

UNIVERSIDAD DE GRANADA
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE
INGENIERÍA INFORMÁTICA



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
E INTELIGENCIA ARTIFICIAL
PROGRAMA DOCTORAL
TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN

RECONOCIMIENTO DE IRIS BASADO EN FUSIÓN DE INFORMACIÓN PARA CONDICIONES NO IDEALES

MEMORIA QUE PRESENTA
YUNIOL ALVAREZ BETANCOURT

EN OPCIÓN AL GRADO DE DOCTOR EN INFORMÁTICA

DIRECTOR DE TESIS:
DR. MIGUEL GARCÍA SILVENTE

GRANADA, ABRIL DE 2015

La memoria titulada **Reconocimiento de iris basado en fusión de información para condiciones no ideales**, que presenta D. Yuniol Alvarez Betancourt, profesor de la Universidad de Cienfuegos (Cuba), para optar por el grado de DOCTOR, ha sido realizada bajo la dirección de Miguel García Silvente, Profesor Titular del Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial de la Universidad de Granada (España).

Granada, Abril de 2015.

Director de la tesis

Fdo.: Miguel García Silvente

El doctorando

Fdo.: Yuniol Alvarez Betancourt

El doctorando Yuniol Alvarez Betancourt y el director de la tesis Miguel García Silvente garantizamos, al firmar esta tesis doctoral, que el trabajo ha sido realizado por el doctorando bajo la dirección del director de la tesis y hasta donde nuestro conocimiento alcanza, en la realización del trabajo, se han respetado los derechos de otros autores a ser citados, cuando se han utilizado sus resultados o publicaciones.

En Granada, a 10 de Abril de 2015

Director/es de la Tesis

Doctorando

Fdo.:

Fdo.:

A mi madre, esposa e hija las cuales han sido mi fuente de inspiración
y principal soporte en el transcurso de la presente investigación...

“Cualquier persona que se ha visto seriamente comprometida en el trabajo científico de cualquier tipo se da cuenta de que en las puertas de entrada del templo de la ciencia están escritas las palabras: “debes tener fe”.

Es una virtud que los científicos no pueden prescindir”

(Max Planck)

Agradecimientos

Agradezco infinitamente a todas las personas que de una forma u otra han contribuido al desarrollo de esta investigación, mi familia y amigos en general. Son muchas las personas a las que debo hoy la terminación de este intenso y extenso trabajo. Sin embargo, no puedo dejar de mencionar algunas de estas personas.

En primer lugar quiero expresar mi agradecimiento especial a mi director de tesis el Dr. Miguel García Silvente por sus importantes comentarios, exigencias y enseñanzas hacia a mí durante la presente investigación. También le agradezco su confianza y horas de su tiempo dedicadas a la corrección de los artículos y la tesis doctoral desarrollada. Además del soporte técnico y de información especializada facilitada que sin estos recursos hubiera sido imposible el desarrollo de esta tesis doctoral.

Quiero agradecer a mi profesor y amigo el Dr. Eduardo Concepción Morales por su apoyo infinito, horas de debate y ánimo a seguir adelante.

A mi amiga la Dr. Dominique Lepicq por su apoyo infinito, ánimo y correcciones del idioma inglés en algunas de las publicaciones obtenidas.

A mi amigo el Dr. Roberto Henry Herrera Marrero por haberme dado la oportunidad de iniciar este programa doctoral y por siempre atender rápidamente mis llamados.

Al Dr. Kaushik Roy por el ánimo, intercambios e importantes comentarios trasmitidos en el transcurso de la investigación.

A todos los profesores del programa doctoral que tuve la gran oportunidad de conocer y de recibir sus lecciones y experiencias. En especial al Dr. Jose Luis Verdegay y a todos los profesores de la Universidad de Granada que hicieron posible que este estupendo programa doctoral llegara al alcance de jóvenes cubanos con la motivación de investigar.

Al Centro de Estudios de Informática de la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas. En especial al Dr. Carlos Morell Pérez por su apoyo infinito, dedicación e importantes comentarios. También agradecer al Dr. Rafael Bello Pérez por darme la oportunidad de formar parte de este programa doctoral, por su amistad y sabiduría.

También quiero trasmitir mi agradecimiento a los colegas del CENATAV con que

tuve la oportunidad de intercambiar y recibir información relacionada con la investigación. En particular al Dr. Jose Ruiz Shulcloper por abrirme las puertas del CENATAV y al especial e inolvidable amigo Dr. Jose Luis Gil Rodríguez por el ánimo, amistad y lecciones recibidas en los momentos que pudimos compartir.

A mis compañeros de trabajo de la Universidad de Cienfuegos por el apoyo, en particular a mis colegas del departamento de informática. El agradecimiento especial a mis amigos y compañeros de trabajo: Dr. Oscar Alejo Machado, MsC. Yuviny Echevarría Cartaya, MsC. Jorge Luis Rivero Pérez y MsC. Boris Vega Lara por el ánimo y momentos compartidos. A mis estudiantes que fueron partícipes de algunas tareas relacionadas con mi investigación.

Mi agradecimiento al soporte financiero posibilitado para pagos de matrícula, movilidad y estancia en la Universidad de Granada, a la AUIP, al programa de Erasmus Mundus “Ánimo Chévere”, al proyecto financiado por el Gobierno Regional de Andalucía P09-TIC-04813, al proyecto financiado por el Gobierno Español TIN2012-38969.

A las instituciones que nos permitieron utilizar sus bases de datos de imágenes en la presente investigación: Chinese Academy of Sciences Institute of Automation (China), National Institute of Standards (USA), Multimedia University (Malaysia), SOCIA Lab at the University of Beira Interior (Portugal).

Producción científica del autor

Artículos en Revistas

- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *A keypoints-based feature extraction method for iris recognition under variable image quality conditions.* Sometido a Engineering Applications of Artificial Intelligence. ISSN: 0952-1976 (2015). JCR: 1.962. (ENGINEERING, MULTIDISCIPLINARY Q1 15/87, COMPUTER SCIENCE, ARTIFICIAL INTELLIGENCE Q2 31/121).
- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *An overview of iris recognition: a bibliometric analysis of the period 2000-2012.* Scientometrics, Vol. 101 No. 3 pp. 2003-2033. ISSN: 1588-2861 (2014). JCR: 2.274 (COMPUTER SCIENCE, INTERDISCIPLINARY APPLICATIONS Q1 20/102). DOI: 10.1007/s11192-014-1336-1.
- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *A fuzzy multi-objective optimization approach based on eyelid detection method to improve the iris recognition accuracy.* Journal of Computación y Sistemas, Vol. 18 No. 1, pp. 65-78. ISSN: 1405-5546 (2014). DOI: 10.13053/CyS-18-1-2014-019.

Artículos en congresos internacionales

- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *An eyelid segmentation method based on a multi-objective evolutionary approach.* International Conference on Operations Research, UH, Cuba. (2014).
- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *Improving iris recognition accuracy using a fuzzy multi-objective optimization approach.* International Conference on Informatics and Computer Sciences. Havana, Cuba. ISBN: 978-959-7213-02-4. (2013).
- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *A fast iris location based on aggregating gradient approximation using QMA-OWA operator.* IEEE World Congress on Computational Intelligence, WCCI 2010. Barcelona, Spain. ISBN: 978-1424469-19-2. (2010).

-
- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *Evaluación de calidad en imágenes del Iris*. Seminario Internacional de Soft Computing, UCLV, Cuba. ISBN: 959-250-5254. (2009).

Otras presentaciones en congresos

- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *Reconocimiento del iris bajo condiciones no ideales*. Congreso Internacional, COMPUMAT. UCI, Cuba. (2013).
- Y. Alvarez-Betancourt, M. Garcia-Silvente. *Algoritmo de localización del Iris basado en agregaciones de aproximaciones de gradientes utilizando el operador QMA-OWA*. I Jornadas Doctorales de Investigadores Extranjeros. UGR, Spain. (2010).

Resumen

El reconocimiento de iris ha alcanzado gran popularidad en la última década entre las modalidades utilizadas para reconocimiento biométrico de personas. Esto se debe en gran medida a la fiabilidad proporcionada por el iris debido a sus interesantes características: es invariante en el tiempo y posee características altamente discriminantes. Actualmente, la tendencia en las investigaciones desarrolladas sobre reconocimiento de iris, apunta a la utilización de esta tecnología en otras aplicaciones reales donde se requiere mayor flexibilidad. Entiéndase por flexibilidad cuando se refiere a las aplicaciones donde se requiere hacer reconocimiento de iris en condiciones no ideales por ejemplo de iluminación, escala, oclusión y/o perspectiva. A pesar de los grandes avances desarrollados en este campo de investigación existen grandes retos todavía en cuanto al reconocimiento de iris en condiciones no ideales.

En el presente trabajo de investigación se presenta un método robusto y eficiente de reconocimiento de iris para desempeñarse en condiciones no ideales. Entre las principales ventajas de utilizar el método propuesto podemos mencionar: no requiere una segmentación muy precisa del iris, no requiere que se normalice la región del iris como en los métodos tradicionales (esto permite evitarnos un coste computacional adicional y el problema de aliasing [1]), es robusto ante oclusiones provocadas por pestañas y párpados. Además, se presenta una revisión profunda del campo del reconocimiento de iris utilizando métodos bibliométricos. Con esta revisión profunda se logran identificar importantes elementos tales como: conceptos básicos, evolución temporal de la producción científica, autores líderes, artículos más citados, congresos significativos, revistas significativas, temas de investigación más relevantes, empresas relevantes, patentes relevantes, entre otros elementos de interés para los investigadores que se inician en este interesante campo de investigación.

También se hacen importantes contribuciones en las temáticas de segmentación y extracción de características en imágenes de iris. Según el análisis bibliométrico desarrollado estas temáticas son las más estudiadas pero que aún requieren de especiales aportes para condiciones no ideales. En cuanto a la segmentación del iris se proponen dos variantes: la primera no incluye segmentación de párpados (esta es la variante que se utiliza en el método propuesto de reconocimiento de iris) y la segunda incluye

segmentación de párpados (es adecuada para otros métodos de reconocimiento de iris del estado del arte que requieren segmentación más precisa del iris).

El método propuesto de segmentación del iris es robusto con respecto a los problemas más habituales. Consiste en la detección de los bordes interno y externo del iris utilizando un esquema de análisis de gradientes en puntos de interés de arcos sucesivos. Los valores de los gradientes en cada arco respecto a su sucesor son agregados mediante el operador de mayoría cuantificada [2]. De esta manera, el borde del iris se identificará en el arco sucesivo que obtenga el mayor valor de gradientes agregados. Este proceso de análisis de arcos sucesivos se ejecuta en un rango específico de radios dentro de la región del iris dependiendo del tipo de borde del iris (e.g. borde interno o externo) que se intenta detectar. Para la segmentación de párpados se propone un nuevo esquema de ajuste de contornos curvos optimizando características geométricas de trozos de contornos. En este sentido se estudian dos variantes de segmentación de párpados utilizando diferentes esquemas de optimización global: uno basado en soluciones exactas y otro basado en soluciones aproximadas. Además se desarrollaron varias experimentaciones sobre las diferentes variantes de segmentación del iris propuestas respecto a segmentaciones manuales sobre las bases de datos de imágenes más utilizadas: CASIA-IrisV4-Interval y UBIRIS 1. En el caso de la evaluación de método propuesto de segmentación de párpados solo se utilizó la CASIA-IrisV4-Interval debido a su gran variedad de oclusiones por párpados y pestañas. Para cada base de datos se desarrollaron dos segmentaciones manuales utilizando dos expertos diferentes, las cuales se tomaron como base de certeza. Los resultados de estas experimentaciones demostraron que el método propuesto de segmentación del iris obtiene mayor coincidencia respecto a las segmentaciones manuales que los algoritmos del estado del arte. También se demuestra que el método de segmentación de párpados basado en soluciones exactas obtiene mejores resultados respecto a la variante basada en soluciones aproximadas.

Asimismo se propone un método robusto para la extracción de características del iris en imágenes capturadas en condiciones no ideales. Este método se basa en la representación de imágenes mediante puntos de interés detectados en el espacio de escala. Estos esquemas de representación de imágenes mediante puntos de interés detectan puntos relevantes en las imágenes que se mantienen presentes en distintas variaciones de escala, iluminación, rotación, ruido y/o perspectiva, lo cual propicia que sean

muy útiles en distintas aplicaciones de reconocimiento de objetos. En este sentido se extraen características discriminantes del iris mediante la fusión de información de 3 fuentes de detectores de puntos de interés utilizando una variante propuesta de la regla de fusión “suma ponderada”. Los detectores utilizados son: Harris-Laplace [3], Hessian-Laplace [3] y Fast-Hessian [4]. Una vez que las 3 fuentes de puntos de interés son detectadas se utiliza el descriptor SIFT para caracterizar la región alrededor de cada punto de interés. Las puntuaciones o medidas de similitud entre imágenes representadas con descriptores SIFT correspondientes al individuo de prueba y el individuo registrado, son obtenidas con una variante restringida de la medida de distancia llamada “proporción de distancias de los vecinos más cercanos”, la cual se propone en la presente investigación. El método propuesto fusiona las puntuaciones obtenidas a partir de las 3 fuentes de información expuestas anteriormente utilizando ponderaciones obtenidas con un enfoque propuesto de ranking de medidas de desempeño (AUC, EER y CRR at Rank-one). Las experimentaciones para demostrar la validez del método propuesto se desarrollaron sobre las bases de datos CASIA-IrisV4-Interval, ICE 2005, MMU 2 y UBIRIS 1; en los modos de verificación e identificación. Los resultados obtenidos demuestran que el método propuesto es muy competitivo respecto a otros algoritmos del estado del arte. En este sentido, el método propuesto compuesto por la variante de segmentación sin detección de occlusiones y la extracción de características mediante la fusión de información de 3 fuentes de puntos de interés, representa una contribución importante en el campo del reconocimiento de iris en condiciones no ideales. Asimismo constituye un buen punto de comienzo para motivar el desarrollo de nuevos métodos de reconocimiento de iris utilizando representaciones de imágenes mediante puntos de interés detectados en el espacio de escala.

Índice general

Resumen	xiii
Índice general	xvii
Índice de figuras	xx
Índice de tablas	xxvi
Glosario de acrónimos	xxix
PARTE I. Introducción general	1
1. Introducción y motivación	3
2. Biometría del iris	9
2.1. Introducción.	9
2.2. Reconocimiento de iris.	13
2.2.1. Anatomía del iris.	13
2.2.2. Etapas del reconocimiento de iris.	16
2.2.3. Medidas de desempeño.	19
2.3. Reconocimiento de iris en condiciones no ideales.	21
2.3.1. Iluminación variable.	22
2.3.2. Tamaño de la región del iris.	23
2.3.3. Emborronado.	24
2.3.4. Oclusión.	25
2.3.5. Reflexión especular.	26
2.3.6. Perspectiva.	27
2.4. Reconocimiento de iris en multibiometría.	28
2.5. Bases de datos de imágenes de iris.	32
2.5.1. Bases de datos más utilizadas.	32
2.5.2. Descripción de las bases de datos utilizadas en la presente investigación.	32
2.6. Empresas destacadas y patentes activas sobre reconocimiento de iris. .	36
2.7. Conclusiones.	41

3. Estudio bibliométrico sobre el campo del reconocimiento de iris	43
3.1. Introducción.	43
3.2. Metodología del estudio bibliométrico.	44
3.2.1. Selección de registros bibliográficos.	45
3.2.2. Análisis de la evolución temporal de la producción científica.	46
3.2.3. Selección de los autores líderes.	47
3.2.4. Selección de los artículos más citados.	49
3.2.5. Selección de las convenciones más importantes.	49
3.2.6. Selección de revistas líderes.	49
3.2.7. Selección de temas de investigación relevantes.	50
3.3. Resultados y discusiones.	52
3.3.1. Evolución temporal.	52
3.3.2. Autores líderes.	53
3.3.3. Artículos más citados.	60
3.3.4. Convenciones más importantes.	60
3.3.5. Revistas líderes.	66
3.3.6. Temas de investigación relevantes.	68
3.4. Conclusiones.	72
PARTE II. Segmentación del iris	75
4. Segmentación del iris	77
4.1. Introducción.	77
4.2. Descripción del método propuesto.	81
4.2.1. Operador de mayoría cuantificada QMA-OWA.	83
4.2.2. Aproximación inicial del centro del iris.	85
4.2.3. Segmentación de los bordes interno y externo del iris.	86
4.3. Experimentación.	89
4.3.1. Calidad de la segmentación de referencia.	92
4.3.2. Precisión de la segmentación respecto a la segmentación de referencia.	93
4.3.3. Eficiencia de la segmentación respecto a la segmentación de los expertos.	102

ÍNDICE GENERAL

4.4. Conclusiones.	104
5. Segmentación más precisa del iris	107
5.1. Introducción.	107
5.2. Segmentación de párpados.	110
5.2.1. Recuperación de trozos de contornos.	111
5.2.2. Selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos.	113
Método aproximado para la selección de trozos de contornos. .	116
Método exacto para la selección de trozos de contornos. . . .	117
5.2.3. Segmentación del contorno del párpado.	120
5.3. Experimentación.	123
5.3.1. Precisión de la segmentación con las variantes de selección de trozos de contornos propuestas.	124
5.3.2. Efectos de la segmentación de párpados sobre el desempeño del reconocimiento de iris.	126
5.4. Conclusiones.	129
PARTE III. Extracción de características del iris	131
6. Extracción de características del iris	133
6.1. Introducción.	133
6.2. Descripción del método propuesto.	136
6.2.1. Mejora de la textura del iris.	136
6.2.2. Extracción de características basada en puntos de interés. . .	137
Harris-Laplace.	141
Hessian-Laplace.	142
Fast-Hessian.	143
Descriptor SIFT.	144
Comparación de características.	145
Esquema de fusión propuesto.	146
6.3. Experimentación.	150
6.3.1. Análisis estadístico de las fuentes de información.	151
Poder complementario.	151
Poder discriminatorio.	153

6.3.2. Evaluación del desempeño con el método propuesto.	156
6.3.3. Comparación con métodos del estado del arte.	162
6.4. Conclusiones.	166
PARTE IV. Conclusiones y trabajos futuros	169
7. Conclusiones y trabajos futuros	171
7.1. Trabajos futuros.	174
Bibliografía	177

Índice de figuras

2-1. Ejemplos de modalidades biométricas basadas en características fisiológicas.	11
2-2. Ejemplos de modalidades biométricas basadas en características de comportamiento.	11
2-3. Representación gráfica del ojo humano. (a) Globo ocular. (b) Vista frontal del iris.	14
2-4. Diagrama de flujo de un sistema de reconocimiento de iris.	16
2-5. Ejemplo de aplicación de reconocimiento de iris en condiciones no ideales.	22
2-6. Imágenes del iris afectadas por variaciones de iluminación. (a)(c) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1. (b) Ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.	22
2-7. Representación del anillo que describe el iris. (a) Imagen frontal de un iris de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Anillo que describe el iris.	23
2-8. Imágenes del iris afectadas por variaciones del tamaño de la pupila. (a) Imagen del iris afectada por la contracción de la pupila de la base de datos UBIRIS 1. (b) Imagen del iris afectada por la dilatación de la pupila de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.	24
2-9. Imágenes del iris borronadas. (a)(c) Ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Ejemplo de la base de datos UBIRIS 1.	25
2-10. Imágenes del iris afectadas por fuertes oclusiones del iris por párpados y pestañas. (a) Ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b)(c) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1.	26
2-11. Imágenes del iris afectadas por reflexiones especulares. (a)(c) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1. (b) Ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.	27

2-12. Imágenes del iris afectadas por desviaciones de la mirada del individuo.	
(a) Imagen frontal del iris. (b) y (c) Imágenes del iris con desviaciones de 15 y 30 grados desde el punto de vista frontal respectivamente. Estas imágenes han sido tomadas de [5].	28
2-13. Diagrama de niveles de fusión.	29
2-14. Ejemplos de imágenes de la base de datos UBIRIS 1 las cuales fueron descartadas en las experimentaciones.	35
3-1. Evolución temporal de la producción científica sobre reconocimiento de iris.	52
3-2. Distribución acumulativa de la producción científica.	53
3-3. Red de colaboración de los 20 autores más productivos.	60
3-4. Evolución temporal de algunas temáticas. (a) Tema “Feature extraction” clasificado como “en auge”. (b) Tema “Visible light” clasificado como “incipiente”. (c) Tema “Eyelid detection” clasificado como “obsoleto”.	71
3-5. Distribución de la producción científica de los autores más citados dentro de 6 temas de interés.	72
4-1. Ejemplos métodos de segmentación. (a) Utilizando un método basado en detección de bordes circulares (imagen tomada de [6]). (b) Utilizando un método basado en detección de bordes no circulares (imagen tomada de [7]).	79
4-2. Ejemplos de imágenes degradadas por varios factores de calidad. (a) Ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1.	80
4-3. Vista frontal del iris.	82
4-4. Definición del cuantificador lingüístico “ <i>Muchos</i> ”.	83
4-5. Método propuesto para obtener una aproximación inicial del centro del iris. (a) Notaciones mostradas sobre un ejemplo de imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Gráfico con perfiles horizontal y vertical correspondientes al centro del iris detectado.	86
4-6. Resultados de la aplicación del filtrado. (a) Imagen original. (b) Imagen suavizada con el filtrado mediana.	87

ÍNDICE DE FIGURAS

4-7. Sentidos en los que se analizan los arcos sucesivos. (a). Hacia la izquierda. (b) Hacia la derecha. (c) Hacia arriba. (d) Hacia abajo.	89
4-8. Puntos de interés en dos arcos sucesivos.	90
4-9. Ejemplos de segmentaciones exitosas obtenidas con el método propuesto sobre dos bases de datos de imágenes de iris. (a) Ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Ejemplos de la base de datos UBI-RIS 1.	90
4-10. Representación gráfica de la superposición de la segmentación I_R con la segmentación I_M de imágenes de iris.	92
5-1. Ejemplos de segmentación de párpados de imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Segmentación con modelo lineal. (b) Segmentación con modelo parabólico.	109
5-2. Etapas del método propuesto. (a) Imagen original. (b) Imagen suavizada. (c) Contornos detectados. (d) Áreas de los párpados. (e) Resultado de operaciones de perfiles sobre el párpado superior. (f) Gráfico con puntos candidatos obtenidos. (g) Imagen filtrada. (h) Trozos de contornos del párpado superior. (i) Gráfico con puntos del párpado. (j) Segmentación final de los párpados.	112
5-3. Representación gráfica del “principio de horizontalidad”	118
5-4. Funciones de membresía utilizadas en la modelación del concepto difuso de párpado.	122
5-5. Ejemplos de imágenes binarias donde se resalta el área del iris.	124
5-6. Ejemplos de segmentaciones exitosas obtenidas con el método propuesto sobre imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.	126
5-7. Distribución de instancias por clase en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.	127
5-8. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando diferentes métodos de segmentación de párpados mediante curvas ROC.	128
5-9. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando diferentes métodos de segmentación de párpados mediante curvas CMC.	129
6-1. Diagrama de flujo del método propuesto de extracción de características.	137

6-2. Resultado de la aplicación del método de mejora de contraste de una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Imagen original. (b) Resultado de aplicar el método de mejora de contraste CLAHE. . .	138
6-3. Ejemplo de representación del espacio de escala utilizando una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Imagen original. (b) $\sigma = 3$. (c) $\sigma = 5$. (d) $\sigma = 10$	139
6-4. Ejemplos de puntos de interés detectados en ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Resultados con el detector Harris-Laplace. (b) Resultados con el detector Hessian-Laplace. (c) Resultados con el detector Fast-Hessian.	141
6-5. Representación gráfica del cómputo del descriptor SIFT. Esta imagen ha sido tomada del trabajo [8].	145
6-6. Representación gráfica de la división del iris en 4 cuadrantes.	146
6-7. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. .	157
6-8. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos ICE 2005.	158
6-9. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos MMU 2.	158
6-10. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos UBIRIS 1.	159
6-11. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. .	160
6-12. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos ICE 2005.	161

