollado es comparable con los tres mejores trabajos entregados al concurso. Lo anterior permite concluir que se ha podido replicar el nivel de efectividad obtenido por estos trabajos. Lo mismo se puede observar para los 2[s] que en promedio demora el método en realizar el proceso de segmentación completo. Este tiempo es comparable con algunos de los mismos trabajos, a pesar de que se trata de una información que no es revelada en la mayor parte de

las publicaciones. Uno de los objetivos de este trabajo era generar un método de segmentación que pudiese funcionar en tiempo real y este tiempo se encuentra dentro de lo esperado inicialmente.

Tabla XV: Resultados del concurso NICE.I.

Posición	Autor	E_1	E_2	FPR	FNR	Tiempo (Programa)
1	Tan	1,31%	-	-	-	-
2	Sankowski	1,62%	6,0%	1,1%	10,9%	-
3	Almeida	1,80%	-	-	-	-
4	Li	2,24%	6,8%	1,8%	11,8%	-
5	Jeong	2,82%	14,4%	1,2%	27,6%	-
6	Chen	2,97%	16,3%	1,8%	30,7%	0,83 [s] (C++)
7	Scotti	3,01%	11,6%	1,9%	21,3%	3[min] (MATLAB)
8	Luengo-Oroz	3,05%	-	-	-	3[s] (MATLAB)

Las diversas pruebas realizadas al método diseñado permiten observar la existencia de un claro *trade-off* entre la calidad de la segmentación y el tiempo de procesamiento, ya que se tratan de dos variables inversamente proporcionales. Además, el tiempo de procesamiento del método depende exclusivamente del tamaño del iris contenido en cada imagen, lo cual a su vez depende de la distancia del usuario con respecto a la cámara. Por otro lado, resulta sencillo concluir que la calidad de la segmentación posee directa relación con el tamaño del iris, debido a que a menor radio del iris, menor es la cantidad de píxeles que lo definen y eso reduce el nivel de error. Sin embargo, el reconocimiento de iris mejora conforme aumenta el tamaño del ojo, pero estos generan mayores niveles de error con esta metodología, lo cual debe ser tomado en consideración. Por último, se observa una clara correlación entre el nivel de error en la segmentación y la pose del iris, donde los ojos rotados generan elevados niveles de error.

Los buenos resultados obtenidos por la metodología diseñada permiten creer que su uso como parte de un sistema automatizado de reconocimiento de iris corresponde a una posibilidad real. Sin embargo, el hecho de que se hayan utilizado imágenes de una única base de datos para el entrenamiento del método, hace que exista un gran sesgo sobre las características de este conjunto de imágenes. Por lo mismo, se debe asegurar que el sistema de reconocimiento automático sea capaz de capturar imágenes con características similares de tamaño y resolución que las contenidas en UBIRIS v.2. Cualquier cambio en el tipo de imágenes que se capturen, obligaría a modificar los parámetros de los diferentes bloques del método, de forma de adaptarlos a las nuevas características.