ÍNDICE DE FIGURAS

6-13. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos MMU 2.	161
6-14. Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos UBIRIS 1.	162
6-15. Esquema alternativo para utilizar identificando si la imagen del iris tiene buena o mala calidad.	166

Índice de tablas

2-1. Comparación de modalidades biométricas.	12
2-2. Listado de las bases de datos de imágenes de iris más utilizadas.	33
2-3. Ranking de las 20 empresas con mayor cantidad de patentes sobre reconocimiento de iris.	37
2-4. Ranking de las 20 patentes más citadas sobre reconocimiento de iris. .	38
2-4. Continuación.	39
2-4. Continuación.	40
3-1. Ranking de los 20 autores más productivos.	54
3-2. Ranking de los 20 autores más citados.	55
3-3. Ranking de los autores líderes con mayor impacto en el campo del reconocimiento de iris.	56
3-4. Autores y sus correspondientes afiliaciones.	58
3-4. Continuación.	59
3-5. Valores de las medidas de centralidad obtenidas en la red de colaboración de los 20 autores más productivos.	61
3-6. Ranking de los 20 artículos más citados.	62
3-6. Continuación.	63
3-6. Continuación.	64
3-7. Ranking de las 20 convenciones más importantes.	65
3-8. Ranking de las 20 revistas líderes.	67
3-9. Ranking de los 20 temas de investigación más relevantes.	69
4-1. Resultados de segmentaciones manuales entre expertos.	94
4-2. Resultados de la precisión de la segmentación en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.	96
4-3. Resultados de la precisión de la segmentación en la base de datos UBI-RIS 1.	97
4-4. Ranking promedio de los métodos de segmentación del iris.	100

4-5. Comparaciones a pares de los métodos de segmentación ordenadas por el p -value y el α ajustado por el método de Shaffer.	101
4-6. Tiempos de ejecución de las segmentaciones manuales y automáticas obtenidas en las experimentaciones.	103
5-1. Base de reglas if-then utilizadas en la modelación del concepto difuso de párpado.	121
5-2. Resultados de la precisión de la segmentación con las variantes de selección de trozos de contornos propuestas respecto a las segmentaciones manuales de los expertos.	125
5-3. Tiempos de ejecución de las segmentaciones manuales y automáticas obtenidas en las experimentaciones.	125
6-1. Ponderaciones computadas para el caso de la fusión de 4 fuentes de información con respecto a 3 objetivos.	148
6-2. Coeficientes de correlación Spearman's rho entre las fuentes de información.	152
6-3. Estadísticas ANOVA de la prueba de Kruskal-Wallis.	154
6-4. Medidas de desempeño del reconocimiento utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas.	155
6-5. Comparación de medidas de desempeño con métodos del estado del arte en cada base de datos. Los mejores resultados se resaltan en negrita.	164
6-6. Comparación de tiempos de la etapa de extracción de características respecto a los métodos del estado del arte. Los mejores resultados se resaltan en negrita.	165
6-7. Comparación de tiempos de la etapa de comparación respecto a los métodos del estado del arte. Los mejores resultados se resaltan en negrita.	165

Glosario de acrónimos

<i>ANN</i>	...	Redes neuronales artificiales
<i>ANOVA</i>	...	Análisis de varianza
<i>AUC</i>	...	Área debajo de la curva
<i>CE</i>	...	Ensamblado de clasificadores
<i>CLAHE</i>	...	Ecualización de histograma adaptativa por contraste limitado
<i>CMC</i>	...	Curva de características de acumulado de puntuaciones
<i>CRR at Rank-k</i>	...	Tasa de reconocimiento correcto en rank-k
<i>DET</i>	...	Curva de compensación en el error de detección
<i>DT</i>	...	Árboles de decisión
<i>EER</i>	...	Tasa de error igual
<i>FAR</i>	...	Tasa de falsa aceptación
<i>FRR</i>	...	Tasa de falso rechazo
<i>GAR</i>	...	Tasa de auténtica aceptación
<i>JCR</i>	...	Reporte de citación de revistas por factor de impacto
<i>LDA</i>	...	Análisis discriminante lineal
<i>QMA-OWA</i>	...	Operador de mayoría cuantificada
<i>MA-OWA</i>	...	Operador de mayoría
<i>NIR</i>	...	Espectro infrarrojo
<i>NSGA-II</i>	...	Algoritmo genético de ordenamiento no dominado
<i>OWA</i>	...	Operador de promedio de pesos ordenados
<i>ROC</i>	...	Curva de características del operador receptor
<i>SIFT</i>	...	Scale invariant feature transform method
<i>SJR</i>	...	SCImago journal rank
<i>SOM</i>	...	Mapas auto-organizados
<i>SRI</i>	...	Sistema de reconocimiento de iris
<i>SURF</i>	...	Speeded-Up Robust Features
<i>SVM</i>	...	Máquinas de soporte vectorial
<i>WoS</i>	...	Web de la ciencia

PARTE I

“Introducción general”

Introducción y motivación

Desde tiempos remotos, el hombre ha tratado de implementar el control de acceso a lugares claves o informaciones confidenciales. Entre los sistemas antiguamente utilizados con estos fines se pueden destacar: el uso de señales de luz, señales de manos, señales de voz, sellos institucionales, salvo conductos o llaves. Más adelante con el impetuoso desarrollo de las tecnologías de la información y la comunicación, surgieron otros sistemas de control de acceso entre los que se pueden mencionar: códigos de acceso, contraseñas, tarjetas inteligentes, entre otros.

En años más recientes surgen las tecnologías biométricas con el objetivo de implementar sistemas más fiables de control de acceso. Las tecnologías biométricas se basan en la premisa de que cada persona posee características fisiológicas y de comportamiento que son únicas [9]. El reconocimiento biométrico se basa en la aplicación de técnicas de visión por computador (e.g. filtrado, segmentación, aplicación de transformadas, etc.) y de técnicas de inteligencia artificial (lógica borrosa, reconocimiento de patrones, redes neuronales, algoritmos genéticos, etc.) para el reconocimiento automático de personas. Dentro de este amplio campo de investigación, las modalidades biométricas más estudiadas han sido: reconocimiento de huellas dactilares, reconocimiento de rostros, reconocimiento de retina, reconocimiento de iris, reconocimiento de voz, reconocimiento de firma y reconocimiento de andadura.

En la última década, el reconocimiento de iris ha ganado mayor popularidad entre las modalidades biométricas más utilizadas para reconocimiento de personas. Esto se debe en gran medida a las características interesantes que posee el iris: su textura posee muchos grados de libertad, permanece invariante durante el proceso de envejecimiento de la persona, está protegido por una estructura que si es modificada puede dañar la salud del individuo [10]. Además, el iris es fácil de digitalizar mediante un sistema de captura no invasivo [11]. Teniendo en cuenta estos elementos muchas compañías líderes en el sector de las aplicaciones de seguridad han introducido esta tecnología biométrica con gran fuerza en el mercado y han diversificado sus aplicaciones.

La idea de utilizar el iris para reconocimiento de personas no es nueva, sino que data de finales del siglo XIX. En 1892 el inspector Alphonse Bertillon del departamento de

policía de París en Francia desarrolló un estudio sobre la utilización de 3 clases principales de iris para el reconocimiento de convictos [12]. Posteriormente, el oftalmólogo Burch presenta en 1936 nuevas evidencias de las ventajas de utilizar el iris para reconocimiento de personas. Los oftalmólogos Flom y Safir documentaron y patentaron el concepto general del reconocimiento de iris varias décadas después [13]. Sobre estas bases, el profesor John Daugman desarrolló el primer algoritmo para reconocimiento de iris en 1989 y luego lo patentó en 1994 [14]. Por esta razón John Daugman es considerado un pionero en este campo de investigación y sus trabajos representan las bases teóricas de muchas aportaciones que se han presentado sobre reconocimiento de iris. Hasta la actualidad se han desarrollado muchas propuestas eficientes para reconocimiento de iris. Sin embargo, todavía existen grandes desafíos para desarrollar reconocimiento de iris bajo condiciones no ideales por ejemplo de iluminación, escala, oclusión y/o perspectiva. Estos factores se acentúan en aplicaciones donde no es posible asegurar que el individuo a reconocer permanezca estático, o a una distancia prudencial del sistema de captura, o en el ángulo de visión adecuado para la captura del iris.

En el presente trabajo de investigación se presenta un método robusto de reconocimiento de iris para desempeñarse en condiciones no ideales. Entre las principales ventajas de utilizar el método propuesto podemos mencionar: no requiere una segmentación muy exacta del iris, no requiere que se normalice la región del iris como en los métodos tradicionales (esto permite evitarnos un coste computacional adicional y el problema de aliasing [1]), es robusto ante oclusiones de pestañas y párpados. En este sentido, el método propuesto segmenta el iris utilizando un enfoque de análisis de agregados de gradientes en arcos sucesivos. Luego extrae características altamente discriminantes del iris utilizando fusión de información al nivel de puntuaciones de 3 fuentes de puntos de interés detectados en el espacio de escala. En el desarrollo de la presente investigación se definieron los siguientes objetivos:

El **objetivo principal** de esta investigación es el desarrollo de un "Método robusto y eficiente para reconocimiento de iris en condiciones no ideales". Este objetivo principal se puede descomponer en los siguientes **objetivos específicos**:

1. Desarrollar un estudio profundo sobre el estado del arte de métodos propuestos y problemas abiertos en el campo de investigación del reconocimiento de iris.
2. Desarrollar un estudio bibliométrico integrador de la producción científica sobre

reconocimiento de iris.

3. Proponer un nuevo algoritmo para segmentar el iris.
4. Validar el algoritmo propuesto de segmentación respecto a segmentaciones manuales en bases de datos consideradas como estándar dentro de este campo y que contienen imágenes de iris capturados en condiciones no ideales.
5. Proponer un nuevo algoritmo para extraer características discriminantes del iris.
6. Validar el algoritmo propuesto de extracción de características respecto a otros algoritmos del estado del arte usando las bases de datos mencionadas.
7. Integrar los métodos propuestos en un algoritmo robusto y eficiente para aplicaciones reales de reconocimiento de iris en condiciones no ideales.

Descripción de la memoria por capítulos

Con el propósito de estructurar correctamente la exposición de los resultados de esta investigación, se presenta una memoria organizada en 4 partes donde se distribuyen 7 capítulos. El presente capítulo introduce esta investigación y a continuación se describen los siguientes capítulos:

PARTE I “Introducción general”

Capítulo 2. “Biometría del iris”. En este capítulo se presentan las bases teóricas sobre biometría del iris para reconocimiento de personas. Asimismo, se presenta un resumen comparativo respecto a otras modalidades biométricas. También se describen los aspectos principales dentro del reconocimiento de iris prestando especial atención al problema del reconocimiento de iris en condiciones no ideales. De igual modo se muestran las principales contribuciones en el área de la multibiometría sobre reconocimiento de iris. Además se describen las bases de datos más relevantes disponibles para la investigación en este campo de investigación. Las empresas y patentes activas más destacadas sobre reconocimiento de iris también son presentadas.

Capítulo 3. “Estudio bibliométrico sobre el campo del reconocimiento de iris”. En este capítulo se presenta un estudio bibliométrico de la producción científica sobre el campo del reconocimiento de iris en el período 2000-2012. En este sentido se presentan importantes elementos que permiten obtener una visión global sobre el progreso actual y las tendencias dentro del campo del reconocimiento de iris. Entre los elementos más importantes que se presentan están: conceptos básicos, evolución temporal de la

producción científica, autores líderes, artículos más citados, congresos significativos, revistas significativas, temas de investigación más relevantes, entre otros elementos de interés para los investigadores que se inician en este interesante campo de investigación.

PARTE II “Segmentación del iris”

Capítulo 4. “Segmentación del iris”. En este capítulo se presenta un nuevo método de segmentación del iris. El método propuesto de segmentación es una alternativa robusta y eficiente respecto a otros algoritmos del estado del arte. También se exponen varios elementos que permiten introducir el tema de la segmentación de imágenes de iris, mencionando los principales enfoques y métodos desarrollados hasta la actualidad. Además se presentan los detalles del método propuesto de segmentación del iris el cual se basa en un esquema de análisis de gradientes agregados en puntos de interés de arcos sucesivos. Este capítulo concluye con la presentación de los resultados obtenidos en experimentaciones exhaustivas mediante análisis estadísticos para evaluar la calidad de las segmentaciones con el método propuesto respecto a segmentaciones manuales.

Capítulo 5. “Segmentación más precisa del iris”. En este capítulo se presenta un nuevo método para la segmentación de los párpados el cual es de gran utilidad en los sistemas de reconocimiento de iris que requieren una segmentación del iris muy precisa. El método propuesto se basa en un esquema de selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos de características geométricas. Asimismo se presentan varios resultados que demuestran la precisión del algoritmo propuesto y la ventaja de su utilización en aplicaciones que requieran una segmentación muy precisa del iris.

PARTE III “Extracción de características del iris”

Capítulo 6. “Extracción de características del iris”. En este capítulo se presenta un método robusto para la extracción de características para el reconocimiento de iris en condiciones no ideales. Este método se basa en la representación de imágenes mediante puntos de interés detectados en el espacio de escala. El método propuesto fusiona las puntuaciones obtenidas a partir de 3 fuentes de información representadas con descriptores SIFT. La fusión se desarrolla utilizando una variante propuesta de la regla de fusión “suma ponderada”, donde las ponderaciones son obtenidas con un enfoque propuesto de ranking de medidas de desempeño (AUC, EER y CRR at Rank-one). Los resultados obtenidos demuestran la factibilidad de la propuesta para

implementar aplicaciones reales de reconocimiento de iris en condiciones no ideales.

PARTE IV “Conclusiones y trabajos futuros”

Capítulo 7. “Conclusiones y trabajos futuros”. En este capítulo se describen las conclusiones de la presente investigación, así como varias líneas interesantes que deben estudiarse en trabajos futuros.

Biometría del iris

En este capítulo se presentan las bases teóricas sobre biometría del iris para reconocimiento de personas. Asimismo, en cada uno de los elementos abordados se presenta una amplia revisión del estado del arte. En la sección 2.1 se presenta una introducción al tema de la biometría del iris, así como un resumen comparativo respecto a otras modalidades biométricas. En la sección 2.2 se describen los aspectos principales dentro del reconocimiento de iris. La sección 2.3 describe el problema del reconocimiento de iris en condiciones no ideales. En la sección 2.4 se muestran las principales contribuciones en el área de la multibiometría sobre reconocimiento de iris. Además en la sección 2.5 se describen las bases de datos más relevantes disponibles para la investigación en este campo de investigación. En la sección 2.6 se presentan las empresas y patentes activas más destacadas sobre reconocimiento de iris. Para finalizar la sección 2.7 expone las conclusiones del presente capítulo.

2.1. Introducción.

Con el desarrollo impetuoso de las tecnologías de la información y la comunicación, así como la necesidad de sistemas de seguridad más robustos, los sistemas biométricos se han convertido en una herramienta muy útil para el reconocimiento de personas. Los métodos tradicionales como tarjetas inteligentes, claves, contraseñas entre otros (i.e. algo que la persona posee) han cedido un espacio considerable en el mercado de los sistemas de control de acceso a las tecnologías biométricas. Los sistemas biométricos se basan en características únicas que tiene cada individuo, lo cual posibilita que la utilización de los mismos sea más fiable contra posibles ataques utilizando falsas identidades.

La biometría es la ciencia encargada del estudio de los procesos de medición y análisis de características fisiológicas y/o comportamiento para el reconocimiento de personas (i.e individuos). El término “biometría” se deriva de las palabras griegas “bio” (e.g. significa vida) y “metrón” (e.g. significa medida). El reconocimiento biométrico de personas no es más que el proceso de asociar una identidad con un individuo de forma automática mediante la medición de algunas de las características propias del individuo. Asimismo el reconocimiento biométrico es el término genérico que se utiliza para

denominar a los dos modos de funcionamiento de los sistemas biométricos: verificación e identificación [9]. En el modo de verificación o autenticación biométrica se decide si el reclamo de una identidad específica por un individuo es verdadero o falso basándose en un umbral de grado de similitud establecido en el sistema biométrico. Este tipo de procedimiento se conoce como comparación de grado de similitud uno contra uno. En cuanto al modo de identificación biométrica, este se encarga de asociar al usuario con una de las N identidades registradas por el sistema biométrico. La identificación funciona sobre un esquema de comparación de grado de similitud de tipo uno contra muchos. En este modo se obtiene un ranking ordenado en orden descendente de las identidades que mayor similitud tienen con el usuario presentado ante el sistema biométrico. Muchos de estos sistemas incluyen además un umbral para decidir si la identidad que alcanza el primer lugar en el ranking de similitudes puede ser asociada o no al usuario.

Entre los sistemas biométricos basados en características fisiológicas se pueden mencionar: reconocimiento de huella dactilar (el término en inglés “fingerprint recognition”) (ver la Figura 2-1 (a)), reconocimiento de la geometría de la mano (el término en inglés “hand geometry recognition”) (ver la Figura 2-1 (b)), reconocimiento de las venas de la mano (el término en inglés “hand-veins recognition”) (ver la Figura 2-1 (c)), reconocimiento de la huella de la palma de la mano (el término en inglés “palmpoint recognition”) (ver la Figura 2-1 (d)), reconocimiento de rostro (el término en inglés “face recognition”) (ver la Figura 2-1 (e)), reconocimiento de oreja (el término en inglés “ear recognition”) (ver la Figura 2-1 (f)), reconocimiento de retina (el término en inglés “retina recognition”) (ver la Figura 2-1 (g)) y reconocimiento de iris (el término en inglés “iris recognition”) (ver la Figura 2-1 (h)).

En cuanto a los sistemas basados en características de comportamiento se pueden destacar: reconocimiento de pulsaciones de teclas (el término en inglés “keystroke recognition”) (ver la Figura 2-2 (a)), reconocimiento de voz (el término en inglés “voice recognition”) (ver la Figura 2-2 (b)), reconocimiento de firma manuscrita (el término en inglés “signature recognition”) (ver la Figura 2-2 (c)) y reconocimiento de andadura (el término en inglés “gait recognition”) (ver la Figura 2-2 (d)). El estudio del reconocimiento de iris ha sido uno de los temas más relevantes estudiados debido a sus características distintiva e inalterable.

En la Tabla 2-1 se presenta un resumen comparativo de los sistemas biométricos men-

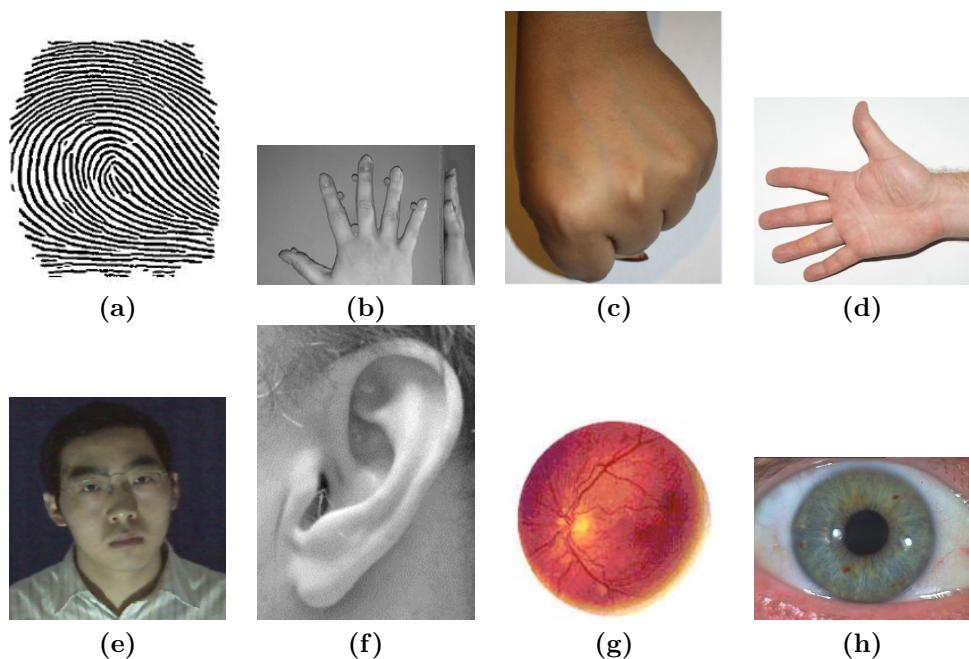


Figura 2-1: Ejemplos de modalidades biométricas basadas en características fisiológicas.

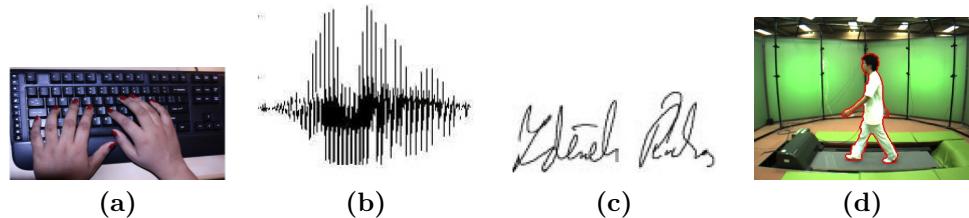


Figura 2-2: Ejemplos de modalidades biométricas basadas en características de comportamiento.

cionados anteriormente. En este resumen comparativo se presentan varios elementos importantes sobre los sistemas biométricos tales como: fiabilidad, estabilidad en el transcurso del tiempo, prevención contra ataques, facilidad de uso, aceptación por los usuarios y algunas aplicaciones de los mismos. La clasificación de cada uno de los sistemas biométricos respecto a los elementos comparados se hace sobre 4 categorías las cuales se mencionan en orden decreciente de relevancia: Muy alta, Alta, Media, Baja. La asignación de estas categorías se desarrolló sobre diferentes criterios reunidos de la bibliografía especializada sobre la utilización de estos sistemas biométricos.

El reconocimiento de iris ha sido clasificado en varios estudios como uno de los métodos más robustos de identificación de personas. También en la Tabla 2-1 se puede apreciar

Tabla 2-1: Comparación de modalidades biométricas.

Modalidades	Fiabilidad	Estabilidad	Prevención	Facilidad	Aceptación	Aplicaciones
Huella dactilar	Alta	Alta	Media	Alta	Media	Documentos de identidad nacional, Policía industrial
Geometría de la mano	Media	Media	Media	Alta	Media	Policía industrial, Centros penitenciarios
Venas de la mano	Media	Media	Media	Alta	Alta	Policía industrial, Aplicaciones de domótica
Palma de la mano	Alta	Alta	Media	Alta	Media	Policía industrial, Centros penitenciarios
Rostro	Alta	Alta	Media	Muy alta	Muy alta	Control de fronteras, Control de la asistencia de empleados
Oreja	Media	Alta	Media	Alta	Alta	Policía industrial, Aplicaciones de desbloqueo de celulares
Retina	Muy alta	Alta	Muy alta	Baja	Media	Instalaciones de alta seguridad, Instalaciones militares
Iris	Muy alta	Alta	Muy alta	Media	Alta	Instalaciones nucleares, Instalaciones militares
Pulsaciones de teclas	Media	Media	Media	Alta	Alta	Aplicaciones de domótica, Aplicaciones para discapacitados
Voz	Alta	Media	Media	Alta	Alta	Aplicaciones de domótica, Instalaciones hospitalarias
Firma manuscrita	Alta	Media	Media	Alta	Muy alta	Policía industrial, Aplicaciones bancarias
Andadura	Media	Media	Media	Muy alta	Muy alta	Seguimiento de personas, Detención de bultos abandonados

como esta modalidad biométrica sobresale en todos los elementos comparados. Asimismo un ejemplo de los trabajos más relevantes desarrollados sobre reconocimiento de iris pueden apreciarse en [5, 15–30]. En las siguientes secciones se presentan con más detalles las bases teóricas sobre el reconocimiento de iris puesto que esta modalidad biométrica representa el tema principal de la presente investigación.