A futuro se pueden mejorar diversas partes del proceso, de forma de mejorar tanto la efectividad como la eficiencia del diseño. Perfeccionar las etapas de refinamiento de los bordes de las regiones detectadas ayudarían a disminuir los valores de FPR, que se ubica bajo el 2% en todas las publicaciones y en esta oportunidad no se ha logrado obtener resultados menores que un 9%. La búsqueda del iris como un objeto circular trae problemas en los casos de ojos rotados, por lo que se pueden buscar mejores maneras de detectar estos casos. La detección del límite límbico y de la pupila consume cerca de un 85% del tiempo total de procesamiento, ambos son procesos que pueden ser optimizados ya sea por cambios en el algoritmo o con el uso de paralelismos. El paso de los códigos a algún lenguaje de menor nivel, como C++ por ejemplo, se visualiza como una forma práctica para reducir el tiempo de procesamiento del método diseñado.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Arus Ross, "Iris Recognition: Path Forward", *Computer*, vol. 43, num. 2, pp. 30-35, Febrero 2010.
- [2] Richard Wildes, "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology", *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, num. 9, pp. 1348-1363, Septiembre 1997.
- [3] Kevin Bowyer, Karen Hollingsworth y Patrick Flynn, "Image Understanding for Iris Biometrics: A Survey", *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, num. 2, pp. 281-307, Mayo 2008.
- [4] Tieniu Tan, "Efficient and Robust Segmentation of Noisy Images for Non-Cooperative iris Recognition", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 223-230, 2010.
- [5] John Daugman, "How Iris Recognition Works", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, num. 1, pp. 21-30, Enero 2004.
- [6] Leonard Flom y Aram Safir, "Iris Recognition System", Patente EE.UU., num. 4.661.349, Febrero 3, 1987.
- [7] Craig Fancourt et al., "Iris Recognition at a Distance", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3546, pp. 187-200, 2005.
- [8] Yu Chen et al., "A Highly Accurate and Computationally Efficient Approach for Unconstrained Iris Segmentation", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 261-269, 2010.
- [9] Richard Duda y Peter Hart, "Use of the Hough Transform to Detect Lines and Curves in Pictures", *Comm. ACM*, vol. 15, num. 1, pp. 11-15, Enero 1972.
- [10] Zuraini Othman y Anton Prabuwono, "Preliminary Study on Iris Recognition System: Tissues of Body Organs in Iridology", *IECBES 2010*, Kuala Lumpur, Malasia, 30 Nov. - 2 Dic. 2010, pp. 115-119.
- [11] Abdulsamad Yahya y Jan Nordin, "Non-Cooperative Iris Recognition System: A Review", *ITSim 2010*, Kuala Lumpur, Malasia, 15-17 Jun. 2010, pp. 1-5.
- [12] Tieniu Tan, Yunhong Wang y Dexin Zhang, "Personal Identification Based on Iris Texture Analysis", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, num. 12, Diciembre 2003.

- [13] Tieniu Tan et al., "Toward Accurate and Fast Iris Segmentation for Iris Biometrics", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, num. 9, pp. 1670-1684, Septiembre 2009.
- [14] John Daugman e Imad Malhas, "Iris Recognition Border-Crossing System in the UAE", *International Airport Review*, vol. 2, pp. 1-5, 2004.
- [15] John Daugman, "Biometrical Personal Identification System Based on Iris Analysis", Patente EE.UU., num. 5.291.560, Marzo 1, 1994.
- [16] John Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, num. 11, pp. 1148-1161, Noviembre 1993.
- [17] John Daugman, "New Methods in Iris Recognition", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, vol. 37, num. 5, pp. 1167-1175, Octubre 2007.
- [18] James Matey y Lauren Kennell, "Iris Recognition - Beyond One Meter", *Handbook of Remote Biometrics for Surveillance and Security*. Londres: Springer-Verlag, 2009, cap. 2, pp. 23-60.
- [19] James Matey et al., "Iris on the Move: Acquisition of Images for Iris Recognition in Less Constrained Environments", *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, num. 11, pp. 1936-1947, Noviembre 2006.
- [20] James Matey, Randy Broussard y Lauren Kennell, "Iris Image Segmentation and Sub-Optimal Images", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 215-222, 2010.
- [21] Hugo Proença y Luis Alexandre, "Introduction to the Special Issue on the Segmentation of Visible Wavelength Iris Images Captured At-a-distance and On-the-move", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 213-214, 2010.
- [22] Hugo Proença y Luis Alexandre, "Iris recognition: Analysis of the error rates regarding the accuracy of the segmentation stage", *Image and Vision Computing*, vol. 28, num. 1, pp. 202-206, Enero 2010.
- [23] Hugo Proença y Luis Alexandre, "Iris Segmentation Methodology for Non-Cooperative Recognition", *IEEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing*, vol. 153, num. 2, pp. 199-205, Abril 2006.
- [24] Hugo Proença, "On the Feasibility of the Visible Wavelength, At-a-Distance and On-the-Move Iris Recognition", *CIB 2009*, Hangzhou, China, 18-20 Sep. 2009, pp. 9-15.