2.2. Reconocimiento de iris.

La popularidad de la utilización del iris como sistema biométrico se debe en gran medida a las características interesantes que posee: su textura es dotada de muchos grados de libertad, permanece invariante durante el proceso de envejecimiento de la persona, está protegido por una estructura que si es modificada puede dañar la salud del individuo [10]. Además, el iris es fácil de digitalizar mediante un sistema de captura no invasivo [11]. El proceso de reconocimiento de iris está compuesto por 4 etapas principales: adquisición de imagen, pre-procesamiento, extracción de características y comparación de características [10]. La esencia del funcionamiento de estas etapas radica en el empleo de técnicas de visión por computador (e.g. filtrado, segmentación, aplicación de transformadas, etc.) y de técnicas de inteligencia artificial (lógica borrosa, reconocimiento de patrones, redes neuronales, algoritmos genéticos, etc.). Cuando se describe el tema del reconocimiento de iris existen varios elementos generales que no deben dejarse de comentar, entre ellos están: los detalles de la anatomía del iris, las características de las etapas y las medidas de desempeño que se utilizan para evaluar la robustez de sistemas basados en esta modalidad biométrica.

2.2.1. Anatomía del iris.

El globo ocular es de forma esférica donde el diámetro mayor es de aproximadamente 24 mm [11]. En la Figura 2-3 (a) se hace una representación gráfica del globo ocular. La porción anterior del globo ocular se divide en 2 cámaras llenas con un líquido gelatinoso llamado humor acuoso: la cámara anterior y la cámara posterior. La cámara anterior está delimitada por la córnea y el iris. La pupila funciona como una apertura la cual es ajustada por el iris circundante, actuando como un diafragma que regula la cantidad de luz que entra al ojo. El iris y la pupila están cubiertos por la córnea transparente y convexa, la cual constituye el mayor componente refractado del ojo debido a la gran parte que abarca. En conjunto con el lente cristalino, la córnea es responsable de la formación de la imagen óptica en la retina. La cámara posterior

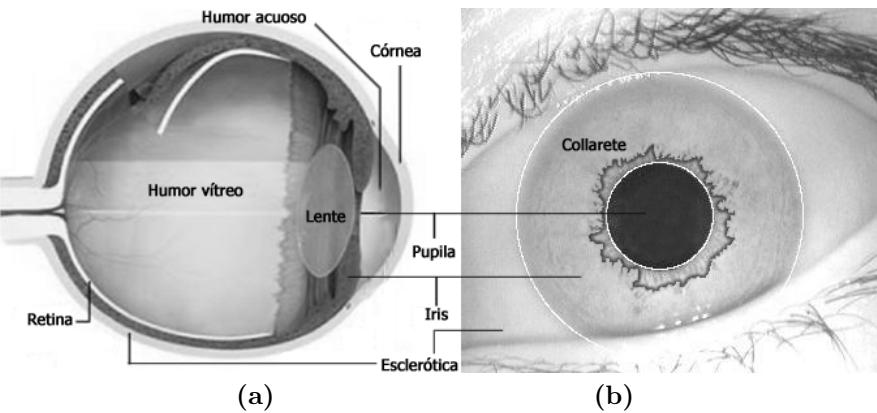


Figura 2-3: Representación gráfica del ojo humano. (a) Globo ocular. (b) Vista frontal del iris.

está situada entre el iris y el lente cristalino. La porción posterior del globo ocular delimitada por la cara posterior del lente y la retina, está rellena con un líquido gelatinoso llamado humor vítreo. El humor acuoso y el humor vítreo son los encargados de mantener la presión intraocular y así mantienen la forma esférica del globo ocular. La esclerótica es la fibra externa que cubre el ojo la cual representa la parte blanca del ojo. De forma general, la visión humana se basa en el procesamiento de la luz que penetra a través de la pupila y atraviesa el lente cristalino para luego proyectarse en la retina. La luz que se proyecta en la retina es transformada por células foto-receptoras en impulsos nerviosos que son transmitidos mediante nervios ópticos que conectan la retina con el cerebro [11].

El iris es un órgano interno del ojo que está localizado entre la córnea y el lente cristalino (ver la Figura 2-3 (a)). En una vista frontal del ojo se puede apreciar que el iris está delimitado por la pupila y la esclerótica (ver la Figura 2-3 (b)). De forma general, la textura del iris consiste de un tramado de tejidos conectivos, fibras, anillos y puntos pigmentados que constituyen un patrón distintivo de las personas al observarse a corta distancia. Como característica visible se puede apreciar una estructura sinuosa llamada collarete que circunda la región de la pupila (ver la Figura 2-3 (b)). El collarete divide la superficie del iris en 2 zonas: la zona pupilar y la zona ciliar.

Además se aprecia en el iris un cúmulo de características visibles las cuales pueden ser clasificadas en 2 categorías tales como: características de pigmentación y características relacionadas con el movimiento [11]. Las características de pigmentación del iris están representadas por puntos y bandas pigmentadas. En cuanto a las ca-

racterísticas relacionadas con el movimiento son aquellas relacionadas con la función del iris que controla el tamaño de la pupila (e.g. esfínter del iris, surcos contraídos, surcos radiales). Asimismo los iris más claros muestran los rasgos más notables en la adquisición con luz visible puesto que hay mayor contraste en ellos. Sin embargo la adquisición de imágenes de iris más oscuros los cuales tienen un mayor componente de melanina, es más adecuada hacerla con luz infrarroja NIR (siglas del término en inglés “near-infrared”) ya que la melanina es relativamente transparente en este espectro. La melanina es un pigmento que contienen las células llamadas melanocitos que están presentes en el iris, por lo que la coloración del iris está determinada por el número y distribución de estas células. Por lo tanto mediante la adquisición de imágenes de iris oscuros en el espectro infrarrojo se pueden capturar características más profundas originadas de las capas más profundas del iris.

Todas estas características en conjunto constituyen un patrón altamente discriminante en las personas (e.g. permite distinguir entre personas mellizas, entre ambos iris de una misma persona). Además las características del iris son epigenéticas (i.e. no son determinadas genéticamente) y son estables durante el proceso de envejecimiento de las personas [13]. Estas son las características más importantes que hacen que el reconocimiento de iris se haya convertido en una de las modalidades biométricas más robustas para reconocimiento de personas. También su forma geométrica (circular o elíptica en dependencia del punto de vista) constituye otra característica importante en la detección automática del iris.

Por otro lado varias enfermedades del ojo o una intensiva exposición a ciertos agentes contaminantes, podrían alterar el patrón del iris pero estos son casos muy extraños y extremos. En [31] se presenta un estudio sobre los efectos de la cirugía de cataratas y de la dilatación de la pupila sobre el desempeño del proceso de reconocimiento de iris. También es interesante la dinámica de variación de tamaño del iris desde el punto de vista de la prevención contra falsas identidades del iris. Debido a la compleja interacción de los músculos del iris producida por los rayos de luz, el diámetro de la pupila está en un constante estado de oscilación. En presencia de mucha luz la pupila se contrae (proceso llamado “Miosis”) y en presencia de poca luz la pupila se dilata (proceso llamado “Midriasis”) [11]. Estas oscilaciones constantes son monitorizadas en algunas aplicaciones para asegurar que el sujeto evaluado es un espécimen vivo.

Igualmente se deben señalar algunas desventajas como son, su tamaño pequeño que

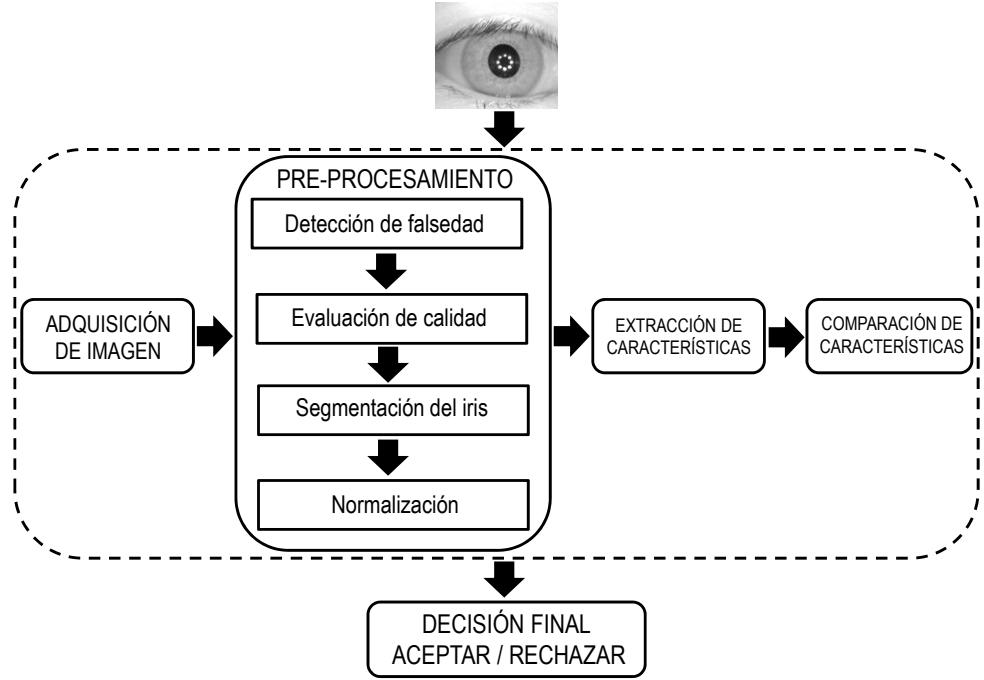


Figura 2-4: Diagrama de flujo de un sistema de reconocimiento de iris.

dificulta la adquisición a ciertas distancias, es un objetivo móvil y está ubicado en una superficie curva, húmeda y reflexiva. Además la captura de una imagen del iris suele estar afectada por pestañas, párpados y reflejos de luz.

2.2.2. Etapas del reconocimiento de iris.

Un sistema de reconocimiento de iris (SRI) consiste en la ejecución de las siguientes 4 etapas: adquisición de imagen, pre-procesamiento, extracción de características y comparación de características [10]. De forma general el proceso de reconocimiento de iris comienza con la adquisición de la imagen del iris y concluye con la decisión de aceptar o rechazar la identidad reclamada. En la Figura 2-4 se presenta un diagrama de flujo de un SRI convencional.

La etapa de adquisición de imagen es la encargada de capturar una secuencia de imágenes de iris. La captura de imágenes de iris se realiza con cámaras especiales que operan en el espectro visible (380-750 nm) o en el espectro infrarrojo (700-900 nm) [11,32]. Los sistemas de adquisición en el espectro infrarrojo son los más utilizados debido a las ventajas mencionadas en la sección anterior. El proceso de adquisición consiste en 2 operaciones principales: muestreo y cuantización. El muestreo trata con

la creación de la imagen digital la cual tiene una resolución espacial predefinida con un número de píxeles por pulgada en la escena. La operación de cuantización discretiza la señal de entrada para obtener los posibles valores de intensidades de los píxeles. Actualmente existen varias bases de datos de imágenes de iris que están disponibles públicamente para utilizar en investigaciones. Una lista de las más bases de datos de imágenes de iris más notables puede revisarse en [11, 33].

La etapa de pre-procesamiento se desarrolla a través de los siguientes 4 pasos: detección de falsedad, evaluación de calidad de la imagen, segmentación del iris y normalización de la región del iris. Detección de falsedad se refiere a técnicas de medición de indicadores de espécimen vivo para diferenciar entre un reclamo genuino de identidad y un reclamo de identidad por varias clases de falsos reclamos (e.g. imagen impresa de un iris, grabación de secuencia de vídeo de un iris, ojos artificiales, lentes de contacto impresos con patrones de iris) [34]. La evaluación de calidad es un paso que involucra varios factores de calidad tales como: emborronado por desenfoque, emborronado por movimiento, dilatación de pupila, área útil del iris, reflexiones especulares, variaciones de iluminación, fuera de ángulo, oclusión por pestañas y párpados [28]. La detección y corrección temprana de estos factores de calidad posibilitará que el proceso de reconocimiento de iris tienda a ser más robusto. Muchos SRI imponen varias restricciones en la etapa de adquisición de la imagen del iris con el objetivo de reducir los efectos adversos de los factores de calidad antes mencionados [35]. Sin embargo, el desarrollo de sistemas con menos restricciones constituye un reto sin resolver en el campo del reconocimiento de iris [24].

El paso de segmentación del iris se basa en una secuencia de tareas: encontrar un iris en la imagen, demarcar sus bordes interno y externo entre la pupila y la esclerótica, detección de los bordes de los párpados superior e inferior si estos ocultan el iris y finalmente detectar y excluir cualquier artefacto superpuesto de pestañas o reflexiones de la córnea o de gafas [22]. En este sentido, varios trabajos han sido desarrollados con resultados satisfactorios bajo determinadas condiciones. Los ejemplos más significativos de métodos propuestos de segmentación del iris son: método basado en el operador integro-diferencial [14], método basado en la transformada de Hough [15], método basado en el análisis de contornos activos [22], método basado en atracción-repulsión [26], método basado en la teoría de juegos [36], entre otros. El paso de normalización trata de mitigar los problemas relacionados con las dimensiones de la

imagen del iris. Estos problemas se deben a las variaciones de la pupila, variación de la distancia entre el individuo y la cámara, movimiento del ojo, inclinación de la cabeza, entre otros [20]. En el proceso de normalización se transforma la región segmentada del iris en un sistema de coordenadas pseudo-polar de 2 dimensiones mediante un muestreo de los datos originales en un tamaño predefinido. El modelo “rubber sheet” es el más utilizado para desarrollar el proceso de normalización [20]. Sin embargo, algunos autores desarrollan la extracción de características sin desarrollar el proceso de normalización con el objetivo de reducir el coste computacional [37]. Una desventaja importante de la aplicación del proceso de normalización se describe en el estudio [1], donde se demuestra la influencia de la tasa de muestreo sobre la precisión global del reconocimiento de iris. En este trabajo se demuestra que el desempeño del reconocimiento de iris se degrada considerablemente debido al problema de aliasing que surge como parte de la transformación de la región del iris a un tamaño predefinido mediante muestreo [1].

En la etapa siguiente se extraen las características más distintivas de la textura del iris. Este proceso de extracción de características se ha desarrollado utilizando diferentes algoritmos de codificación entre ellos se pueden destacar: bancos de filtros espaciales [19], transformada Gabor wavelets en 2 dimensiones [20], transformada discreta de los cosenos [23], transformada discreta de Fourier en 2 dimensiones [38], características ordinales [39], descriptores SIFT alrededor de puntos de interés [27], combinación en múltiples escalas de bancos de filtros wavelet direccionales [30], entre otros. El éxito de las etapas de segmentación y extracción de características del iris está estrechamente relacionado con los factores de calidad de las imágenes de iris. Esto se acentúa más en los métodos de reconocimiento de iris que son muy dependientes de los detalles de la textura del iris los cuales son los más propensos a fallar en estas etapas. Por lo tanto los usuarios auténticos con imágenes capturadas con mala calidad pueden ser injustamente rechazados ya que difieren de sus plantillas biométricas registradas. Esto provoca que el desempeño global del SRI se vea comprometido.

Posteriormente en la etapa de comparación de características se verifica si un individuo dado corresponde a algunas de las identidades registradas por el sistema en su base de datos de identidades auténticas. Esta operación de comparación se desarrolla utilizando diferentes medidas de similitud propuestas teniendo en cuenta la magnitud de las características extraídas. Estas medidas de similitud permiten decidir si la iden-

tidad reclamada puede ser aceptada o rechazada. Entre las medidas más utilizadas en la comparación de características del iris se pueden destacar: distancia euclíadiana [40], distancia de Hamming [20], la función BLPOC [38].

2.2.3. Medidas de desempeño.

Las medidas de desempeño de un SRI pueden ser determinadas en los 2 modos de funcionamiento: verificación e identificación. El modo de verificación está concebido para reconocimiento positivo cuando el objetivo es impedir que diferentes individuos utilicen la misma identidad [9]. En este modo de funcionamiento el sistema ejecuta comparaciones uno contra uno para determinar si el reclamo de identidad es verdadero o falso. De esta forma, la identidad reclamada de un individuo X_l presentada como plantilla biométrica es comparada con la plantilla biométrica de la identidad reclamada E_l . Por lo tanto, si el grado de similitud $D(X_l, E_l)$ medido por ejemplo con la distancia de Hamming [20] es menor que un umbral T_0 solicitud es aceptada, en caso contrario se rechaza. En este sentido las medidas de desempeño más utilizadas son:

- tasa de falsa aceptación FAR (siglas del término en inglés “false accept rate”) representa el por ciento de operaciones de verificación con falsos reclamos de identidad que son incorrectamente aceptados.
- tasa de falso rechazo FRR (siglas del término en inglés “false reject rate”) representa el por ciento de operaciones de verificación con reclamos veraces de identidad que son incorrectamente rechazados.
- tasa de auténtica aceptación GAR (siglas del término en inglés “genuine accept rate”) se determina mediante $GAR = 100 - FRR$.

Estas medidas de desempeño pueden ser representadas visualmente mediante curvas de desempeño. Las curvas de características del operador receptor ROC (siglas del término en inglés “receiver operator characteristic”) visualizan gráficamente la correspondencia de los valores de FAR respecto a los valores de GAR al variar el umbral de aceptación T_0 . El área debajo de la curva AUC (siglas del término en inglés “area under the curve”) es otra medida de desempeño muy útil que provee un buen resumen para comparar curvas ROC [41]. También son muy útiles las curvas de compensación en el error de detección DET (siglas del término en inglés “detection error trade-off”) las cuales visualizan gráficamente la correspondencia de los valores FAR respecto a

los valores de FRR al variar el umbral T_0 . Como resultado de este tipo de curva se puede obtener el valor de EER (siglas del término en inglés “equal error rate”), el cual es otra medida de gran importancia que representa el valor cuando FAR y FRR se igualan. En aplicaciones reales se debe variar el umbral de aceptación T_0 de forma tal que la medida FAR se mantenga lo más baja posible, pues no es aceptable permitir el acceso a usuarios no autorizados al sistema. Sin embargo, se puede variar el umbral de aceptación T_0 de forma tal que los niveles de la medida FRR tomen valores más altos sin perjudicar la seguridad del sistema. En este caso, debe tenerse especial cuidado pues será el usuario el que deba presentar su identidad repetidas veces para poder acceder al sistema, lo cual puede resultar molesto y aparentar un mal funcionamiento del SRI.

El modo de identificación está concebido para aplicaciones de reconocimiento negativo lo cual impide que un individuo pueda utilizar múltiples identidades [9]. En este modo funcionamiento el sistema ejecuta comparaciones uno contra muchos entre un individuo dado X_l y todos los individuos registrados en el sistema. Como resultado de estas comparaciones se obtiene un ranking ordenado en orden descendente de las identidades que mayor similitud tienen con el individuo presentado ante el sistema biométrico. En este sentido, la identidad ideal corresponde a la comparación de mayor similitud $D(X_l, E_l)$ (i.e. la identidad que alcanza el primer lugar en el ranking de comparaciones) y que supera un umbral T_0 con el objetivo de prevenir de que no se acepte un individuo que no esté registrado en el sistema. La tasa de reconocimiento correcto en la posición k del ranking de similitudes CRR at $Rank - k$ (siglas del término en inglés “correct recognition rate at rank k ”) es la medida más utilizada en el modo de identificación (e.g. el valor más utilizado para k es 1). Esta medida representa el por ciento de veces en que la correcta identidad del individuo presentado ante el sistema aparece entre las primeras k identidades del ranking. La curva de rendimiento que se utiliza en este modo de funcionamiento es la llamada curva de características de acumulado de puntuaciones CMC (siglas del término en inglés “cumulative match characteristic”) la cual visualiza gráficamente la correspondencia de la tasa de reconocimiento correcto respecto a las variaciones de k .

2.3. Reconocimiento de iris en condiciones no ideales.

La mayoría de los trabajos desarrollados sobre reconocimiento de iris alcanzan resultados casi insuperables en ambientes controlados. En la actualidad existe una tendencia desafiante dentro de este interesante campo de investigación la cual corresponde al desarrollo de robustos métodos de reconocimiento de iris en ambientes no controlados o en condiciones no ideales [24,29,32,42,43]. La tendencia actual de las investigaciones sobre esta modalidad biométrica está motivada principalmente por la necesidad que tienen algunas aplicaciones reales las cuales requieren mayor flexibilidad tales como: seguimiento de personas, reconocimiento de personas en multitudes, control de acceso en instalaciones industriales, entre otras. Entiéndase por flexibilidad cuando se refiere a las aplicaciones donde se requiere hacer reconocimiento de iris en condiciones no ideales por ejemplo de iluminación, escala, oclusión y/o perspectiva. Estos ambientes constituyen un reto adicional a la complejidad existente en cada etapa del proceso de reconocimiento de iris. Por ello, a pesar de los grandes avances desarrollados en este campo de investigación existen grandes retos todavía en cuanto al reconocimiento de iris en condiciones no ideales.

El reconocimiento de iris en condiciones no ideales se desarrolla en un ambiente caracterizado por el movimiento constante de un individuo en un escenario con presencia de otros objetos y/o individuos. El movimiento constante del individuo provoca que el SRI capture imágenes de iris afectadas considerablemente por factores de calidad. Entre los factores de calidad más destacados en las imágenes capturadas en este tipo de ambientes se pueden mencionar: iluminación variable, emborronado, oclusión, reflexión especular, tamaño del área útil del iris y perspectiva. En la Figura 2-5 se puede apreciar un ejemplo de aplicación de reconocimiento de personas en una maratón donde se acentúan todos estos factores de calidad.

La existencia de estos factores de calidad en las imágenes puede degradar considerablemente el desempeño de los SRI. En este sentido las aportaciones de investigaciones del estado del arte han estado conducidas en 4 direcciones principales: descartar las imágenes que no superan un umbral de índice de calidad, aplicar técnicas para mejorar la calidad de las imágenes, desarrollar técnicas más robustas de reconocimiento de iris en imágenes de mala calidad y obtener combinaciones de estas técnicas. En las subsecciones siguientes se describen con más detalles estos factores de calidad,



Figura 2-5: Ejemplo de aplicación de reconocimiento de iris en condiciones no ideales.

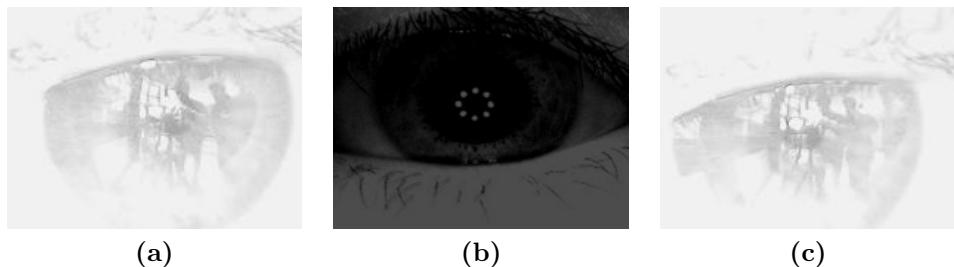


Figura 2-6: Imágenes del iris afectadas por variaciones de iluminación. (a)(c) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1. (b) Ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

así como los principales resultados publicados para mitigar los efectos de los mismos.

2.3.1. Iluminación variable.

El problema de la iluminación variable está estrechamente relacionado con la localización de la fuente de luz con respecto al dispositivo de captura y el individuo a reconocer. Por ejemplo, las variaciones de iluminación pueden ocurrir debido a las diferencias de iluminación al pasar del exterior al interior de una habitación, las variaciones siempre están relacionadas con el movimiento de las personas respecto a las fuentes de luz. La intensidad y la dirección de las fuentes de luz ambientales pueden afectar la apariencia de imágenes del iris y así deteriorar el desempeño de los SRI [11]. En la Figura 2-6 se presentan varios ejemplos de imágenes del iris afectadas por fuertes variaciones de iluminación.

Para reducir los efectos de la iluminación variable algunos SRI utilizan filtros ópticos que bloquean con luz estroboscópica una gran porción de luz ambiental [11]. También

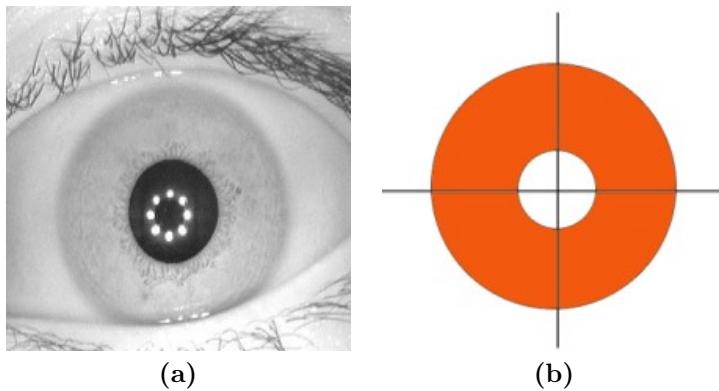


Figura 2-7: Representación del anillo que describe el iris. (a) Imagen frontal de un iris de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Anillo que describe el iris.

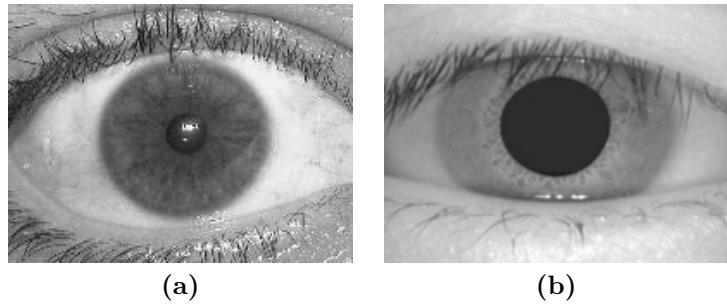
en aplicaciones de reconocimiento de rostros el problema de la iluminación variable se ha mitigado mediante la aplicación de técnicas de ecualización de histogramas [44] y de estandarización [45]. En [46] se propone un método de evaluación de calidad global basado en calidad local de bandas concéntricas de 2D wavelets de la textura del iris, el cual mejora el desempeño del reconocimiento. En [47] se propuso un índice de calidad global basado en varios factores de calidad para seleccionar las imágenes que son adecuadas para el reconocimiento de iris, entre los factores de calidad se incluye el análisis de la iluminación.

2.3.2. Tamaño de la región del iris.

El iris está representado por el anillo que rodea la pupila (ver la Figura 2-7). Su función principal es controlar el tamaño de la pupila en dependencia de la cantidad de luz que entra al ojo a través de la pupila. En presencia de mucha luz la pupila se contrae (i.e. proceso llamado “Miosis”). Por otra parte, con poca luz la pupila se dilata (i.e. proceso llamado “Midriasis”).

La adquisición de imágenes de iris con excesiva dilatación de la pupila provoca que no se capture la información necesaria para el proceso de reconocimiento. Esto se debe a que la dilatación excesiva de la pupila propicia una indeseada deformación y pérdida de información relevante del patrón estructural del iris. La Figura 2-8 presenta 2 ejemplos de imágenes del iris deformadas. Por consiguiente, el tamaño de la región del iris representa un factor muy importante en el desempeño de SRI.

Así aparecen varios trabajos para afrontar el efecto de la deformación del área útil del iris. Entre ellos el más significativo es presentado por N. D. Kalka et al. [47]. En



(a)

(b)

Figura 2-8: Imágenes del iris afectadas por variaciones del tamaño de la pupila. (a) Imagen del iris afectada por la contracción de la pupila de la base de datos UBIRIS 1. (b) Imagen del iris afectada por la dilatación de la pupila de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

este trabajo se desarrolla un estudio profundo sobre la influencia de varios factores de calidad sobre el desempeño del reconocimiento de iris, entre ellos se estudia la influencia del tamaño de la región del iris. También en este mismo trabajo se propuso un índice de calidad global basado en la estimación de varios factores de calidad para seleccionar las imágenes que son adecuadas para el reconocimiento de iris.

2.3.3. Emborronado.

El efecto de emborronado en las imágenes (el término en inglés “blurred images”) está causado principalmente por 2 tipos de fuentes: movimientos significativos del sujeto respecto al dispositivo de captura o del dispositivo de captura respecto al sujeto en el momento de adquisición de la imagen (el término en inglés “motion blur”) y el punto focal del objeto a capturar está fuera de la profundidad del campo del dispositivo de captura de imagen [47]. En este sentido, se han desarrollado enfoques de estabilización opto mecánica incorporada en el ensamblado de los lentes de las cámaras o estabilización en el dominio electrónico utilizando un software conectado con un control electrónico de imagen. Estas soluciones que incorporan dispositivos adicionales son voluminosas y costosas para ser utilizadas en aplicaciones por ejemplo de teléfonos móviles. La Figura 2-9 presenta ejemplos del efecto del emborronado en imágenes del iris.

Varios grupos investigadores del tema han estudiado como determinar el nivel de afectación de emborronado en la imágenes. Jarvis en [48] propone un método para detectar imágenes borrosas por movimiento utilizando una variación de la suma de los módulos de las diferencias de un tipo de filtro propuesto con filtro propuesto. G.

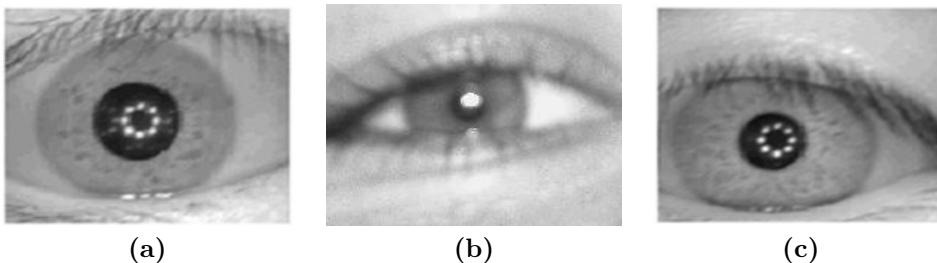


Figura 2-9: Imágenes del iris emborronadas. (a)(c) Ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Ejemplo de la base de datos UBIRIS 1.

Zhang y M. Salganicoff en [49] proponen un método para medir el foco de una imagen por el análisis de la nitidez del límite entre el iris y la pupila. J. Daugman en [20] sugiere que el foco de la imagen sea medido por el cálculo de la potencia total de las altas frecuencias en el espectro de Fourier de una imagen. En este trabajo se propone la utilización de un kernel de convolución 8×8 píxeles. Mientras que Byung y Park en [50] proponen una variante mejorada del método de Daugman utilizando un kernel de convolución similar de tamaño 5×5 píxeles. Este método es más rápido y contiene más bandas de altas frecuencias que el algoritmo de Daugman. A. Rav y S. Peleg en [51] exponen un método para obtener una imagen restaurada significativamente a partir de dos imágenes borrosas por movimiento. En [52] se propone un enfoque para obtener imágenes de alta calidad por la combinación de dos imágenes afectadas por emborronado. Chien et al. en [53] proponen un nuevo método para determinar la función de dispersión del punto con el objetivo de restaurar imágenes emborronadas por movimiento y fuera de foco.

2.3.4. Oclusión.

Las imágenes del iris pueden estar afectadas en gran medida por las oclusiones ocasionadas por los párpados y las pestañas, como se muestra en la Figura 2-10. Estas oclusiones pueden ser parciales o totales. En el caso de las oclusiones parciales, generalmente se puede observar que el iris está más afectado por el párpado y las pestañas superiores. Esto se debe a que el párpado superior de los ojos de los humanos tiende a caerse durante el transcurso de la vida. Por otro lado, las oclusiones totales se deben a algún tipo de padecimiento del sujeto o alguna reacción del ojo a cambios de iluminación o a cambios ambientales. La oclusión provoca que se capturen imágenes con poca o ninguna información de los patrones estructurales del iris, lo cual afecta

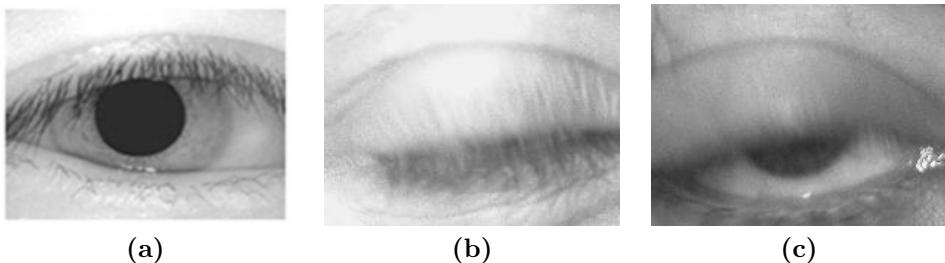


Figura 2-10: Imágenes del iris afectadas por fuertes oclusiones del iris por párpados y pestañas. (a) Ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b)(c) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1.

el desempeño de los SRI.

Disimiles enfoques han sido desarrollados para la detección de pestañas y párpados. Wildes et al. [54], presenta un método detección de párpados basado en la transformada de Hough. Cui et al. [55] propone un método de detección de párpados basado en características de las frecuencias de las pestañas, siendo así la existencia de muchas pestañas la principal causa de fallas del método propuesto en la segmentación de párpados. Un novedoso método de segmentación de párpados se presenta en [56] el cual se basa en un modelo de ajuste de párpados “coarse-line to fine-parabola”. Además, en ese mismo trabajo se propone un modelo de predicción basado en el análisis de distribuciones de intensidad de diferentes partes del iris, para la determinación del umbral adecuado en la detección de pestañas y sombras. M. Tae y P. Rae en [57] presentaron un método de detección de párpados y pestañas basado en la aplicación de un modelo de Hough parabólico sobre una imagen umbralizada con el método de Otsu [58].

2.3.5. Reflexión especular.

Los dispositivos de captura de imágenes del iris tienen asociado mecanismos de iluminación los cuales tienen como objetivo iluminar el ambiente en el que se encuentra el sujeto que va a ser reconocido para poder capturar imágenes de iris con la mayor calidad y grado de detalle posible (i.e. se captura la textura del iris con la mayor calidad posible). Este medio de captura de imágenes propicia que se produzcan reflexiones de luz sobre la córnea del ojo del sujeto. Las reflexiones especulares pueden ser definidas a simple vista como manchas blancas que ocluyen información del iris y la pupila. En la Figura 2-11 se muestran varios ejemplos de reflexión especular en la pupila y el iris. Las reflexiones especulares en el iris ocluyen información del mismo, alterando así su

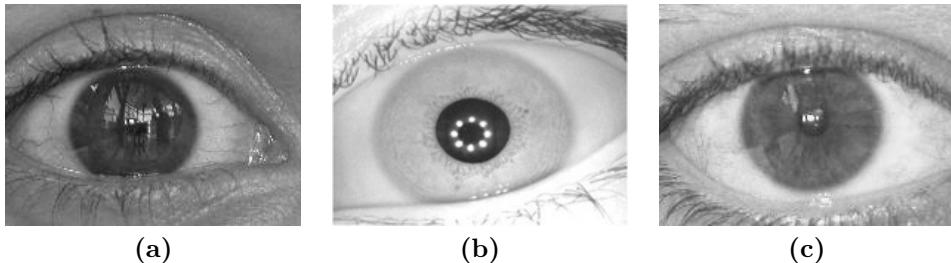


Figura 2-11: Imágenes del iris afectadas por reflexiones especulares. (a)(c) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1. (b) Ejemplo de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

patrón estructural, además de que provocan que la localización del iris sea fallida en muchas ocasiones. Esto implica que el sujeto analizado sea rechazado aun estando registrado por el SRI.

Una solución parcial para evitar que aparezcan reflexiones especulares en las imágenes del iris es controlar la iluminación en el ambiente con iluminación NIR. Los estándares que recomiendan una mezcla de longitudes de onda NIR para capturar imágenes del iris aparecen en ISO/IEC 2004. Estos estándares se basan en que a menor longitud de onda NIR en la iluminación se logra definir mejor el límite iris-esclerótica ya que la luz penetra menos profundo en la esclerótica. De igual modo, varios trabajos sobre tratamiento de reflexiones especulares en imágenes del iris han sido desarrollados mostrando importantes resultados. Wildes et al. en [59] proponen un sistema con una fuente de luz menos invasiva diseñado para eliminar las reflexiones especulares. Por su parte, K. Wai y D. Zhang en [18] proponen un umbral y un modelo estadístico para detectar reflexiones fuertes y débiles. Lee et al. en [60] utilizan un método de detección de iris falso basado en análisis de reflexiones especulares del iris. En [61] presentan un método robusto de selección de imágenes con buena calidad en secuencias de vídeo basado en la detección de la posición de reflexiones especulares en la pupila.

2.3.6. Perspectiva.

El análisis de la perspectiva está relacionado con la desviación de la mirada del individuo a reconocer respecto a la vista frontal ideal desde el dispositivo de captura. La evaluación de la dirección de la mirada respecto a la vista frontal ideal constituye uno de los temas más importantes en los SRI. En varios trabajos se ha demostrado la influencia de este factor sobre el desempeño de los SRI. Las imágenes del iris con desviaciones respecto a la vista frontal ideal tienen la característica de que el

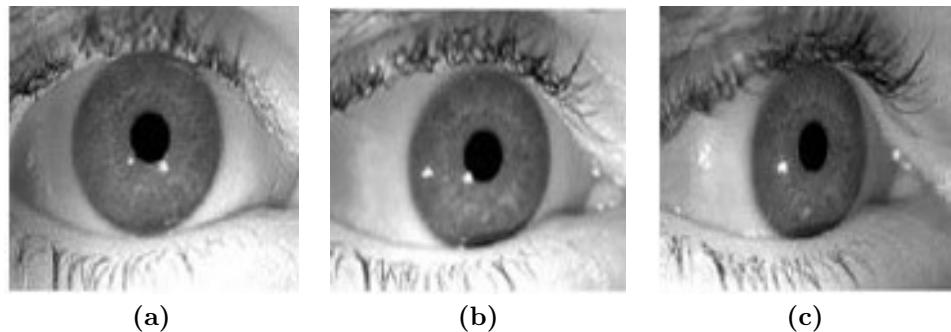


Figura 2-12: Imágenes del iris afectadas por desviaciones de la mirada del individuo. (a) Imagen frontal del iris. (b) y (c) Imágenes del iris con desviaciones de 15 y 30 grados desde el punto de vista frontal respectivamente. Estas imágenes han sido tomadas de [5].

iris capturado tiene forma elíptica. Por lo tanto, el patrón estructural del iris tiende a deformarse significativamente. En la Figura 2-12 se presentan dos ejemplos que muestran claramente estas características. La mayoría de los SRI comerciales logran buenos resultados con imágenes de hasta aproximadamente 15 grados de desviación de la mirada [5].

Entre los principales trabajos desarrollados para procesar estas imágenes está el enfoque propuesto por J. Zhu y J. Yang en [62] para estimación de la dirección de la mirada sobre el análisis de secuencias de vídeo. También Dorairaj et al. en [5] estiman el ángulo de desviación de la mirada respecto a la vista frontal ideal optimizando una función objetivo basada en la distancia de Hamming [20].

2.4. Reconocimiento de iris en multibiometría.

La fusión de información está relacionada con la agregación de evidencias obtenidas por múltiples fuentes (sensores, algoritmos y otras) con el objetivo de tomar una decisión [63]. En el contexto de la biometría, la fusión de información de múltiples modalidades biométricas es catalogada como multibiometría (el término en inglés “multi-biometrics”). Esta disciplina representa un enfoque muy eficiente cuando aplicaciones biométricas basadas en una sola modalidad están afectadas por problemas prácticos tales como: ruido en los datos capturados, no-universalidad y/o carencia de poder discriminante de la modalidad biométrica, tasas de error inaceptables y ataques fraudulentos [64]. Varias aplicaciones han incluido fusión de información de diferentes fuentes con el objetivo de incrementar el desempeño de forma eficiente. Como ejemplo

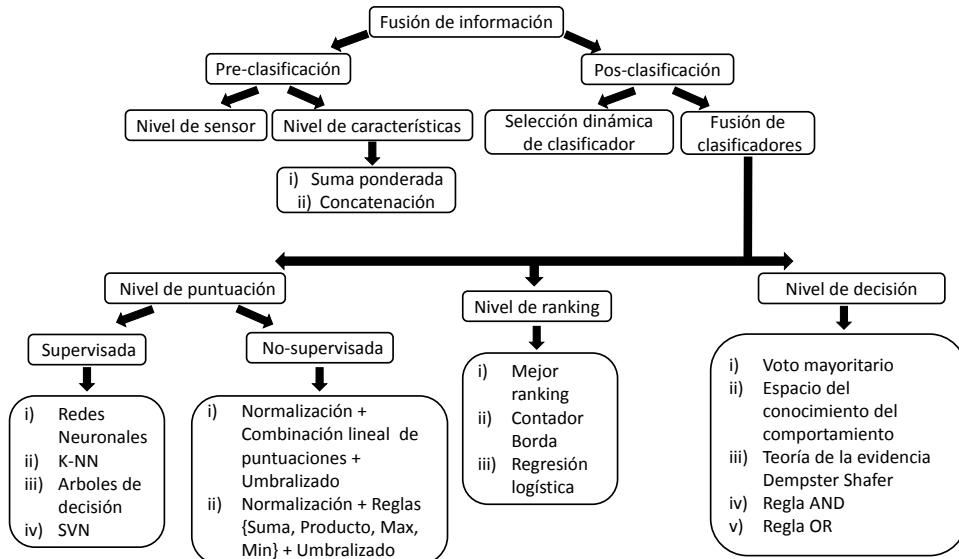


Figura 2-13: Diagrama de niveles de fusión.

de ello se pueden destacar las siguientes aplicaciones: fusión multimodal de flujos de datos asíncronos [65], reconocimiento de superficies de carreteras [66], clasificación interactiva de patentes [67], etiquetado de imágenes [68] y sistema biométrico de múltiples modalidades [64].

Los sistemas multibiométricos pueden ser clasificados en una de las siguientes 6 categorías basadas en la naturaleza de las fuentes [63]. Estas categorías corresponden a: 1) multi-sensor (e.g. 2D y 3D sensores de rostros); 2) multi-algoritmo (e.g. basados en características representadas por código binario o por valores reales); 3) multi-instancia (e.g. iris izquierdo y derecho); 4) multi-muestra (e.g. captura de varias muestras de un mismo iris en diferentes sesiones); 5) multi-modal (e.g. iris y huellas dactilares) y 6) hibridaciones (e.g combinaciones de varias de las categorías anteriores). Además se definen varios niveles de fusión teniendo en cuenta la información disponible en cada módulo de un sistema multibiométrico. Estos niveles de fusión son agrupados en 2 amplias categorías: pre-clasificación o fusión antes de la comparación (nivel de sensor, nivel de características) y pos-clasificación o fusión después de la comparación (nivel de puntuación, nivel de ranking o nivel de decisión) [69]. En la Figura 2-13 se presenta un diagrama con la organización de los niveles de fusión así como algunos de los métodos propuestos más representativos de cada nivel propuestos en [64].

La fusión al nivel de puntuación es uno de los enfoques más utilizados puesto que

el mismo es natural, simple, rápido y así adecuado para implementar en aplicaciones reales. En este sentido se requieren técnicas de normalización puesto que las puntuaciones de las comparaciones de características en cada modalidad son heterogéneas en muchas ocasiones. Las técnicas de normalización permiten transformar las puntuaciones de diferentes fuentes a un mismo dominio antes de realizar la fusión. Entre las técnicas de normalización más representativas se pueden mencionar: min-max, escalado decimal, z-score, media-desviación media absoluta, función sigmoide doble, estimadores tanh y estimadores de doble peso [64].

Asimismo los métodos de fusión de información al nivel de puntuación se clasifican en 2 categorías: supervisados y no supervisados. Los métodos supervisados son más complejos puesto que requieren información de antemano (datos de entrenamiento). También debido a que la mayoría de los problemas reales de biometría son multicategóricas, para poder utilizar métodos supervisados en estos casos se debe transformar el problema multicategorial a bicategorial (clases auténtico e impostor) y así se genera un problema de clases no balanceadas que debe tratarse con mucho cuidado. El problema de clases no balanceadas se caracteriza por la existencia de una clase o varias con mucha mayor cantidad de instancias respecto al número de instancias de otras clases. Este tipo de problema es mayormente discutido con la existencia de 2 clases grandemente desproporcionadas. En el contexto de las aplicaciones biométricas el número de muestras por individuo es bajo mientras que el número de individuos es grande en la mayoría de las bases de datos. En este caso se presenta un problema de clasificación bicategorial no balanceado donde en la mayoría de las bases de datos la clase auténtico representa el 1% y la clase impostor el 99% del total de imágenes. De esta forma el clasificador le será más difícil predecir las clases con menos muestras las cuales son mal clasificadas con mayor frecuencia que las muestras de prueba pertenecientes a la clase mayoritaria. Un método alternativo que mitiga este problema es presentado en [64]. En ese trabajo los datos utilizados son representados por 1000 vectores de puntuación auténtica y 49000 vectores de puntuación impostor. Con el objetivo de entrenar el clasificador en este caso se muestrean los datos con un esquema de tipo sub muestreo (el término en inglés “under-sampling”) para la selección de instancias el cual se basa en la selección aleatoria de 6 vectores de puntuaciones auténticas y 6 vectores de puntuaciones impostoras por cada individuo. Entre los métodos de fusión supervisados más utilizados se pueden destacar: máquinas de soporte vectorial

SVM (siglas del término en inglés “support vector machines”), árboles de decisión DT (siglas del término en inglés “decision trees”), análisis linear discriminante LDA (siglas del término en inglés “linear discriminant analysis”) y fusión de clasificadores CE (siglas del término en inglés “classifier ensembles”) [64].

En cuanto a los métodos de fusión no supervisados al nivel de puntuación se puede destacar que son menos complejos y muy eficientes. Algunos métodos más relevantes son: regla de producto, regla de suma, regla de mínimo, regla de máximo, regla de mediana y voto mayoritario. La mayoría de estos métodos se utilizaron en exhaustivas experimentaciones desarrolladas por Kittler et al. en [70]. En ese mismo trabajo se demuestra la superioridad de la regla de suma. Posteriormente se demuestra que la regla de suma es superada por la regla de suma ponderada de puntuaciones [64]. El esquema de fusión utilizado en [64] se basa en pesos dependientes de cada individuo el cual requiere el desarrollo de un proceso de aprendizaje más complejo.

Tomando como base todos estos conceptos se han desarrollado varios trabajos que combinan el reconocimiento de iris con otras modalidades para superar el desempeño del reconocimiento. Estas variantes que combinan el reconocimiento de iris con otras modalidades representan una alternativa eficiente para mejorar el desempeño del reconocimiento de iris en condiciones no ideales. Por ejemplo, en [71] se describen 2 estrategias para fusionar iris y rostro a nivel de puntuaciones. También es publicado un método de reconocimiento de iris basado en la fusión al nivel de puntuación de extracción de características mediante 2 filtros de tipo Gabor wavelet [72]. En [73] se presenta un método de reconocimiento basado en fusión de características de iris derecho, iris izquierdo y rostro a nivel de características. Además en [74] se propone un método de reconocimiento de personas basado en la combinación de características extraídas por la transformada de Gabor en imágenes de iris y retina. En [75] se expone un método de reconocimiento basado en fusión de iris y huella dactilar a nivel de características. Igualmente en [76] se describe un método robusto de reconocimiento basado en la fusión de iris y región periocular a nivel de puntuación. En [77] se combinan características de iris derecho, iris izquierdo y retina a nivel de puntuación. Asimismo en [78] se fusionan las modalidades iris, oreja y voz mediante un método basado en una red neuronal modular difusa la cual es optimizada con un algoritmo genético. Una aplicación multialgorítmica de reconocimiento de iris se presenta en [79] la cual consiste en la combinación a nivel de características dos métodos de extrac-

ción de características locales: linear binary patterns (LBP) y discriminable textons (BLOBs). En [80] se presenta un método de reconocimiento basado en la combinación de iris y huella dactilar a nivel de ranking. También en [81] se presenta un estudio comparativo de 3 esquemas de fusión de las modalidades iris y huella dactilar.