- [25] Hugo Proença et al., "The UBIRIS.v2: A Database of Visible Wavelength Iris Images Captured On-the-Move and At-a-Distance", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, Digital Object Identifier 10.1016/j.mavis.2009.03.003.
- [26] Dae Sik Jeong et al., "A New Iris Segmentation Method for Non-Ideal Iris Images", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 254-260, 2010.
- [27] Ruggero Labati y Fabio Scotti, "Noisy Iris Segmentation with Boundary Regularization and Reflections Removal", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 270-277, 2010.
- [28] Peihua Li et al., "Robust and Accurate Iris Segmentation in Very Noisy Iris Images", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 246-253, 2010.
- [29] Kien Nguyen et al., "Quality-Driven Super-Resolution for a Less Constrained Iris Recognition at a Distance and on the Move", *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 6, num. 4, pp. 1248-1258, Diciembre 2011.
- [30] Tieniu Tan, Wenbo Dong y Zhenan Sun, "A Design of Iris Recognition System at a Distance", *CCPR 2009*, 4-6 Nov. 2009, pp. 1-5.
- [31] 19794-6, ISO/IEC, "Information Technology. Biometric Data interchange Formats. Iris Image Data", 2005.
- [32] Wojciech Sankowski et al., "Reliable Algorithm for Iris Segmentation in Eye Image", *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 231-237, 2010.
- [33] Francis Galton, *Finger Prints*. Londres, Inglaterra: Macmillan, 1892.
- [34] Kresimir Delac y Mislav Grgic, "A Survey of Biometric Recognition Methods", *ELMAR 2004*, Zadar, Croacia, 16-18 Jun. 2004, pp. 184-193.
- [35] Alphonse Bertillon, "Tableau des Nuances de L'iris Humain", *Bulletins de la Société d'anthropologie de Paris*, vol. 3, num. 3, pp. 384-387, 1892.
- [36] Raul Rojas, *Neural Networks*. Berlin, Alemania: Springer-Verlag, 1996.

ANEXO

A. ESTADÍSTICAS DE BLOBS PARA BÚSQUEDA DEL CENTRO

Se muestran los datos utilizados para la definición de los parámetros de selección de los *blobs* que contienen al iris en su interior. En cada imagen se etiqueta manualmente las regiones correctas e incorrectas correspondientes. A partir de estos datos se generan las variables de decisión que permiten realizar la selección de las regiones según se requiera. Tres casos posibles son definidos originalmente y las estadísticas que se muestran a continuación se basan en eso.

A.1. CUATRO O MÁS *BLOBS*

A partir de los gráficos de la Ilustración 39 se puede observar que la coordenada vertical del centro del iris se ubica sobre los 100 píxeles (a). Además se aprecia que la densidad es mayor a 0.2 y que la relación entre el ancho y el alto del rectángulo que envuelve a la región es mayor que 0.2 y menor que 1 (b).

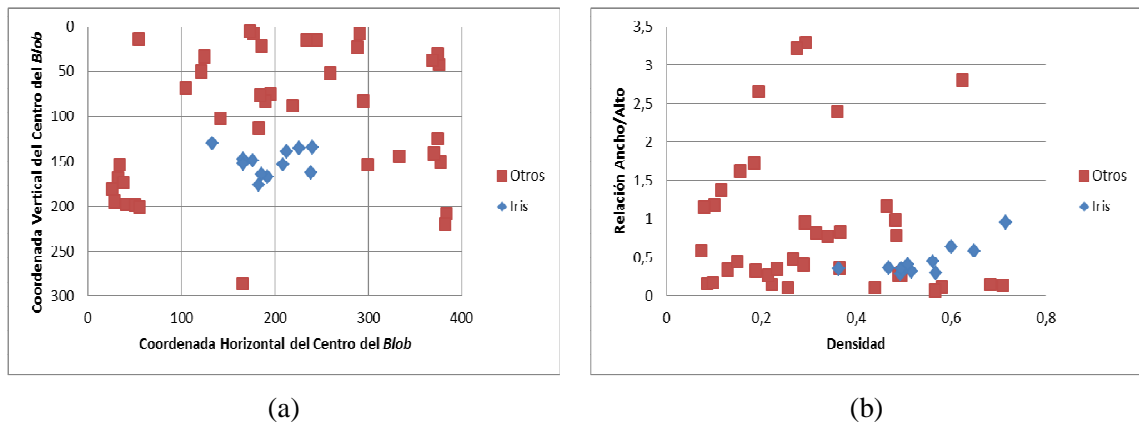


Ilustración 39: Estadísticas de casos de cuatro o más *blobs*.

A.2. TRES BLOBS

En la Ilustración 40 se observa que el iris se encuentra centrado dentro de la imagen y que las coordenadas verticales se enmarcan entre los 75 y los 225 píxeles, mientras que en el eje horizontal se encuentran entre los 50 y los 300 píxeles (b). La relación entre el ancho y el alto del rectángulo se muestra entre 0,2 y 0,8 para la mayoría de los casos, mientras que la densidad se ubica entre 0,15 y 0,75 (a). Una gran cantidad de *blobs* se encuentran pegados a alguno de los bordes de la imagen o de las esquinas de esta, la menor parte de estos corresponden a los casos del iris (c). Las regiones útiles poseen un área considerablemente mayor que las que se deben desechar. Por último, el promedio de intensidad en escala de grises de cada blob es irrelevante, debido a que no existe mayor diferenciación entre los casos buenos y malos bajo este criterio (d).

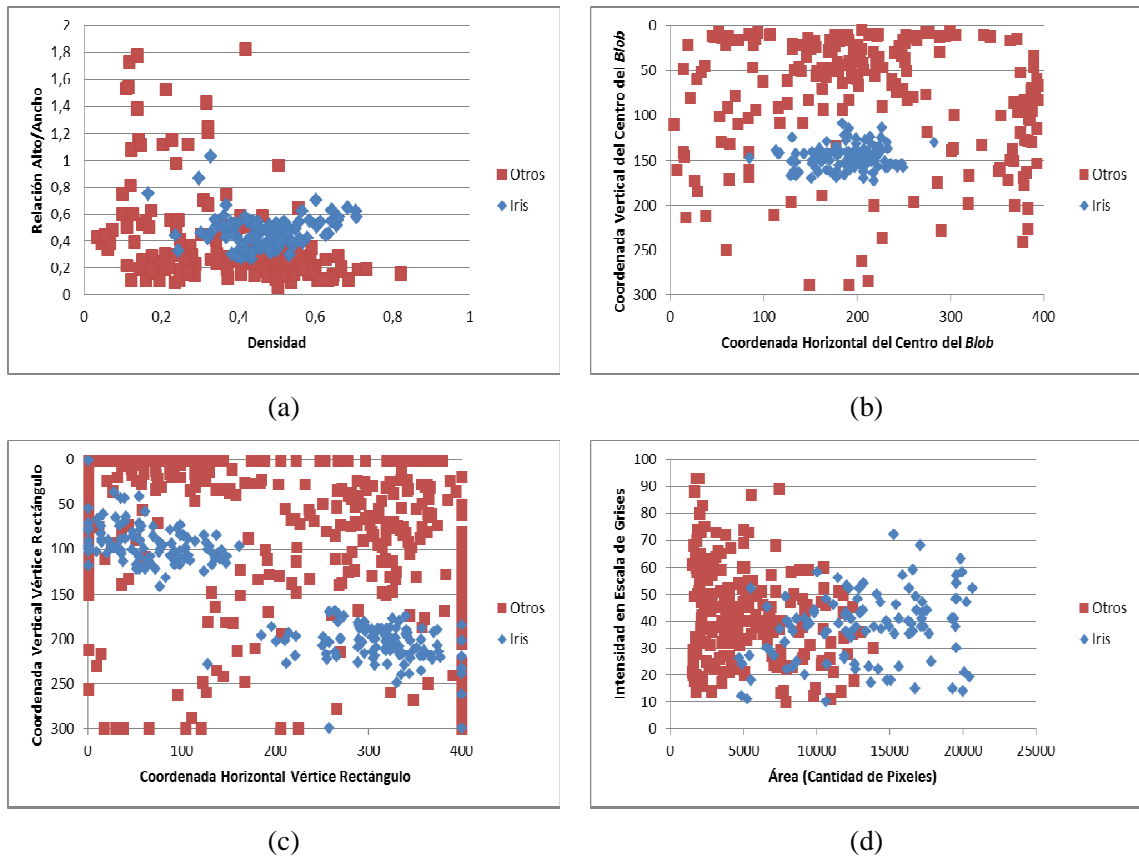


Ilustración 40: Estadísticas de casos de tres *blobs*.

A.3. DOS BLOBS

De la Ilustración 41 se puede obtener que la relación ancho/alto se limita entre 0,25 y 0,55 (con lo que se discrimina una gran cantidad de casos) y que la densidad de los casos buenos es mayor a 0,2 (a). El iris se encuentra centrado en la imagen (60 a 240 pixeles verticalmente y 100 a 300 pixeles horizontalmente) y los casos malos se ubican por lo general por sobre los casos buenos, lo que correspondería principalmente a la relación ojo/ceja (b). Muchos casos utilizan todo el ancho de la imagen, pero la mayoría de estos deben ser descartados (c). Los *blobs* que contienen al iris poseen un área mayor que los restantes y nuevamente resulta inútil discriminar por la intensidad en escala de grises (d).