2.5. Bases de datos de imágenes de iris.

El surgimiento de bases de datos de imágenes de iris ha contribuido significativamente al desarrollo de la investigación en el campo del reconocimiento de iris. Anteriormente la imposibilidad de contar con un suficiente número de imágenes limitaba el desarrollo de nuevas técnicas más eficientes para afrontar los retos existentes en este campo de investigación. Estas bases de datos de imágenes también han propiciado el intercambio de información sobre reconocimiento de iris entre los diferentes grupos de investigación en orden mundial lo cual ha fomentado exitosamente el perfeccionamiento de esta modalidad biométrica.

2.5.1. Bases de datos más utilizadas.

Las bases de datos de imágenes de iris más utilizadas se listan en la Tabla 2-2. En esta tabla se presenta para cada base de datos los siguientes atributos: nombre, tipo de dispositivo de captura, versiones publicadas, fuente de luz, formato, número total de clases (#Clases), número total de imágenes (#Imágenes), institución que publica la base de datos. Vale destacar que las bases de datos listadas en la Tabla 2-2 han sido las más utilizadas en disimiles investigaciones puesto que constituyen la mejor representación de varios tipos de imágenes con diferentes afectaciones por factores de calidad.

2.5.2. Descripción de las bases de datos utilizadas en la presente investigación.

En la presente investigación se seleccionaron 4 bases de datos de iris las cuales en su conjunto representan una amplia gama de tipos de imágenes las cuales son capturadas por diferentes dispositivos y en diferentes espectros de luz. Además estas bases de datos son las más comúnmente utilizadas en disimiles investigaciones debido a su amplia variabilidad en afectación por factores de calidad y origen étnico. La experimentación sobre estas 4 bases de datos es muy adecuada para simular el reconocimiento de iris en condiciones no ideales. A continuación se presenta una amplia descripción sobre las mismas:

Tabla 2-2: Listado de las bases de datos de imágenes de iris más utilizadas.

Bases de datos	Dispositivo de captura	Versiónes	Fuente	Formato	#Clases	#Imágenes	Institución
BATH	ISG LW-1.3-S-1394	LightWise BATH	NIR	bmp	1600	32000	Bath University, UK
CASIA-IrisV4	OKI IRISPASS-h, IKEMB-100, CASIA range, CASIA close-up	CASIA-Iris-Interval, CASIA-Iris-Lamp, CASIA-Iris-Twins, CASIA-Iris-Distance, CASIA-Iris-Thousand, CASIA-Iris-Syn	NIR	jpg	4898	54607	Chinese Academy of Sciences-Institute of Automation (CASIA), China
ICE	LG 2200	IrisAccess ICE 2005, ICE 2006	NIR	tiff	724	62953	NIST, USA
MMU	LG IrisAccess 2200, Panasonic BM-ET100US	MMU 1, MMU 2	NIR	bmp	289	1445	Multimedia University, Malaysia
UBIRIS	Nikon E5700, Canon EOS 5D	UBIRIS 1, UBIRIS 2	Visible	jpg	763	12979	Beira Interior University, Portugal
UPOL	SONY DXC-950P 3CCD	UPOL	Visible	png	128	384	Palackého University, Czech Republic
WVU	OKI irispass-h	WVU	NIR	jpg	488	3099	West Virginia University, USA

-
- La base de datos de imágenes de iris CASIA-IrisV4-Interval¹ es proporcionada por el instituto “Chinese Academy of Sciences - Institute of Automation (CASIA), China”. Las imágenes fueron tomadas de individuos asiáticos y capturadas en el espectro cercano al infrarrojo utilizando una óptica digital especializada la cual fue desarrollada por CASIA. Las imágenes tienen una resolución de 320X280 píxeles. Las imágenes reunidas en esta base de datos presentan afectaciones por oclusiones de pestañas, oclusiones de párpados, reflexiones especulares y cambios bruscos de iluminación. Las imágenes de cada individuo fueron tomadas de los ojos izquierdo y derecho en dos sesiones con intervalo de 1 mes entre las sesiones. La base de datos CASIA-IrisV4-Interval contiene 2639 imágenes en escalas de grises que corresponden a 249 individuos.
 - La base de datos de imágenes de iris ICE 2005 (Iris Challenge Evaluation)² es proporcionada por el “National Institute of Standards (NIST), USA”. Las imágenes de esta base de datos fueron capturadas en el espectro cercano al infrarrojo con un dispositivo LG Iris Access 2200 iris a una resolución de 640X480. Estas imágenes pertenecen a individuos de una gran variedad étnica. La base de datos ICE 2005 contiene 2963 imágenes correspondientes a 244 clases con un desbalance notable de cantidad de instancias por clase. Asimismo contiene 1528 imágenes de iris izquierdos de 120 clases y 1425 imágenes de iris derechos de 124 clases. Estas imágenes están afectadas por oclusiones, emborronado por desenfoque, reflexiones especulares y otras fuentes de ruido añadidas intencionalmente en el proceso de captura de las imágenes.
 - La base de datos de imágenes de iris MMU 2³ es proporcionada por la universidad “Multimedia University, Malaysia”. Estas imágenes de iris fueron colectadas de individuos nativos de Asia, de Oriente medio, de África y de Europa. Las imágenes fueron capturadas en el espectro cercano al infrarrojo utilizando una cámara Panasonic BM-ET100US Authenticam. La resolución de las imágenes capturadas es de 320X238 píxeles. Estas imágenes están afectadas por oclusiones de pestañas, oclusiones de párpados, oclusiones por gafas y reflexiones especulares. La base de datos MMU 2 está compuesta por 995 imágenes de iris

¹Disponible públicamente en el sitio web de CASIA (<http://biometrics.idealtest.org>)

²Disponible públicamente en el sitio web de NIST (<http://iris.nist.gov/ICE>)

³Disponible públicamente en el sitio web de MMU (<http://pesona.mmu.edu.my/> ccteo)

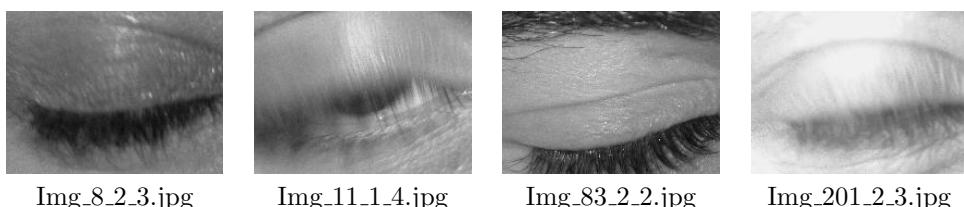


Figura 2-14: Ejemplos de imágenes de la base de datos UBIRIS 1 las cuales fueron descartadas en las experimentaciones.

correspondientes a 100 individuos. Por cada individuo se capturan 5 imágenes de iris de cada ojo. El proveedor eliminó directamente 5 imágenes del ojo izquierdo de un individuo puesto que presentaba grandes afectaciones al iris debido al padecimiento de catarata.

- La base de datos de imágenes de iris UBIRIS 1 database⁴ es proporcionada por el laboratorio “SOCIA Lab at the University of Beira Interior, Portugal”. Las imágenes fueron recolectadas de individuos europeos utilizando una cámara Nikon la cual captura imágenes en el espectro visible. El proceso de adquisición de las imágenes fue desarrollado en dos sesiones diferentes las cuales están influenciadas por diferentes tipos de ruidos, simulando así la captura de imágenes con ninguna o colaboración mínima de los individuos. Esta base de datos está compuesta por 1877 imágenes a color del ojo derecho de 241 individuos. La base de datos UBIRIS 1 provee 3 versiones variando la resolución de las imágenes: 800x600 - 24 bit color, 200x150 - 24 bit color y 200x150 - en escala de grises. A pesar de la versión más utilizada es la 800x600 - 24 bit color, en la presente investigación se utiliza la versión 200x150 - en escala de grises ya que el reconocimiento en imágenes ruidosas es más desafiante en imágenes con baja resolución. En la presente investigación se excluye un conjunto de 28 imágenes las cuales tienen el iris ocluido completamente o casi completo (la Figura 2-14 presenta varios ejemplos de estas imágenes).

⁴Disponible públicamente en el sitio web de UBIRIS (<http://iris.di.ubi.pt/ubiris1.html>)

2.6. Empresas destacadas y patentes activas sobre reconocimiento de iris.

El mayor avance en el campo del reconocimiento de iris se ha producido a partir del vencimiento de 2 patentes [35]. La primera es la patente pionera que trata con la idea general del proceso de reconocimiento de iris. Esta fue desarrollada por los oftalmólogos Flom y Safir [13] y expiró en el año 2005. La segunda es la patente obtenida por J. Daugman la cual protegía el enfoque de código del iris y venció en el año 2011 [14]. A partir de estos dos hechos relevantes se crearon nuevas empresas y se generó una gran competencia en el desarrollo de productos con reconocimiento de iris más fiables en el campo de la seguridad. Por ejemplo, la empresa Iridian Technologies (actualmente conocida como L-1 Identity solutions) fue el único proveedor de tecnología de reconocimiento de iris hasta que venció la patente de Flom y Safir [13]. Esta empresa ha autorizado su tecnología a varias empresas del mismo sector para el desarrollo de hardware y software en varias aplicaciones. Entre las nuevas empresas se pueden destacar: LG Electronics, Oki, Panasonic, Sagem, IrisGuard (UK), Sarnoff, IRIS, Privium (NL), CHILD Project, CanPass, Clear (RT-Registered Traveller), IBM and EyeTicket Corporation.

De igual modo, el mercado del reconocimiento de iris ha experimentado una serie de cambios que han estado influidos significativamente por fusiones y absorciones de empresas. Un ejemplo de ello es los acuerdos entre Cross Match technologies y Smith Heimann Biometrics GmbH en el año 2005; la creación en el 2006 de L-1 Identity Solutions fusionando las empresas Viisage, Identix y Iridian Technologies, que luego absorbe en el 2008 a Bioscript y Digimarc; la compra de Motorola biometric business unit por Sagem en el 2009; la compra en el 2009 de Atrua Technologies por AuthenTec, o la absorción de L-1 por Sagem Morpho en el 2010 [82].

Una fuente de información relevante acerca de los trabajos desarrollados sobre reconocimiento de iris son las bases de datos de patentes. El conocimiento sobre las patentes existentes es muy importante ya que estas controlan y protegen las aportaciones más significativas en el campo de investigación. Por lo tanto se ejecutó una búsqueda sobre las patentes sobre reconocimiento de iris en la base de datos de patentes Derwent Innovations Index (pertenece a la empresa Thomson-Reuters) la cual constituye la fuente más completa de información sobre patentes. Teniendo en cuenta esta fuente de información se identifican 760 compañías que han patentado productos

Tabla 2-3: Ranking de las 20 empresas con mayor cantidad de patentes sobre reconocimiento de iris.

Empresa	Cantidad	Por ciento
1. LG ELECTRONICS INC	67	8.82
2. OKI ELECTRIC IND CO LTD	65	8.55
3. HONEYWELL INT INC	22	2.89
4. IRITECH INC	15	1.97
5. MATSUSHITA DENKI SANGYO KK	15	1.97
6. TOSHIBA KK	11	1.45
7. AMERICAN EXPRESS TRAVEL RELATED SERVICES	10	1.32
8. BIZMODELINE CO LTD	9	1.18
9. EVER MEDIA CO LTD	9	1.18
10. GLOBAL RAINMAKERS INC	8	1.05
11. SAMSUNG ELECTRONICS CO LTD	8	1.05
12. UNIV YONSEI IND ACADEMIC COOP FOUND	8	1.05
13. CANON KK	7	0.92
14. INT BUSINESS MACHINES CORP	7	0.92
15. IRIDIAN TECHNOLOGIES INC	7	0.92
16. SARNOFF CORP	7	0.92
17. ELECTRONICS&TELECOM RES INST	6	0.79
18. EYELOCK INC	6	0.79
19. IRISCAN INC	6	0.79
20. SAMSUNG DIGITAL IMAGING CO LTD	6	0.79

sobre reconocimiento de iris. La Tabla 2-3 presenta un ranking de las 20 empresas que han producido la mayor cantidad de patentes sobre reconocimiento de iris. Esta tabla describe para cada empresa detalles tales como: nombre de la empresa, cantidad de patentes y por ciento del total de patentes de las 760 empresas.

Para obtener una detallada y actualizada información sobre productos específicos de reconocimiento de iris se recomienda revisar el sitio web de las empresas. Además en la Tabla 2-4 se presenta un ranking de las 20 patentes activas más citadas sobre reconocimiento de iris tomando como base los documentos recuperados en la búsqueda realizada en la base de datos de patentes Derwent Innovations Index. En esta tabla se muestran para cada patente los siguientes atributos: número de patente US (#Patente US), nombre del inventor (Inventor), nombre de la empresa (Empresa), título de la patente (Título), número de citas que tiene la patente(#Citas) y la fecha en que fue publicada (Fecha). El #Patente US es un buen identificador para facilitar la búsqueda

Tabla 2-4: Ranking de las 20 patentes más citadas sobre reconocimiento de iris.

#Patente US	Inventor	Empresa	Título	#Citas	Fecha
1. US2006050933-A1	H. Neven, A. Hartwig, H. Adam	NEVENGINEERING INC	Método de reconocimiento de rostros para la identificación de individuos, implica comparación de características faciales y del iris	73	06/21/2005
2. US6377699-B1	C. Musgrave, J. L. Cambier	IRISCAN INC, IRI-DIAN TECHNOLOGIES INC	Módulo de seguridad telefónica para desbloqueo de dispositivo de telecomunicaciones mediante reconocimiento de iris a través de la cámara del propio dispositivo	59	05/12/1999
3. US6526160-B1	H. Ito	MEDIA TECHNOLOGY CORP, MEDIA TECHNOLOGY KK	Sensor de información de iris capaz de reducir notablemente el tiempo requerido para la captura del iris hasta la generación del código	55	07/09/1999
4. US5956122-A	R. Doster	LITTON SYSTEMS INC	Método para la determinación de la dirección del iris humano para identificación de personas	53	06/26/1998
5. US6505193-B1	C. Musgrave, J. L. Cambier	IRIDIAN TECHNOLOGIES, IRIDIAN TECHNOLOGIES INC	Sistema para búsquedas en bases de datos biométricas para identificación de personas (cadena registro incluye el certificado digital y la imagen biométrica)	48	12/1/1999
6. US6594377-B1	B. C. Kim, J. J. Chae	LG ELECTRONICS INC	Sistema de reconocimiento de iris para sistemas automáticos de control de acceso, incluye capturador óptico de imágenes del iris con dispositivos útiles para su ubicación	42	1/11/1999
7. US8186830-B2	U. Grotehusmann, G. Youseff, G. Youssefi	BAUSCH&LOMB INC	Sistema para el reconocimiento de patrones de iris que provee información de la traslación del centro de la pupila	38	05/10/2001
8. US6546121-B1	T. Oda	OKI IND CO LTD	Procedimiento de reconocimiento de iris para identificación de individuos	34	03/05/1999

Tabla 2-4: Continuación.

#Patente US	Inventor	Empresa	Título	#Citas	Fecha
9. US6542624-B1	T. Oda	OKI IND CO LTD	ELECTRIC GENERATOR DE CÓDIGO DEL IRIS PARA IDENTIFICACIÓN DE INDIVIDUOS, TIENE INCLUIDO UN MECANISMO PARA LA DETECCIÓN DE ATAQUES CON IRIS ARTIFICIALES	32	07/16/1999
10. US2002130961-A1	W. H. Lee, A. K. Yang, J. J. Chae	LG ELECTRONICS INC, KINSEISHA KK	PANTALLA PARA SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS, MUESTRA LA DISTANCIA Y LA DIRECCIÓN DE MOVIMIENTO DEL USUARIO BASÁNDOSE EN LA DISTANCIA DEL MISMO HACIA EL DISPOSITIVO DE CAPTURA DEL SISTEMA	29	03/14/2002
11. US2002131622-A1	W. H. Lee, A. K. Yang, J. J. Chae	LG ELECTRONICS INC, KINSEISHA KK	MÉTODO PARA AJUSTE DEL ENFOQUE EN UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS, INVOLUCRA LA MEDICIÓN ENTRE EL USUARIO Y LA CÁMARA DEL SISTEMA	29	03/14/2002
12. US2005084137-A1	D. Kim, B. Choi, S. Paik	IRITECH INC	SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS PARA IDENTIFICACIÓN DE INDIVIDUOS UTILIZANDO CÁMARAS QUE CAPTURAN LA IMAGEN DEL IRIS A PARTIR DE INFORMACIÓN ESTEREOOSCÓPICA DEL ROSTRO DEL INDIVIDUO	28	10/17/2008
13. US2007036397-A1	R. Hamza, R. M. Hamza	HONEYWELL INT INC	SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS PARA IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS	26	01/26/2006
14. US6760467-B1	S. G. Min, J. J. Chae	KINSEISHA KK, LG ELECTRONICS INC	MÉTODO DE RECONOCIMIENTO DE IRIS QUE INCLUYE UN MECANISMO PARA EVITAR EL ACCESO CON IMÁGENES FALSAS BASADO EN CHEQUEO DE APARIENCIA CON ILUMINACIÓN LED	25	03/21/2000
15. US2007047772-A1	J. R. Matey, J. R. Bergen	SARNOFF CORP	MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN DE IMÁGENES DE IRIS PARA SEGUIMIENTO DE IDENTIDADES	24	08/25/2006
16. US2002154794-A1	S. Cho, S. W. Cho	EVERMEDIA LTD	SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS SIN CONTACTO HUMANO MEDIANTE LA COMPARACIÓN DE INFORMACIÓN DE PÍXELES DE IMÁGENES	23	12/07/2001

Tabla 2-4: Continuación.

#Patente US	Inventor	Empresa	Título	#Citas	Fecha
17. US2007091264-A1	K. Bjoern, K. Bjorn, B. Kahlen	BAUSCH&LOMB INC	Sistema de adquisición de datos del ojo de pacientes para operaciones quirúrgicas con láser, incluye un módulo para obtener el código iris del paciente	22	03/31/2004
18. US2002150281-A1	S. Cho, S. W. Cho	EVERMEDIA LTD	Método de reconocimiento de iris humano basado en la transformada wavelet de Daubechies	22	09/05/2001
19. US2004164848-A1	E. Hwang, J. Lee, U. H. Hwang	SAMSUNG ELECTRONICS CO LTD	Método de autenticación biométrica de usuarios para utilizar en un sistema bloqueo de puertas	22	01/21/2004
20. US2006165266-A1	R. M. Hamza, R. Hamza	HONEYWELL INT INC	Método de reconocimiento de iris humano para utilizar en el control de pasaportes	21	01/26/2005

de información sobre una patente específica.

2.7. Conclusiones.

En el presente capítulo se presentó una amplia descripción sobre las bases teóricas del reconocimiento de iris. También se presentaron los elementos principales que conforman la tendencia actual en este interesante campo de investigación identificado como “reconocimiento de iris en condiciones no ideales”. Además se presentó una extensa comparación de las bases de datos de imágenes de iris más utilizadas así como una descripción más detallada de las bases de datos que se utilizan en diferentes apartados de la presente investigación. Asimismo se expusieron los principales conceptos y aportes basados en reconocimiento de iris al campo de la multibiometría. Además se describieron las empresas más activas en la publicación de patentes y las patentes más citadas sobre reconocimiento de iris. De forma general, la revisión de todos los conceptos y el estado del arte descrito en este capítulo resulta de gran utilidad en el estudio de los problemas actualmente abiertos asociados al campo del reconocimiento de iris.

Estudio bibliométrico sobre el campo del reconocimiento de iris

En el presente capítulo se presenta un estudio bibliométrico de la producción científica sobre el campo del reconocimiento de iris en el período 2000-2012. Este tipo de estudio es de gran ayuda para los investigadores que se inician en este interesante campo de investigación. En este sentido se presentan importantes elementos que permiten obtener una visión global sobre el progreso actual y las tendencias dentro del campo del reconocimiento de iris. Asimismo la sección 3.1 presenta una introducción al estudio bibliométrico desarrollado. La sección 3.2 describe en detalles la metodología propuesta para el desarrollo del estudio. La sección 3.3 presenta los resultados y discusiones sobre los mismos. Las conclusiones del estudio bibliométrico desarrollado son presentadas en la sección 3.4.

3.1. Introducción.

La identificación de personas utilizando reconocimiento de iris cobra mayor interés cada día entre las diferentes modalidades utilizadas para reconocimiento biométrico. Esto se debe principalmente a las disímiles características interesantes que posee el iris que se han comentado en el capítulo anterior (por ejemplo, exclusividad e inmutabilidad). En la actualidad, una gran cantidad de instituciones e investigadores están apostando fuertemente en el potencial del reconocimiento de iris para futuras aplicaciones en condiciones no ideales. En este sentido se requiere una adecuada metodología para identificar dentro de la amplia literatura existente de reconocimiento de iris, las áreas más prometedoras y las cuestiones más relevantes.

Varios estudios han sido desarrollados con el objetivo de resumir el estado del arte sobre el campo del reconocimiento de iris [33,83]. Estos trabajos se basan en métodos cualitativos o valoraciones subjetivas que dependen en gran medida de la experiencia de los autores en el campo del reconocimiento de iris. Resulta interesante la identificación del núcleo y de las tendencias en este campo de investigación, pero para este tipo de análisis se necesitan enfoques más cuantitativos tales como la bibliometría. Los métodos bibliométricos representan la generalización de la utilización de

estadísticas de bibliografía propuesto por Hulme en 1923 y posteriormente desarrollado por Pritchard en 1969 [84]. Esta metodología se basa en el estudio cuantitativo de factores específicos para extraer información relevante de registros bibliográficos mediante técnicas estadísticas. El estudio cuantitativo de estos factores permite valorar la evolución de un campo de investigación en particular, en nuestro caso resulta de gran utilidad en el estudio de la producción científica sobre reconocimiento de iris. La bibliometría ha sido utilizada en una gran variedad de estudios en diferentes campos de investigación tales como: ranking mundial de universidades [85], energía solar [86], literatura de acuicultura [87], alfabetización informacional en ciencias sociales y ciencias de la salud [88], relación universidad-industria [89] e investigaciones sobre sistemas de posicionamiento global [90]. A pesar de los beneficios de la utilización de la bibliometría, esta disciplina es poco usada principalmente por desconocimiento de los jóvenes investigadores.

En este capítulo se presenta una visión general de las investigaciones desarrolladas sobre reconocimiento de iris de gran utilidad para investigadores que se inician en este campo de investigación. El objetivo propuesto con este estudio es superar las deficiencias de los estudios clásicos desarrollados sobre la base de la utilización de técnicas bibliométricas sobre registros históricos. La información reunida en estos registros históricos representa la recuperación de información de 1354 documentos de la Base de datos Scopus, en idioma inglés que han sido publicados durante el período 2000-2012 como resultado de congresos importantes y revistas de alto impacto. Este estudio bibliométrico tiene en cuenta un grupo de elementos importantes de las investigaciones sobre reconocimiento de iris tales como: evolución temporal de la producción científica, autores líderes, artículos más citados, congresos más importantes, revistas líderes y temas de investigación relevantes en el campo del reconocimiento de iris. Los temas de investigación relevantes son clasificados en 3 categorías: en auge, incipiente y obsoleto teniendo en cuenta sus correspondientes números de publicaciones en el período estudiado. Cada uno de estos elementos se presenta mediante tablas, gráficos de histogramas, redes de colaboración y mapas auto-organizados.