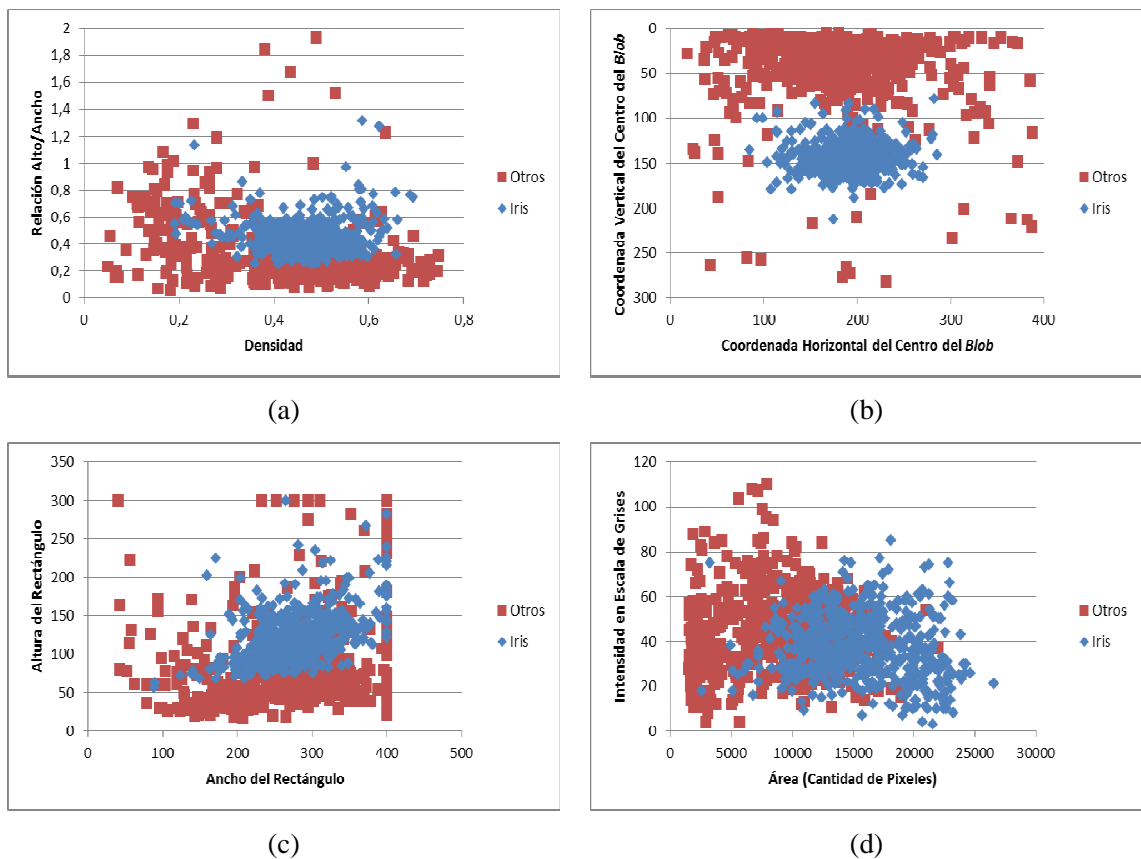


Ilustración 41: Estadísticas de casos de dos *blobs*.

B. RESULTADO DE LA DETECCIÓN DEL IRIS

Para comprobar la efectividad de los algoritmos diseñados, se realizan pruebas sobre los bloques que tienen como objetivo detectar el iris dentro de la imagen. Se realiza un marcado manual de las imágenes, del centro y radio del círculo que mejor representa al iris y se comparan estos valores con los resultados de los procesos. Estas mediciones permiten ver el nivel de acierto que posee el algoritmo para identificar la posición del iris y de que manera logra representarlo mediante un círculo. Se presentan medidas separadas para la detección del centro del iris y para la detección del límite límbico.

B.1. SEGMENTACIÓN DEL LÍMITE LÍMBICO

La segmentación del límite límbico entrega como resultado las coordenadas (x_i, y_i) y el radio r_i del círculo encontrado. Estos datos son contrarrestados con los obtenidos de la marcación manual de la base de datos. Se realiza una comparación de los centros (Δx y Δy) y de los radios (Δr) de cada uno de los casos. En la Tabla XVI se muestran los resultados obtenidos de la evaluación.