3.2. Metodología del estudio bibliométrico.

Actualmente existen dos prestigiosas bases de datos que controlan un amplio espec-

tro de información arbitrada; la web de la ciencia WoS¹ (siglas del término en inglés “Web of Science”) de Thomson-Reuters y Scopus² de Elsevier. El acceso a estas bases de datos es restringido, solo pueden acceder usuarios e instituciones que pagan una suscripción. Históricamente WoS ha mantenido el control absoluto sobre este tipo de información. Por consiguiente posee gran parte de los registros de citaciones más antiguos y además provee el acceso a otras bases de datos de citaciones líderes a nivel mundial. También tiene una cobertura multidisciplinaria de 12 000 revistas del más alto impacto a nivel mundial y de más de 150 000 memorias de congresos con antecedentes que datan desde el año 1900. WoS es actualizada semanalmente. Sin embargo los artículos de la mayoría de las revistas generalmente aparecen indexados en la base de datos algunas semanas después de su publicación. Scopus surgió como una interesante herramienta alternativa en el mercado de la información. Scopus tiene una cobertura de aproximadamente 19 500 revistas de alto impacto y más de 3 millones de memorias de congresos desde el año 1823. Esta base de datos es actualizada diariamente. Asimismo, representa actualmente la base de datos más grande con información de múltiples disciplinas y por lo tanto es la fuente de información más adecuada para valorar el progreso actual de cualquier campo de investigación. Este argumento también es corroborado en varios estudios previos ideados con el objetivo de comparar el alcance de la información cubierta por WoS vs. Scopus [91–93]. Por lo tanto se seleccionó Scopus como fuente de registros de publicaciones para el estudio bibliométrico desarrollado.

3.2.1. Selección de registros bibliográficos.

El estudio bibliométrico incluye una búsqueda retrospectiva en Scopus de los artículos más relevantes publicados en idioma inglés sobre reconocimiento de iris en el período 2000-2012. La búsqueda se desarrolló ejecutando la siguiente consulta en Scopus TITLE-ABS-KEY(“iris recognition”) AND PUBYEAR > 1999 AND PUBYEAR < 2013 AND LANGUAGE(“english”). Con esta consulta se recuperaron 1405 artículos de 9 tipos de documentos³. La distribución de artículos por tipo de documento fue de la siguiente forma: Conference Paper (969; 71.57 %), Article (331; 24.45 %), Conference Review (48; 3.55 %), Review (27; 1.99 %), Note (10; 0.74 %), Article in

¹El acceso a esta base de datos es través del sitio web (<http://thomsonreuters.com>)

²El acceso a esta base de datos es través del sitio web (<http://www.scopus.com>)

³La lista de tipos de documentos puede consultarse en el sitio web de Scopus (<http://www.scopus.com>)

Press (10; 0.74 %), Short Survey (5; 0.37 %), Erratum (3; 0.22 %) y Letter (2; 0.15 %). Se descartaron los artículos que se recuperaron como tipos de documentos clasificados como Conference Review (48; 3.55 %) y Erratum (3; 0.22 %) debido a la carencia de relevancia de estos tipos artículos para el estudio bibliométrico. Finalmente se utilizaron 1354 documentos para extraer la información más relevante y así poder examinar el progreso actual en el campo del reconocimiento de iris.

Con el objetivo de estandarizar los nombres de los autores de los artículos recuperados se desarrolló un proceso de normalización. En algunos casos los nombres de los autores se encontraron duplicados con pequeñas diferencias. El proceso de normalización consiste en un procedimiento semiautomático que desambigua los nombres de autores cuando su similitud puede conducir a confusiones. Primero se realiza un ordenamiento de los nombres de los autores en orden alfabético utilizando el software Calc⁴. También cada elemento de la lista ordenada de nombres tiene asociado varios identificadores correspondientes a los registros de publicaciones de cada autor. Luego de forma manual se buscan los nombres de autores duplicados que contienen los mismos identificadores. Así los registros duplicados de autores bien conocidos son eliminados directamente de la lista. En caso de que el autor no sea de los más conocidos se correlacionan además dos atributos por ejemplo: afiliación y país para identificar la existencia de duplicados. Si este procedimiento falla para resolver estas ambigüedades se recurre a la búsqueda de información del autor en INTERNET para terminar de clarificar este proceso. Este proceso de normalización parece ser un poco tedioso pero es muy importante para identificar de la forma más precisa posible los autores líderes en el campo de investigación. El estudio bibliométrico desarrollado se centra en 6 cuestiones principales, las cuales se detallan en cada una de las subsecciones siguientes.

3.2.2. Análisis de la evolución temporal de la producción científica.

La evolución temporal se basa en la producción científica desarrollada sobre reconocimiento de iris por cada año del período analizado. El análisis de la evolución temporal permite identificar los períodos donde se ha contribuido con los mayores aportes al campo de investigación, así como los períodos donde la productividad ha decaído con-

⁴La instalación y documentación se puede encontrar en el sitio web de Calc (<http://www.openoffice.org/product/calc.html>)

siderablemente. De forma general este tipo de análisis permite visualizar gráficamente en qué medida se ha explotado un campo de investigación.

3.2.3. Selección de los autores líderes.

La identificación de los autores líderes en el campo del reconocimiento de iris se realiza mediante la conformación de varios rankings de interés: ranking de los autores más productivos, ranking de los autores más citados y ranking de los autores líderes con mayor impacto en el campo de investigación. Para la conformación del ranking de los autores más productivos sólo se tiene en cuenta la cantidad de publicaciones de cada autor. El ranking de los autores más citados se conforma con la cantidad de citas que obtiene cada autor en trabajos de otros autores (no se tienen en cuenta las auto-citaciones). La identificación de los autores líderes con mayor impacto en el campo de investigación es muy importante para identificar las fuentes bibliográficas más relevantes puesto que con los rankings de los más productivos y los más citados no se obtienen elementos lo suficientemente concluyentes.

En este sentido el ranking de los autores líderes con mayor impacto en el campo de investigación se conforma teniendo en cuenta 2 elementos: calidad de la producción científica y liderazgo. Para evaluar la calidad de la producción científica de los autores líderes es suficiente con utilizar los siguientes índices: h-index (medida de productividad) y a-index (medida de impacto) [94]. El h-index es un índice propuesto por el investigador Jorge Hirsch [95] para cuantificar el impacto de la productividad de un investigador. Este índice supera varias deficiencias de los métodos tradicionales de conteo de citas y de ranking. El h-index se basa en la premisa de que un investigador tiene un índice h si h de sus artículos tienen al menos h citas cada uno. Por ejemplo, un investigador con un h-index de 10 significa que tiene 10 artículos donde cada uno tiene al menos 10 citas. En este estudio se calcularon 2 valores de h-index para cada autor líder. Un primer valor de h-index se refiere al cálculo del mismo teniendo en cuenta todos los artículos del autor indexados en Scopus. El otro valor de h-index se calcula solo analizando los artículos recuperados en la consulta ejecutada en este estudio, el cual se denota como h-index especializado en el ámbito estudiado. El análisis de estos 2 valores en conjunto puede ser muy útil para indicar el grado de especialización de los autores en el campo del reconocimiento de iris. En cuanto al a-index, este se calcula mediante el promedio del número de citas de los artículos que definen el h-index del autor [96].

En cuanto a la capacidad de liderazgo de los autores se valora sobre 3 indicadores: garante de la investigación [97], excelencia [98] y la combinación de ambos indicadores para cada autor. Estos indicadores son adecuados para valorar los autores a pesar de que estos indicadores originalmente fueron concebidos para valorar instituciones y países [97, 98]. El garante de la investigación tiene un papel protagonista dentro del equipo de investigación. Este es el encargado de asignar el grado de autoría en la redacción de un artículo; él aprueba los protocolos a seguir en las investigaciones; él supervisa la corrección de la redacción del artículo y se encarga de la correspondencia cuando el artículo es sometido a revisión, ya sea en una revista o congreso. En la práctica la identificación del garante de la investigación dentro de los datos de un registro bibliográfico no es una tarea fácil de realizar. Por lo tanto en este estudio se asumirá que el grupo de investigación al que pertenece el responsable de la comunicación con la revista (término en inglés “corresponding author”) es el garante de investigación tal y como se propuso en [97]. Para la medición del indicador de garante de investigación se tiene en cuenta la cantidad de veces en que un autor especifica en cada artículo la misma afiliación del garante de investigación. En relación al indicador de excelencia se debe mencionar que los artículos que aparecen entre el primer 10 % de los artículos más citados se consideran dentro de la categoría de excelencia [98]. Para cada autor líder se calcula el porcentaje de artículos que tiene que pertenecen a la categoría de excelencia. El último indicador evalúa el porcentaje de artículos del autor donde el mismo se identifica como garante de investigación y el artículo pertenece a la categoría de excelencia.

Asimismo se presenta una discusión sobre la red de colaboración entre los autores más productivos. En este tipo de análisis se obtienen medidas de centralidad las cuales ayudan a describir el patrón de colaboración de los autores más productivos. La medidas de centralidad indican cuán central es el rol de un autor dentro de la red de colaboración. Este tipo de medidas muestran en qué medida un autor está conectado con otros autores [99]. En este estudio se utilizan 3 medidas de centralidad: intermediación, proximidad y grado [99]. La medida de intermediación mide el número de caminos más cortos mediante la distancia geodesic⁵ entre cada autor y el resto de los autores que están conectados a través de él. Esto refleja la capacidad de un autor para participar en varias redes de investigación. La proximidad se calcula con

⁵La distancia geodesic es conocida en teoría de grafos como la distancia entre dos vértices determinada por el número de arcos en el camino más corto que los conectan.

la distancia geodesic entre un autor y el resto de los autores que participan en la red de colaboración de los autores más productivos. Un alto valor de proximidad significa que el autor es muy eficiente cuando colabora con otros de la red. La medida del grado de un autor calcula la cantidad de relaciones directas de un autor con el resto de los autores de la red. En general, estas medidas de centralidad permiten valorar las interacciones y patrones de colaboración entre los autores más productivos.

3.2.4. Selección de los artículos más citados.

Para la selección de los artículos más citados se analizan los registros bibliográficos recuperados en dos direcciones. En primer lugar se calcula la cantidad de citas que tienen los artículos recuperados respecto a todos los artículos que aparecen indexados en Scopus. Teniendo en cuenta este indicador se conforma el ranking de los artículos más citados. En segundo lugar se obtiene la cantidad de citas de cada artículo solo analizando los registros bibliográficos recuperados. El análisis en conjunto de estos dos indicadores puede indicar con mayor certeza el impacto de los artículos más citados.

3.2.5. Selección de las convenciones más importantes.

La selección de los congresos más importantes se desarrolló sobre la base de que la convención que más aborda el tema de reconocimiento de iris es el que más publicaciones tiene en el periodo estudiado. En este sentido se conformó un ranking de los congresos más importantes ordenado por la cantidad de publicaciones. Los congresos reunidos en este tipo de ranking representan los espacios de más alto nivel de discusión sobre reconocimiento de iris.

3.2.6. Selección de revistas líderes.

Las revistas consideradas como líderes son las que aparecen en los primeros lugares del ranking de las revistas teniendo en cuenta el indicador “SCImago journal rank” (SJR)⁶. Este ranking de revistas líderes ordenadas por el SJR se complementa con la incorporación del indicador “Journal citation report impact factor” (JCR)⁷ para cada revista. El indicador SJR es de acceso libre basado en los registros bibliográficos de Scopus y está gestionado por el grupo de investigación SCImago. El JCR se calcula sobre los registros bibliográficos de WoS y es publicado por Thomson-Reuters en su

⁶Los valores de SJR de cada revista indexada en Scopus se pueden consultar en la web (<http://www.scimagojr.com>)

⁷Los valores de JCR de cada revista indexada en WoS pueden ser chequeados en el sitio web (<http://thomsonreuters.com/thomson-reuters-web-of-science>)

reporte de citación de revistas.

3.2.7. Selección de temas de investigación relevantes.

Los temas de investigación identificados en los registros bibliográficos recuperados en este estudio, proveen los temas más relevantes tratados sobre reconocimiento de iris en el período 2000-2012. Este tipo de análisis propicia la obtención del progreso actual y las tendencias en el campo del reconocimiento de iris. Estudios similares han sido desarrollados con estos mismos fines a través de la extracción de información del análisis de co-citaciones [87, 100, 101]. Sin embargo estos tipos de metodologías desarrolladas son difíciles de reproducir y tienen en cuenta valores de ponderación no publicados de diferentes naturalezas. El método propuesto para identificar los temas de interés actual desde la perspectiva de investigación, es una propuesta más simple y efectiva.

La identificación de los temas de investigación relevantes se basa en el análisis de las respectivas palabras claves encontradas en los artículos de los registros bibliográficos recuperados en este estudio. Sobre todas las palabras claves se realizó una selección de las más relevantes teniendo en cuenta la cantidad de artículos que las referencian y así se fusionaron las palabras claves similares con sus respectivos identificadores. Este procedimiento fue completado de forma semiautomática. Con la utilización del software Calc las palabras claves se ordenaron alfabéticamente y así se fusionaron de forma manual las palabras claves similares. Así, se obtuvo un ranking de las palabras claves más relevantes teniendo en cuenta la cantidad de artículos que las referencian. Estos temas se clasificaron en 3 categorías principales: en auge, incipiente y obsoleto teniendo en cuenta sus correspondientes números de publicaciones en el período estudiado. En cierta medida estas 3 categorías reflejan el nivel de interés de los investigadores, así como otros factores (por ejemplo, disponibilidad de financiación en investigaciones planificadas, conocimiento y familiaridad con el tema así como las investigaciones relacionadas, disponibilidad de equipos de trabajo y de equipamientos, entre otros elementos).

Las primeras 2 categorías: en auge e incipiente dependen de si el valor de la pendiente del ajuste lineal de los valores de la producción científica en los años del período de estudio es positiva. Además de esta condición, los temas clasificados como incipientes solo deben incluir artículos que han sido publicados en la segunda mitad del período estudiado. En general estas dos categorías incluyen los temas de investigación nuevos

o que tratan problemas que no han sido resueltos del todo. Por lo tanto estos temas de investigación son los más prometedores en términos de futuras investigaciones. En cuanto a la categoría obsoleto, se refiere a los temas que están caracterizados por un valor de pendiente negativa al hacer un ajuste lineal de la cantidad de artículos producidos sobre estos temas en el período de estudio. Esta categoría incluye los temas que han dejado de ser importantes porque existen propuestas alternativas para resolver estos problemas o porque en la mayoría de los casos el problema ha sido resuelto.

Al finalizar el estudio de los temas de investigación más relevantes, se presenta un informe multidimensional de 6 temas de investigación seleccionados los cuales están relacionados con los autores más citados. Este tipo de informe se desarrolló utilizando mapas auto-organizados SOM (siglas del término en inglés “Self-organized maps”) conocidos como mapas de Kohonen [102]. Con este análisis multidimensional se puede visualizar la distribución de las publicaciones de los autores más citados en cada uno de los temas de investigación analizados. Los mapas de Kohonen son técnicas basadas en redes neuronales artificiales ANN (siglas del término en inglés “Artificial neural networks”) las cuales se adaptan a los datos de entrada basándose en el algoritmo de Kohonen. En este sentido, se pueden señalar los temas de investigación más relevantes sobre reconocimiento de iris y los respectivos autores líderes en estos temas. Como datos de entrada para utilizar los SOM se diseña una matriz cuyas filas representan los autores mientras que sus respectivas columnas representan los temas de investigación; cada correspondencia de fila y columna representa la cantidad de publicaciones del autor en el tema que representa la columna. La capa de salida consiste en una red de neuronas o nodos los cuales son típicamente organizados en un vector bidimensional. Los nodos están conectados a sus vecinos en regiones cuadradas o hexagonales dependiendo de la configuración que se establezca inicialmente. El mapa resultante puede ser interpretado como agrupamientos donde los datos de entrada con características similares formarán zonas adyacentes. Por ejemplo, la proximidad a cada elemento se muestra mediante agrupamientos con diferentes tonos de colores los cuales representan el nivel de productividad de los autores más citados en cada tema. Los agrupamientos en rojo representan los autores más productivos mientras que los agrupamientos en azul indican los autores con menos publicaciones sobre esos temas de interés. Para la creación y visualización de los SOM se utilizó una distribución de prueba del software

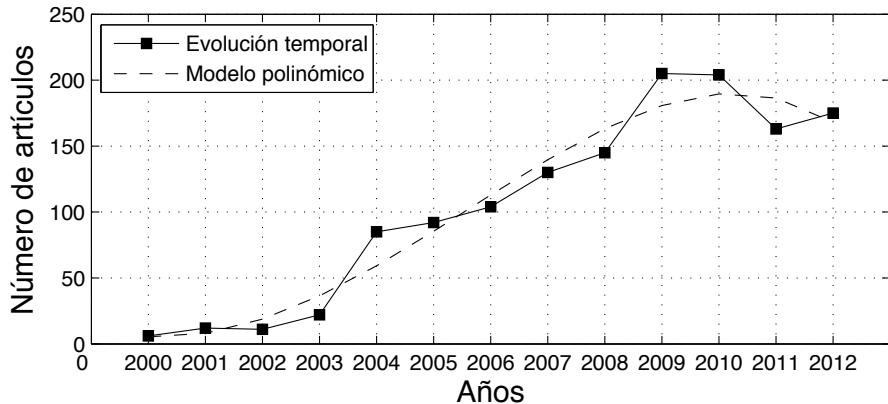


Figura 3-1: Evolución temporal de la producción científica sobre reconocimiento de iris.

Viscovery SOMine⁸.

3.3. Resultados y discusiones.

3.3.1. Evolución temporal.

Como se describió en la sección 3.2.1, en este estudio bibliométrico se utilizaron 1354 registros de bibliográficos publicados entre los años 2000 y 2012 para valorar el progreso actual en el campo del reconocimiento de iris. La evolución temporal del número de publicaciones en este campo se presenta en la Figura 3-1. Esta gráfica muestra un sólido e incremental volumen de trabajo en este campo de investigación. En el período 2000-2003 la producción de artículos fue conservativa. Un notable incremento de las publicaciones se puede notar entre 2004 y 2009. De 2009 a 2012 se puede apreciar un ligero descenso en la productividad científica sobre reconocimiento de iris. La evolución temporal de la producción científica en el período estudiado se ajusta a un modelo polinómico de grado 4 (ver la Figura 3-1). Este modelo de ajuste indica de forma general que la producción de artículos científicos sobre reconocimiento de iris es creciente en todo el período estudiado.

Otra forma de mostrar la evolución temporal se muestra en la figura 3-2. En esta figura el número de publicaciones por año aparece ordenado de forma decreciente para obtener una distribución acumulativa que se presenta en forma de porcentaje

⁸La instalación y la documentación de Viscovery SOMine puede encontrarse en el sitio web (<http://www.viscovery.net>)

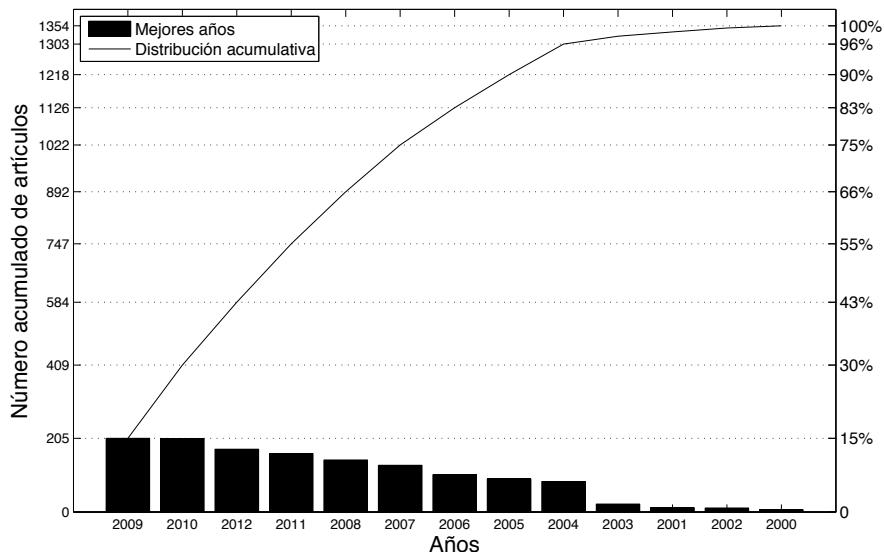


Figura 3-2: Distribución acumulativa de la producción científica.

de número de publicaciones acumulados por año en comparación con el total de la producción científica en el período completo. De esta forma podemos notar que la producción científica en los períodos 2008-2012 y 2004-2012 representan respectivamente el 66 % y el 96 % de la producción total de artículos en el período de estudio. Además este gráfico indica que el incremento crucial de los estudios sobre reconocimiento de iris se definió en el año 2004.

3.3.2. Autores líderes.

Los registros bibliográficos analizados en este estudio pertenecen a 1965 autores, de ellos solo 365 (18.62 %) han producido al menos 3 artículos. Mientras tanto, los 100 autores más productivos (5.10 %) tienen al menos 6 trabajos publicados. En la Tabla 3-1 se muestra información detallada del ranking de los 20 autores más productivos. Para cada autor se presenta el nombre, producción total (PT), total de colaboraciones (TC) en términos de la producción total, total de citas a otros artículos (TCit), promedio de citas por artículos (TCit/PT) y el orden en el ranking de los 20 autores más citados (RMC). Esta última característica representa una alternativa para destacar los autores que aparecen entre los más productivos y al mismo tiempo son de los más citados teniendo en cuenta la cantidad de veces que sus artículos son citados por otros

Tabla 3-1: Ranking de los 20 autores más productivos.

Nombre del autor	PT	TC	TCit	TCit/PT	RMC
1. T. Tan	51	51	961	18.84	2
2. K. R. Park	44	38	924	21.00	-
3. Z. Sun	41	41	735	17.93	8
4. Y. Du	32	30	721	22.53	12
5. R. W. Ives	30	30	461	15.37	-
6. A. Uhl	29	29	420	14.48	-
7. K. Roy	25	25	445	17.80	-
8. P. Bhattacharya	25	25	445	17.80	-
9. H. Proen��a	24	17	506	21.08	17
10. K. W. Bowyer	21	19	385	18.33	10
11. P. J. Flynn	21	21	390	18.57	9
12. M. Xie	18	18	197	10.94	-
13. Y. Wang	17	17	435	25.59	5
14. J. Kim	17	17	250	14.71	16
15. A. Ross	17	16	301	17.71	11
16. B. J. Kang	16	16	416	26.00	-
17. C. Belcher	15	15	415	27.67	-
18. M. Savvides	15	15	224	14.93	-
19. P. Shi	15	15	231	15.40	-
20. J. Daugman	13	3	201	15.46	1

autores.

Respecto a los autores más citados, existen 1109 (56.58 %) autores que son citados al menos una vez. Los 100 autores más citados son citados al menos 40 veces en otras publicaciones. La Tabla 3-2 presenta el ranking de los 20 autores más citados, los cuales son citados al menos 158 veces por otros artículos. Para cada autor se muestra el nombre, número de veces que el autor es citado (NC), número de veces que el autor es citado solo en los artículos del período estudiado (NCP), producción total (PT), total de colaboraciones (TC) en términos de la producción total y el orden en el ranking de los 20 autores más productivos (RMP).

La Tabla 3-3 lista los autores líderes con mayor impacto con sus respectivos indicadores de calidad de la producción científica y de liderazgo. Para cada autor de este ranking se especifica el nombre, a-index, h-index, h-index especializado (e. h-index), producción total como garante de investigación (GI), producción total de artículos de excelencia (Exc), número de artículos donde el autor es identificado como garante de la investigación en artículos de excelencia (GE). El ranking de estos autores se presenta en orden descendiente por GE y luego por el indicador a-index. Los valores

Tabla 3-2: Ranking de los 20 autores más citados.

Nombre del autor	NC	NCP	PT	TC	RMP
1. J. Daugman	2367	1696	13	3	20
2. T. Tan	1639	1246	51	51	1
3. L. Ma	1063	850	9	9	-
4. D. Zhang	796	651	7	7	-
5. Y. Wang	686	534	17	17	13
6. A. Jain	670	43	3	3	-
7. R. Wildes	528	23	1	1	-
8. Z. Sun	443	400	41	41	3
9. P. J. Flynn	440	247	21	21	11
10. K. W. Bowyer	432	248	21	19	10
11. A. Ross	415	109	17	16	15
12. Y. Du	302	186	32	30	4
13. J. R. Matey	263	68	7	7	-
14. K. Hollingsworth	241	162	9	9	-
15. J. Cui	238	128	11	11	-
16. J. Kim	218	148	17	17	14
17. H. Proen��a	216	101	24	17	9
18. N. A. Schmid	211	149	12	12	-
19. R. Sanchez-Reillo	171	72	10	9	-
20. C. Sanchez-Avila	158	71	8	8	-

m  ximos de cada indicador son resaltados en negrita.

Tal y como se puede apreciar en la Tabla 3-3, T. Tan es el autor que alcanza los mayores valores en todos los indicadores excepto en el a-index. En el a-index solo es superado por J. Daugman y Y. Wang. Esto se debe a que los trabajos de T. Tan han sido menos citados lo cual se compensa por la gran cantidad de art  culos de excelencia que tiene T. Tan. Por lo tanto en el campo del reconocimiento de iris la selecci  n de los autores l  deres depender   en gran medida de este indicador. Por otra parte, los autores con alto a-index generalmente obtienen altos valores en sus h-index y sus GI. Estos autores con alto a-index reciben un alto n  mero de citas en las publicaciones que se utilizan para calcular sus respectivos h-index.

Adem  s, se considera que un autor es muy especializado en reconocimiento de iris cuando alcanza un h-index especializado mayor que el 60 % de su correspondiente h-index. Asimismo, considerando especializaci  n, si el tema que trata el autor es ampliado a una disciplina m  s amplia como la biometr  a, entonces el indicador de especializaci  n deber   ser mayor. Sin embargo, analizando en conjunto el a-index y el ´ndice H se puede discriminar bien la calidad de la producci  n cient  fica de estos

Tabla 3-3: Ranking de los autores líderes con mayor impacto en el campo del reconocimiento de iris.

Nombre del autor	a-index	h-index(e. h-index)	GI	Exc	GE
1. T. Tan	72	39(16)	47	15	15
2. Y. Wang	89	18(11)	18	9	9
3. Z. Sun	26	12(12)	36	9	9
4. J. Daugman	211	13(8)	12	7	7
5. J. Cui	29	8(8)	11	6	6
6. L. Ma	141	7(6)	8	5	5
7. Y. Du	16	12(8)	30	3	3
8. K. W. Bowyer	29	32(8)	18	2	2
9. P. J. Flynn	29	20(8)	17	2	2
10. C. Sanchez-Avila	23	8(3)	4	3	2
11. R. Sanchez-Reillo	22	8(3)	9	3	2
12. J. Kim	20	7(6)	12	2	2
13. K. Hollingsworth	39	6(4)	9	1	1
14. J. R. Matey	32	5(2)	7	1	1
15. N. A. Schmid	19	10(7)	11	2	1
16. K. R. Park	17	15(9)	27	3	2
17. R. W. Ives	17	9(8)	25	3	2
18. H. Proen��a	17	8(5)	24	1	1
19. B. J. Kang	17	10(6)	3	3	1
20. A. Ross	15	20(6)	13	2	1
21. M. Savvides	15	11(3)	13	1	1
22. C. Belcher	11	6(6)	13	1	1
23. P. Shi	9	6(3)	11	0	0
24. A. Uhl	6	13(2)	20	0	0
25. M. Xie	5	4(2)	17	0	0
26. K. Roy	4	5(3)	25	0	0
27. P. Bhattacharya	4	12(3)	16	0	0

autores. Entre los autores destacados con mayor calidad en sus producciones científicas considerando el análisis en conjunto del a-index y el h-index se pueden mencionar: J. Daugman, Y. Wang, T. Tan y K. W. Bowyer.

Con respecto a los indicadores de liderazgo se debe destacar que de 1354 artículos analizados solo 619 son citados por otros artículos al menos una vez. Sobre esta base se observa que el 10 % de los artículos más citados son aquellos que son citados al menos 17 veces por otros artículos. En este sentido, se pueden destacar los autores que han protagonizado más del 90 % como garantes de investigación y que todos sus artículos de excelencia en calidad de garantes de investigación. Ejemplo de estos elementos se pueden destacar en orden decreciente de liderazgo: J. Daugman, T. Tan, J. Cui, H. Proen  a y Y. Du. Un menor grado de liderazgo se aprecia en los autores con solo

artículos de excelencia como garantes de investigación sin importar la cantidad de veces que han actuado como garantes de investigación: Y. Wang, K. W. Bowyer, P. J. Flynn y Z. Sun.

En relación al análisis del patrón de colaboración en el campo del reconocimiento de iris, la Figura 3-3 presenta la red de colaboración de los 20 autores más productivos desarrollada con el software NetDraw⁹. En esta red de colaboración los cuadrados llenos en azul representan los 20 autores más productivos y los círculos llenos en rojo representan sus respectivos co-autores. Con el objetivo de mostrar una red de colaboración más clara, se filtró la red con el ranking de los 100 autores más productivos quienes tienen al menos 2 colaboraciones con 20 autores más productivos. Por lo tanto se puede apreciar que los autores más productivos cooperan frecuentemente formando 4 grupos de colaboración bien definidos. El primero corresponde al núcleo de autores K. R. Park, B. J. Kang y J. Kim quienes conforman el mayor grupo con 147 colaboraciones. Estos son seguidos por el núcleo de autores T. Tan, Z. Sun y Y. Wang con 136 colaboraciones. El tercer grupo notable está formado por: P. J. Flynn, K. W. Bowyer, M. Savvides y A. Ross con 127 colaboraciones. El cuarto grupo notable está constituido por: Y. Du, R. W. Ives y C. Belcher con 107 colaboraciones. Se debe destacar que solo J. Daugman tiene menos tendencia a colaborar con otros autores en sus artículos. Esto puede corroborarse en la Tabla 3-1 donde J. Daugman solo presenta 3 colaboraciones de un total de 13 artículos. La mayoría de las tendencias de las colaboraciones está influenciada principalmente por intereses académicos a nivel de institución. La Tabla 3-4 presenta las afiliaciones de cada uno de los autores considerados en este estudio bibliométrico.

La Tabla 3-5 presenta los valores obtenidos con las medidas de centralidad de los 20 autores más productivos en orden descendiente teniendo en cuenta la medida de intermediación. Para cada uno de los autores más productivos la Tabla 3-5 expone los siguientes atributos: nombre, intermediación, proximidad y grado. Asimismo en esta tabla se puede observar el alto grado de correspondencia de las medidas de centralidad entre los autores. Esto significa que en general los autores con alta intermediación tienen una alta proximidad y un alto grado de centralidad. También se puede destacar que M. Savvides tiene una alta intermediación y bajos valores de proximidad y de grado. Esto se debe al hecho de que el autor tiene una posición clave que conecta

⁹La instalación y la documentación de NetDraw puede encontrarse en el sitio web (www.analytictech.com)

Tabla 3-4: Autores y sus correspondientes afiliaciones.

Nombre del autor	Afiliación
P. Bhattacharya	Department of Computer Science, University of Cincinnati, United States
C. Belcher	Department of Electrical and Computer Engineering, Indiana University-Purdue University, United States
K. W. Bowyer	Department of Computer Science and Engineering, University of Notre Dame, United States
J. Cui	National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, China
J. Daugman	Computer Laboratory, University of Cambridge, United Kingdom
Y. Du	Department of Electrical and Computer Engineering, Indiana University-Purdue University, United States
P. J. Flynn	Department of Computer Science and Engineering, University of Notre Dame, United States
K. Hollingsworth	Department of Computer Science and Engineering, University of Notre Dame, United States
R. W. Ives	Electrical and Computer Engineering Department, United States Naval Academy, United States
A. Jain	Department of Computer Science and Engineering, Michigan State University, United States
B. J. Kang	Technical Research Institute, Hyundai Mobis, South Korea
J. Kim	Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, South Korea
L. Ma	National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, China
J. R. Matey	Center for Biometric Signal Processing, United States Naval Academy, United States
K. R. Park	Division of Electronics and Electrical Engineering, Dongguk University, South Korea
H. Proença	Department of Computer Science, University of Beira Interior, Portugal
A. Ross	Lane Department of Computer Science and Electrical Engineering, West Virginia University, United States
K. Roy	Department of Computer Science and Software Engineering, Concordia University, Canada
C. Sanchez-Avila	Department of Applied Mathematics, E.T.S.I. Telecommunicacion, Polytechnic University of Madrid, Spain
R. Sanchez-Reillo	Group for Identification Technologies, Carlos III University of Madrid, Spain
M. Savvides	Cylab Biometrics Center, Carnegie Mellon University, United States
N. A. Schmid	Lane Department of Computer Science and Electrical Engineering, West Virginia University, United States
P. Shi	Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiao Tong University, China
Z. Sun	National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, China
T. Tan	National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, China

Tabla 3-4: Continuación.

Nombre del autor	Afiliación
A. Uhl	Department of Computer Sciences, University of Salzburg, Austria
Y. Wang	National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, China
R. Wildes	Sarnoff Corporation, United States
M. Xie	College of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology, China
D. Zhang	Biometric Research Centre, Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong

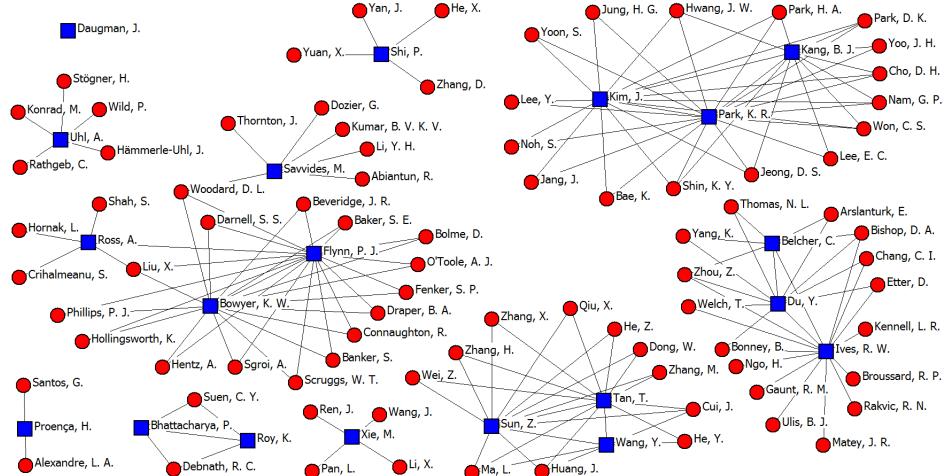


Figura 3-3: Red de colaboración de los 20 autores más productivos.

otras redes de investigadores a pesar de su carencia sustancial de conexiones directas.

3.3.3. Artículos más citados.

La Tabla 3-6 muestra el ranking de los 20 artículos más citados. Para cada artículo se especifican en la tabla los siguientes campos: título, nombre de los autores, año de publicación, nombre de la fuente y número de veces que fue citado el artículo. En relación a este último campo la tabla especifica dos valores como se comentó en la sección (el valor indicado entre paréntesis corresponde al análisis de las citas solo con los artículos recuperados en este estudio). El análisis de estos 2 valores ayuda a conformar el ranking de citaciones así como el impacto de las citas obtenidas.

Asimismo en la Tabla 3-6 se puede observar que los primeros 6 artículos más citados pertenecen a los autores que están en el ranking de los 20 autores más citados. Además, estos artículos han sido publicados en revistas de alto impacto como se presentan en la sección 3.3.5. Los 20 artículos más citados cubren un período de 3 años, esto da una idea del tiempo aproximado que requiere un artículo para obtener suficiente reconocimiento como para incluirse entre los 20 artículos más citados. Es importante mencionar que se corrobora una vez más que J. Daugman mantiene una posición relevante en el campo del reconocimiento de iris puesto que 6 de sus artículos aparecen en este ranking lo cual representa el 30 % del total de artículos incluidos en el mismo.

3.3.4. Convenciones más importantes.

En esta sección se resaltan las convenciones más importantes, entre ellas se inclu-

Tabla 3-5: Valores de las medidas de centralidad obtenidas en la red de colaboración de los 20 autores más productivos.

Nombre del autor	Intermediación	Proximidad	Grado
1. P. J. Flynn	191.00	17.00	18
2. M. Savvides	120.00	6.00	6
3. R. W. Ives	107.33	16.50	15
4. K. W. Bowyer	105.00	17.00	17
5. A. Ross	75.00	13.00	5
6. K. R. Park	65.33	18.00	18
7. J. Kim	43.83	17.00	16
8. Y. Du	37.83	14.50	11
9. T. Tan	34.50	13.00	13
10. Z. Sun	25.50	12.50	12
11. B. J. Kang	18.83	15.00	12
12. C. Belcher	16.83	12.50	7
13. A. Uhl	10.00	5.00	5
14. Y. Wang	6.00	9.50	3
15. M. Xie	6.00	4.00	4
16. P. Shi	6.00	4.00	4
17. H. Proen��a	1.00	2.00	2
18. K. Roy	0.50	3.00	3
19. P. Bhattacharya	0.50	3.00	3
20. J. Daugman	0	0	0

yen varios tipos de convenciones tales como: congresos, conferencias y talleres donde se discuten temas relacionados con el reconocimiento de iris. Dentro de los registros bibliográficos analizados en este estudio aparecen 986 artículos clasificados como “Conference proceedings” y “Serials”. Este estudio se basa en el análisis de 500 convenciones. La Tabla 3-7 muestra el ranking de las 20 convenciones más productivas sobre reconocimiento de iris, las cuales son consideradas como las más importantes. Esta tabla incluye el acrónimo de la convención, nombre de la convención, producción total (PT), por ciento de la producción total (PT%) en comparación con el número total de artículos de convenciones en el período analizado. En este sentido se puede apreciar que el tema del reconocimiento de iris no ha sido el tema central en ninguna de las convenciones incluidas en el ranking mostrado, solo ha sido un tema más entre tantos. Este tipo de ranking aporta una valiosa estrategia para seleccionar las reuniones científicas más prestigiosas en las que se ha discutido más el tema de reconocimiento de iris.

Entre los autores más productivos con el mayor número de artículos en el ranking de las 20 convenciones más importantes se pueden mencionar: T. Tan, Z. Sun, Y.

Tabla 3-6: Ranking de los 20 artículos más citados.

Título del artículo	Autor(es)	Años	Nombre de la fuente	Citas
1. How Iris Recognition Works	J. Daugman	2004	IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 14 (1), pp. 21-30	917(498)
2. Personal Identification Based on Iris Texture Analysis	L. Ma, T. Tan, Y. Wang, D. Zhang	2003	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 25 (12), pp. 1519-1533	496(301)
3. Efficient iris recognition by characterizing key local variations	L. Ma, T. Tan, Y. Wang, D. Zhang	2004	IEEE Transactions on Image Processing 13 (6), pp. 739-750	418(267)
4. The importance of being random: Statistical principles of iris recognition	J. Daugman	2003	Pattern Recognition 36 (2), pp. 279-291	365(158)
5. New methods in iris recognition	J. Daugman	2007	IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics 37 (5), pp. 1167-1175	262(166)
6. Image understanding for iris biometrics: A survey	K.W. Bowyer, K. Hollingsworth, P.J. Flynn	2008	Computer Vision and Image Understanding 110 (2), pp. 281-307	211(115)
7. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier	S. Lim, K. Lee, O. Byeon, T. Kim	2001	ETRI Journal 23 (2), pp. 61-70	206(141)
8. Statistical richness of visual phase information: Update on recognizing persons by iris patterns	J. Daugman	2001	International Journal of Computer Vision 45 (1), pp. 25-38	189(96)

Tabla 3-6: Continuación.

Título del artículo	Autor(es)	Años	Nombre de la fuente	Citas
9. Probing the uniqueness and randomness of iris codes: Results from 200 billion iris pair comparisons	J. Daugman	2006	Proceedings of the IEEE 94 (11), pp. 1927-1934	157(65)
10. Iris recognition using circular symmetric filters	L. Ma, Y. Wang, T. Tan	2002	International Conference on Pattern Recognition 16 (2), pp. 414-417	141(135)
11. Local intensity variation analysis for iris recognition	L. Ma, T. Tan, Y. Wang, D. Zhang	2004	Pattern Recognition 37 (6), pp. 1287-1298	131(76)
12. DCT-based iris recognition	D.M. Monroe, S. Ralskshit, D. Zhang	2007	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 29 (4), pp. 586-595	118(86)
13. Iris on the move: Acquisition of images for iris recognition in less constrained environments	J.R. Matey, O. Naroditsky, K. Hanna, R.A.Y. Kolczyński, D.J. Loiacono, S. Mangru, M. Tinker, W.Y. Zhao	2006	Proceedings of the IEEE 94 (11), pp. 1936-1946	97(61)
14. Toward non-cooperative iris recognition: A classification approach using multiple signatures	H. Proençā, I.A. Alexandre	2007	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 29 (4), pp. 607-612	79(42)

Tabla 3-6: Continuación.

Título del artículo	Autor(es)	Años	Nombre de la fuente	Citas
15. How iris recognition works	J. Daugman	2002	IEEE International Conference on Image Processing 1, pp. I/33-I/36	77(69)
16. Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics	Z. He, T. Tan, Z. Sun, X. Qiu	2009	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 31 (9), pp. 1670-1684	73(31)
17. An effective approach for Iris recognition using phase-based image matching	K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, H. Nakajima	2008	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 30 (10) , pp. 1741-1756	72(34)
18. Iris segmentation methodology for non-cooperative recognition	H. Proen��a, L.A. Alexandre	2006	IEEE Proceedings: Vision, Image and Signal Processing 153 (2) , pp. 199-205	70(36)
19. Experiments with an improved iris segmentation algorithm	X. Liu, K.W. Bowyer, P.J. Flynn	2005	4th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies pp. 118-123	65(50)
20. FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale experimental results	P.J. Phillips, W.T. Scruggs, A.J. O'Toole, P.J. Flynn, K.W. Bowyer, C.L. Schott, M. Sharpe	2010	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 32 (5), pp. 831-846	61(8)

Tabla 3-7: Ranking de las 20 convenciones más importantes.

Acrónimo	Nombre de la convención	PT	PT %
1. ICB	IAPR International Conference on Biometrics	40	4.06
2. ICIP	IEEE International Conference on Image Processing	35	3.55
3. ICPR	International Conference on Pattern Recognition	27	2.74
4. BTHI	Biometric Technology for Human Identification	25	2.54
5. BTAS	International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems	20	2.03
6. ICCST	IEEE International Carnahan Conference on Security Technology	11	1.12
7. CISP	International Congress on Image and Signal Processing	11	1.12
8. CIB	IEEE Workshop on Computational Intelligence in Biometrics: Theory, Algorithms, and Applications	9	0.91
9. MMIPSA	Mobile Multimedia/Image Processing, Security, and Applications	9	0.91
10. ICWET	International Conference and Workshop on Emerging Trends in Technology	8	0.81
11. MIXDES	International Conference - Mixed Design of Integrated Circuits and Systems	7	0.71
12. ICIAR	International Conference on Image Analysis and Recognition	7	0.71
13. CIARP	Iberoamerican Congress on Pattern Recognition	6	0.61
14. ICACIA	International Conference on Apperceiving Computing and Intelligence Analysis	6	0.61
15. ICCIT	International Conference on Computer and Information Technology	6	0.61
16. CCBR	Chinese Conference on Biometric Recognition	5	0.51
17. AUTOID	IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies	5	0.51
18. AVBPA	International Conference on Audio - and Video-Based Biometric Person Authentication	5	0.51
19. CVPRW	IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops	5	0.51
20. AIPR	IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop	4	0.41

Du, P. J. Flynn y M. Savvides con 3 artículos cada uno, seguidos por A. Uhl y K. W. Bowyer con 2 artículos cada uno de ellos. De los autores más citados con mayor número de artículos en el ranking de las 20 convenciones más importantes están: T. Tan, Z. Sun, Y. Du, P. J. Flynn con 3 artículos cada uno de ellos, seguidos por K. W. Bowyer y A. Jain, con 2 artículos respectivamente. Las 3 convenciones más importantes con el mayor número de artículos de los autores más productivos son: la “IEEE International Conference on Image Processing” y la “Chinese Conference on Biometric Recognition”, con 4 artículos respectivamente, seguidas por la convención “Mobile Multimedia/Image Processing, Security, and Applications” con 3 artículos. Las 3 convenciones más importantes con la mayor participación de los autores más citados son: la “IEEE International Conference on Image Processing” y la “Chinese Conference on Biometric Recognition”, con 4 artículos respectivamente, seguidas por la “International Conference on Audio - and Video-Based Biometric Person Authentication” con 3 artículos.

3.3.5. Revistas líderes.

Como parte de los registros bibliográficos recuperados para el desarrollo de este estudio existen 368 artículos de revista, publicados en 146 revistas. La Tabla 3-8 presenta el ranking de las 20 revistas líderes ordenadas por el indicador SJR. Este ranking incluye solo revistas que ha publicado como mínimo 3 artículos sobre reconocimiento de iris. Asimismo la Tabla 3-8 incluye para cada revista los siguientes atributos: Print-ISSN, nombre de la revista, indicador SJR (año 2013), factor de impacto en el reporte de citación de revistas JCR (año 2012), producción total (PT) y por ciento de la producción total (PT%) respecto al número total de artículos de revistas.

Como podemos apreciar en la Tabla 3-8, no existe una considerable cantidad de artículos por revista que abordan temas relacionados con el reconocimiento de iris. Esto indica que al igual que en las reuniones científicas identificadas como más importantes, no existe ninguna revista especializada solamente en temas sobre reconocimiento de iris con un índice SJR alto. Sólo existen algunos artículos que tratan exclusivamente el tema del reconocimiento de iris cuando se considera el contenido global de las revistas. También se identificaron los autores más productivos con mayor cantidad de publicaciones en estas revistas líderes, entre ellos se pueden mencionar: T. Tan y J. Daugman, con 3 artículos respectivamente, seguidos por Y. Du, R. W. Ives, Y. Wang, P. Shi con 2 artículos cada uno. Dentro de los autores más citados con el ma-

Tabla 3-8: Ranking de las 20 revistas líderes.