Tabla XVI: Resultados de detección del centro y radio del límite límbico en el conjunto de entrenamiento.

Error [px]	$\Delta x, y \leq 10$ $\Delta r \leq 10$	$\Delta x, y \leq 10$ $\Delta r > 10$	$\Delta x, y \leq 20$	$\Delta x, y \leq 30$	$\Delta x, y > 30$
Cantidad	948	11	43	6	10

Se observa que en un 94% de las imágenes de entrenamiento el iris detectado coincide de forma casi perfecta con el que se marca de forma manual. La principal causa de error corresponde a la mala detección del centro del iris en el paso previo, lo que influye directamente en la detección del límite límbico. Es posible aumentar el área de la grilla de búsqueda, pero esto puede conllevar a otros errores, principalmente en los casos de presencia de cabello o de marcos de lentes cerca de los ojos. En la Ilustración 42 se muestran casos correctos de detección (a, b y c) y casos malos (d, e y f).

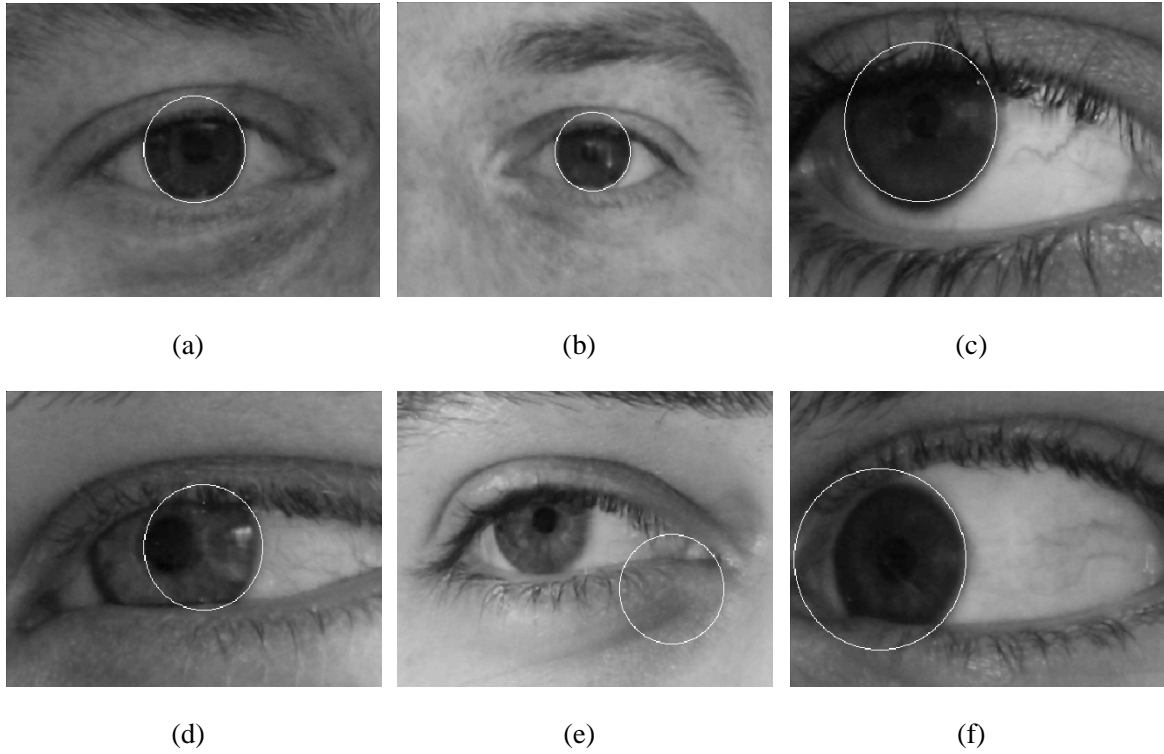


Ilustración 42: Resultados de detección del límite límico.

Dentro de las imágenes que poseen un error de entre 10 y 30 píxeles se incluyen los casos donde el iris no es perfectamente circular y no se puede ajustar el operador integrodiferencial a su forma, pero si se incluye el iris dentro del círculo definido. Apenas un 1% de las imágenes son detectadas a más de 30 píxeles, las cuales corresponden a los peores casos, donde el círculo encontrado no incorpora al iris en su interior. Mediante la etapa de refinamiento se corrigen los casos en que el centro encontrado es el correcto, pero el radio es distinto al marcado manualmente.