Print-ISSN	Nombre de la revista	SJR	JCR	PT	PT %
1. 0162-8828	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence	8.094	4.795	15	4.08
2. 1057-7149	IEEE Transactions on Image Processing	2.835	3.199	3	0.82
3. 1083-4419	IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics	2.755	3.236	8	2.17
4. 0031-3203	Pattern Recognition	2.365	2.632	10	2.72
5. 0262-8856	Image and Vision Computing	1.839	1.959	8	2.17
6. 1051-8215	IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology	1.835	1.819	3	0.82
7. 1556-6013	IEEE Transactions on Information Forensics and Security	1.683	1.895	18	4.89
8. 1077-3142	Computer Vision and Image Understanding	1.653	1.232	7	1.90
9. 0165-1684	Signal Processing	1.453	1.851	4	1.09
10. 0957-4174	Expert Systems with Applications	1.358	1.854	5	1.36
11. 0167-8655	Pattern Recognition Letters	1.149	1.266	16	4.35
12. 0003-6935	Applied Optics	0.966	1.689	7	1.90
13. 0018-9456	IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement	0.808	1.357	4	1.09
14. 0143-8166	Optics and Lasers in Engineering	0.796	1.916	7	1.90
15. 1380-7501	Multimedia Tools and Applications	0.646	1.014	3	0.82
16. 0218-0014	International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence	0.604	0.562	8	2.17
17. 0091-3286	Optical Engineering	0.437	0.880	11	2.99
18. 1812-5638	Information Technology Journal	0.402	-	4	1.09
19. 1687-6172	Eurasip Journal on Advances in Signal Processing	0.367	-	9	2.45
20. 1549-3636	Journal of Computer Science	0.296	-	6	1.63

yor número de artículos en las revistas líderes se pueden mencionar: D. Zhang con 5 artículos, T. Tan y J. Daugman, con 3 artículos respectivamente, seguidos por Y. Du, Y. Wang y L. Ma con 2 artículos cada uno. En cuanto a las 3 revistas con mayor cantidad de artículos de los autores más productivos se pueden destacar: la “Optical Engineering” con 4 artículos, seguida por la “Computer Vision and Image Understanding” y la revista “Signal Processing” con 3 artículos respectivamente. Las 3 revistas líderes con la mayor cantidad de publicaciones de los autores más citados están: la “IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence”, la “Computer Vision and Image Understanding” y la “IEEE Transactions on Image Processing” con 4 artículos cada una.

3.3.6. Temas de investigación relevantes.

Una vez realizados los procedimientos descritos en la sección 3.2.7, se pudieron identificar los temas de investigación más relevantes relacionados con el reconocimiento de iris. La Tabla 3-9 expone el ranking de los 20 temas de investigación más relevantes detallando así para cada uno de ellos los siguientes elementos: nombre del tema, producción de artículos por año, producción total (PT), por ciento de la producción total (PT %) respecto al total de artículos analizados (1354) y la categoría asignada. Entre los 3 temas de investigación más relevantes del ranking presentado en la Tabla 3-9 se pueden observar: “Feature extraction” con 406 artículos, seguido por “Iris segmentation” con 246 artículos y ”Pattern matching” con 133 artículos. Teniendo en cuenta el ranking presentado de los 20 temas de investigación más relevantes se aprecian 13 temas de investigación clasificados en “en auge”, 5 como “incipiente” y 2 como “obsoleto”. Asimismo se observa un notable volumen de investigaciones en los temas clasificados como “en auge”: “Feature extraction”, “Iris segmentation” y “Pattern matching”. En contraste, los temas de investigación “Non-ideal”, “Quality measures”, “Near Infra-red”, “Real time systems”, “Iris acquisition”, “Pupil localization”, “Eyelash detection”, “Spoof detection”, “Video sequences” y “Multiscales” también clasificados como “en auge”, no reciben tanta atención respecto a los demás. A pesar del hecho de que el reconocimiento de iris no es un campo de investigación reciente, las investigaciones más relevantes han surgido en los últimos 5 años del período estudiado. Esto representa más de la mitad de la producción científica en el período completo estudiado. Asimismo se observa un renovado interés por investigaciones en las temáticas de investigación tales como: “Visible light”, “Low resolution”, “Compres-

Tabla 3-9: Ranking de los 20 temas de investigación más relevantes.

1. Tema de investigación	Producción de artículos por año												PT %	Categoría	
	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012		
2. Feature extraction	1	6	5	5	19	24	38	34	46	55	72	48	53	406	29.99 Auge
3. Iris segmentation	0	0	1	0	3	8	15	19	26	49	48	39	38	246	18.17 Auge
4. Pattern matching	1	2	2	1	4	7	17	12	16	21	22	15	13	133	9.82 Auge
5. Non-ideal	0	0	1	0	0	0	1	3	5	5	12	12	4	50	3.69 Auge
6. Quality measures	0	0	0	0	0	0	3	5	5	13	9	7	5	47	3.47 Auge
7. Near Infra-red	0	0	0	0	0	0	1	1	1	4	4	7	6	15	39 2.88 Auge
8. Real time systems	1	1	0	0	2	3	2	4	1	5	8	4	2	33	2.44 Auge
9. Visible light	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	4	7	4	13	32 2.36 Incipiente
10. Iris acquisition	0	0	0	0	1	4	0	0	1	7	4	4	1	5	27 1.99 Auge
11. Pupil localization	0	0	0	0	0	1	1	0	0	3	2	8	3	7	25 1.85 Auge
12. Eyelash detection	0	0	0	1	1	0	0	3	1	4	1	2	3	0	16 1.18 Obsoleto
13. Eyelid detection	0	0	0	0	2	0	2	0	6	3	1	2	0	0	16 1.18 Obsoleto
14. Spoof detection	0	0	0	0	1	1	0	1	3	1	2	3	2	1	15 1.11 Auge
15. Low resolution	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	4	2	4	13 0.96 Incipiente
16. Video sequences	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	3	2	4	1	11 0.81 Auge
17. Multiscales	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	4	1	1	10	0.74 Auge
18. Compression algorithms	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	3	2	9	0.66 Incipiente
19. Iris normalization	0	0	0	0	0	1	2	1	1	1	1	0	0	8	0.59 Obsoleto
20. Non-circular boundaries	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	3	2	1	8	0.59 Incipiente
21. Iris indexing	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	6	0.44 Incipiente

sion algorithms”, “Non-circular boundaries” y “Iris indexing” los cuales tienen una producción notable en los últimos años y fueron clasificados como “incipiente”. Por su parte, los temas de investigación “Eyelid detection” e “Iris normalization” experimentan un decremento importante de las publicaciones en los últimos años que permiten reafirmar su clasificación de “obsoleto” (ver la Tabla 3-9). Por lo tanto estos temas de investigación no parecen ser prometedores para futuras investigaciones y son clasificados por el momento en la categoría “obsoleto”.

La Figura 3-4 expone la evolución temporal de 3 temas de investigación seleccionados los cuales fueron clasificados en cada categoría. La Figura 3-4 (a) presenta la evolución temporal del tema “Feature extraction” clasificado como “en auge”. La evolución temporal del tema “Visible light” clasificado como “incipiente” se muestra en la Figura 3-4 (b). También la Figura 3-4 (c) detalla la evolución temporal del tema “Eyelid detection” clasificado como “obsoleto”. En todas estas figuras se aprecian bien definidos los conceptos descritos en la sección 3.2.7 para clasificar los temas de investigación relevantes.

El análisis de los temas de investigación más relevantes finaliza relacionando algunos de estos temas con los autores más citados mediante la utilización de la técnica de SOM. Con el objetivo de limitar el alcance de este estudio solo se han seleccionado 6 de los 20 temas más relevantes. En este sentido se seleccionaron los 4 temas de investigación más relacionados con las 4 etapas principales de un SRI las cuales fueron bien definidas en el capítulo anterior. Los otros 2 temas seleccionados corresponden a los 2 temas más productivos dentro de los clasificados como “incipiente”. La Figura 3-5 presenta la distribución de las publicaciones de los 20 autores más citados para cada uno de los 6 temas de investigación seleccionados. Esta figura presenta cada tema de investigación en orden descendente teniendo en cuenta el número de publicaciones por cada uno de los autores más citados.

Analizando la Figura 3-5 se aprecia que T. Tan y Z. Sun son los autores más productivos en todos los temas de investigación. Sin embargo, no ocurre lo mismo en el caso del tema “Visible light” donde los autores más productivos han sido H. Proença, seguido por A. Ross. Se debe destacar que los 20 autores más citados han sido más productivos en los temas de “Pattern matching”, “Iris segmentation” y “Feature extraction”. Unos pocos de estos autores más citados han trabajado en temas de investigación como: “Iris acquisition”, “Visible light” y “Low resolution”. A pesar del gran impacto

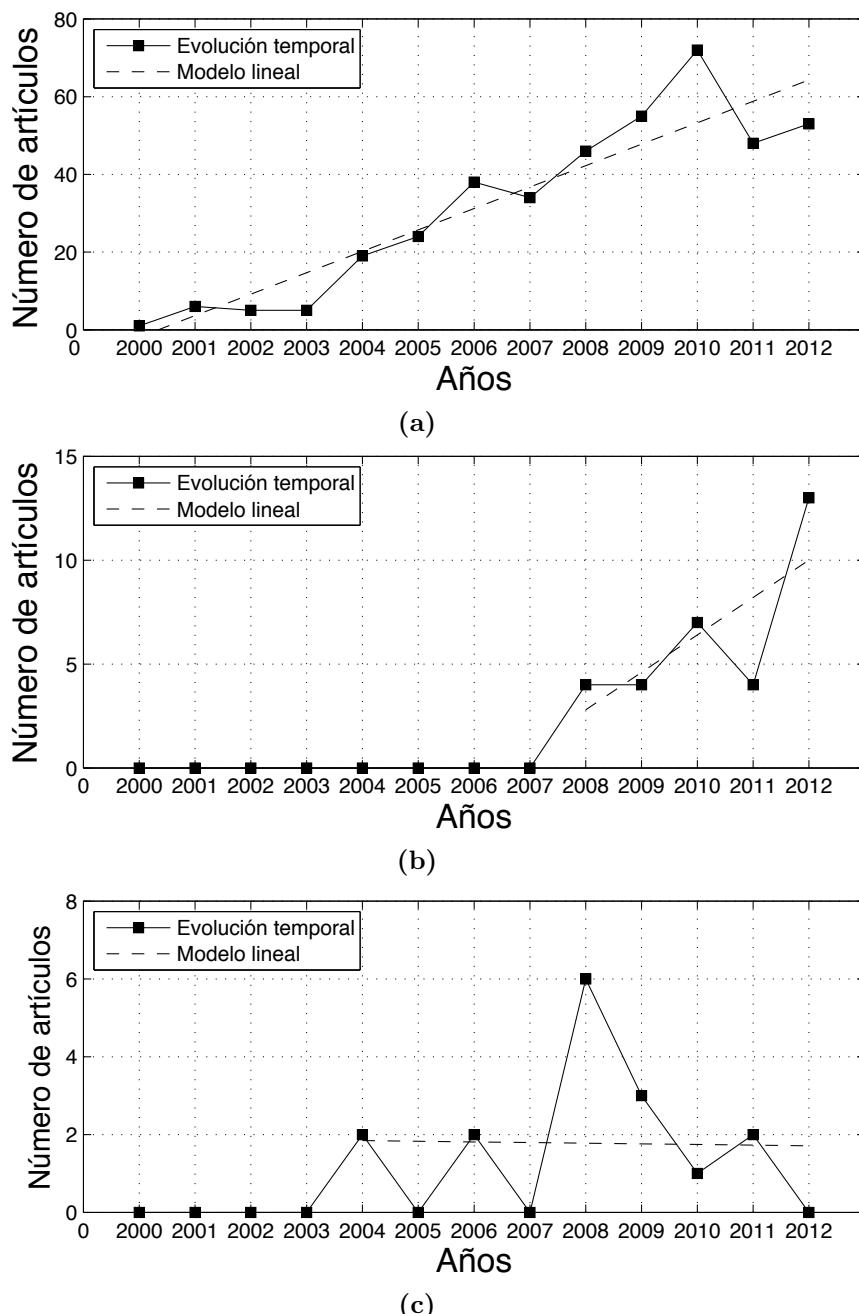


Figura 3-4: Evolución temporal de algunas temáticas. (a) Tema “Feature extraction” clasificado como “en auge”. (b) Tema “Visible light” clasificado como “incipiente”. (c) Tema “Eyelid detection” clasificado como “obsoleto”.

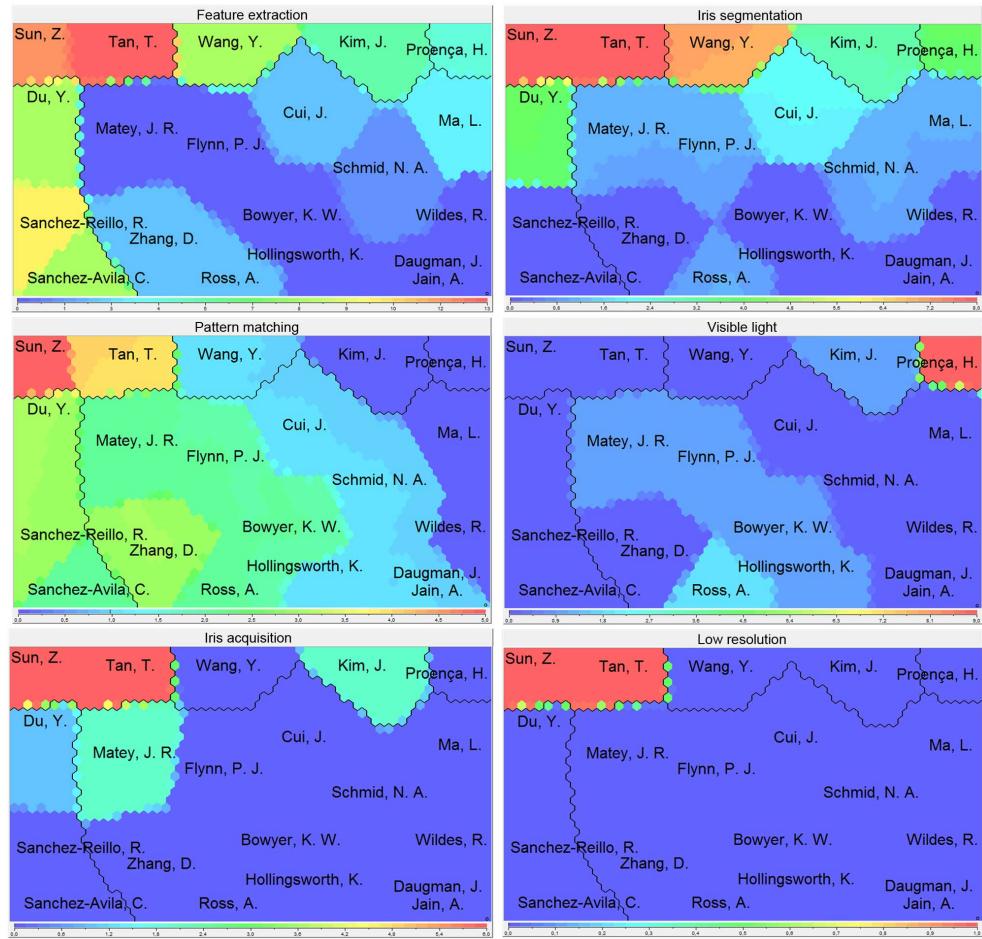


Figura 3-5: Distribución de la producción científica de los autores más citados dentro de 6 temas de interés.

del investigador J. Daugman, como se ha demostrado en varias partes de este estudio dentro de varios temas de reconocimiento de iris, no ha trabajado ninguno de estos 3 temas de investigación resaltados.

3.4. Conclusiones.

En el presente capítulo se realizó un estudio bibliométrico de la producción científica en el campo de investigación del reconocimiento de iris en el período 2000-2012. Este estudio describe con varios elementos el progreso actual y las tendencias en las investigaciones sobre el reconocimiento de iris. En particular este tipo de estudio es de gran utilidad para los investigadores que se inician en este interesante campo de

investigación. Como resultado del estudio bibliométrico se pudo comprobar que las principales contribuciones aportadas al campo de investigación se produjeron en los últimos 5 años del período analizado con un 66 % del total de las publicaciones analizadas. Es importante destacar que los rankings de los autores más productivos y de los más citados no coinciden. Por lo tanto se propuso un ranking más conclusivo de los autores líderes con mayor impacto en el campo de investigación sobre la base de medidas de la calidad de la producción científica y de liderazgo de los investigadores. Otro elemento estudiado fue el patrón de colaboración de los autores más productivos donde se aprecia un alto grado de colaboración entre diferentes grupos de investigación. En cuanto a la convención y a la revista más destacada con temas de reconocimiento de iris están: la convención “International Conference on Biometrics” con 40 artículos y la revista “IEEE Transactions on Information Forensics and Security” con 18 artículos. Además se identificaron los temas de investigación más relevantes y fueron clasificados en 3 categorías principales. Esto permite identificar eficientemente los temas de investigación que son prometedores para trabajos futuros. Futuros investigadores sobre reconocimiento de iris deben ser conocedores de los contenidos de los artículos de los autores líderes con mayor impacto puesto que ellos son los que han realizado las aportaciones más significativas. Estos investigadores son los que marcan el camino a futuros temas de interés y hacia temas de investigación emergentes. Entre los autores que más han trabajado los temas de investigación “en auge” se pueden destacar: J. Daugman, T. Tan, Z. Sun, H. Proença y A. Ross. También es importante destacar que los temas de investigación clasificados como “en auge” y como “incipiente” son temas que están estrechamente ligados al reconocimiento de iris en condiciones no ideales. Este estudio bibliométrico es limitado en el sentido de que no es capaz de valorar la calidad o limitaciones de procedimientos de investigación utilizados en investigaciones anteriores, en relación a la originalidad o fiabilidad de las metodologías de experimentación. Sin embargo, este estudio bibliométrico constituye una herramienta indispensable para obtener una visión global del progreso actual y las tendencias en el campo del reconocimiento de iris.

PARTE II

“Segmentación del iris”

Segmentación del iris

En capítulos anteriores se describieron en detalle las principales etapas de un SRI, entre ellas una de las más importantes corresponde a la de “segmentación del iris”. En este capítulo se presenta un nuevo método de segmentación del iris. El método propuesto de segmentación es una alternativa robusta frente a distintos problemas habituales, y eficiente comparado con otros algoritmos del estado del arte. En la sección 4.1 se presenta una amplia introducción al tema de la segmentación de imágenes de iris, mencionando los principales enfoques y métodos desarrollados. La sección 4.2 expone los detalles del método propuesto de segmentación de imágenes de iris. La sección 4.3 presenta los resultados de las experimentaciones realizadas para evaluar la calidad de las segmentaciones con el método propuesto. Finalmente en la sección 4.4 se resumen los principales resultados obtenidos en este capítulo a través de las conclusiones.

4.1. Introducción.

La segmentación del iris es una etapa muy importante dentro del proceso de reconocimiento de iris. Esto se debe principalmente a que la extracción de características en regiones obtenidas mediante segmentaciones fallidas, pierde mucha información discriminante del iris lo cual provoca que se deteriore las prestaciones de los SRI. La etapa de segmentación del iris es generalmente ejecutada después de un pre-procesamiento de la imagen capturada. El pre-procesamiento se desarrolla con el objetivo de resaltar en la imagen algunos detalles de los bordes del iris los cuales se han degradado durante la adquisición de la imagen. El proceso de localizar y aislar el iris en una imagen, es conocido como localización o segmentación del iris [103]. La etapa de segmentación del iris se basa en una secuencia de tareas: encontrar un iris en la imagen, determinar sus contornos interno y externo entre la pupila y la esclerótica, detección de los bordes de los párpados superior e inferior si estos ocultan el iris y finalmente detectar y excluir cualquier elemento superpuesto de pestañas o reflexiones de la córnea o de gafas [22]. Varios métodos para segmentar el iris han sido propuestos, unos más prácticos y otros con mayor fundamentación teórica. Aunque en ambos casos muchos obtienen

buenos resultados, aún no pueden considerarse concluyentes para usarse en distintas condiciones. La segmentación del iris tiene varios retos a considerar: condiciones de iluminación, reflexiones especulares, oclusiones por párpados, oclusiones por pestañas, entre otros elementos. En este sentido existen varios problemas abiertos:

- Mejorar la precisión de las segmentaciones bajo condiciones no ideales.
- Reducir el tiempo de ejecución de la segmentación del iris, con el objetivo de poder reconocer un individuo en una gran base de datos de miles o millones de imágenes de iris.

Los métodos de segmentación del iris desarrollados pueden agruparse en dos categorías principales: métodos basados en detección de bordes circulares [14, 15] y métodos basados en detección de bordes no circulares. Los métodos basados en detección de bordes circulares (ver la Figura 4-1 (a)) asumen que el iris tiene una forma circular o elíptica dependiendo de la perspectiva, y así aproximan los bordes del iris utilizando dos circunferencias que en muchos casos se consideran concéntricas [104, 105]. Otras variantes de estos métodos asumen que las circunferencias que aproximan los bordes del iris son concéntricas solo en una de las coordenadas, es decir por la coordenada x o por la coordenada y [20]. En cuanto a los métodos basados en detección de bordes no circulares (ver la Figura 4-1 (b)), estos asumen formas menos circulares del iris debido a que los iris capturados en condiciones no ideales pueden estar afectados por factores de calidad tales como: oclusión por los párpados, oclusión por las pestañas, emborronado, iluminación no uniforme, reflexiones especulares, entre otros. Estos factores de calidad en muchas ocasiones ocultan partes de los bordes del iris provocando que su segmentación sea aún más difícil de realizar. La Figura 4-2 presenta varios ejemplos de imágenes degradadas por varios factores de calidad.

Entre los métodos basados en detección de bordes circulares el más utilizado es el método propuesto por Daugman el cual se basa en el operador integro-diferencial [14]. Este operador resulta muy útil para detectar los bordes interno y externo del iris, el cual se basa en la geometría del iris (forma circular). En este sentido, el método detecta los bordes del iris utilizando un esquema de maximización de derivadas parciales con respecto al radio, el cual se incrementa progresivamente junto con la amplitud de los arcos. El método de Wildes [15] es otro de los más utilizados, y aplica varios filtrados para obtener un mapa de bordes binario y luego se aplica la transformada de Hough [58] para detectar los bordes del iris. En [106] presentan un método

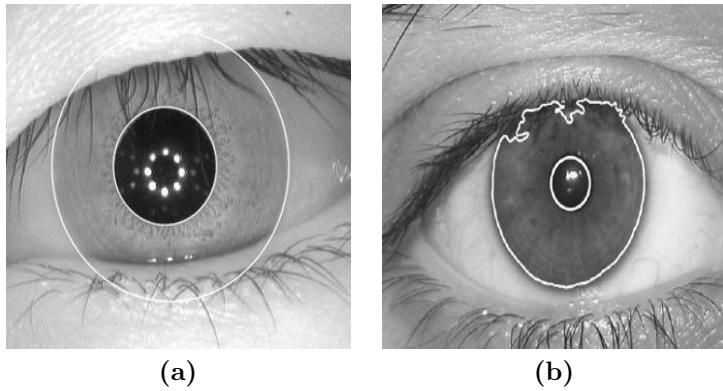


Figura 4-1: Ejemplos métodos de segmentación. (a) Utilizando un método basado en detección de bordes circulares (imagen tomada de [6]). (b) Utilizando un método basado en detección de bordes no circulares (imagen tomada de [7]).

robusto ante la existencia de reflexiones especulares, el cual se basa en la combinación de la transformada de Hough y el operador integro-diferencial para segmentar de forma precisa el iris. En este sentido varios autores han propuesto eficientes variantes de segmentación del iris que utilizan el operador integro-diferencial [55, 107, 108]. En [105] detectan los bordes del iris combinando la utilización del detector de bordes de Canny [58] y la transformada de Hough después de aplicar una operación de ajuste de contraste en la imagen. Por su parte, Silva et al. [109] utilizan una técnica de Adaboosting para localizar regiones cuadradas que circunscriben objetos con bordes circulares, los cuales modelan los bordes interno y externo del iris. He et al. [26] presentan un nuevo método de segmentación del iris basado en la detección de puntos del borde del iris utilizando un modelo de atracción-repulsión basado en la ley de Hooke. En [110] se utiliza el algoritmo Viterbi sobre un mapa de gradientes de imágenes obtenido mediante filtrado anisotrópico para segmentar el iris. Otro método interesante se propone en [111], el cual aplica iterativamente una propuesta de transformada de Hough adaptada con ponderaciones. En [112] presentan un método de segmentación basado en un enfoque de atracción-repulsión sobre repetidas aplicaciones de la transformada de Fourier [58].

En cuanto a los métodos basados en detección de bordes no circulares existen disímiles variantes las cuales tratan de segmentar de la forma más exacta posible los bordes interno y externo del iris. Estos métodos se basan en la premisa de que en condiciones no ideales el iris capturado no mantiene la forma circular que tiene por naturaleza,

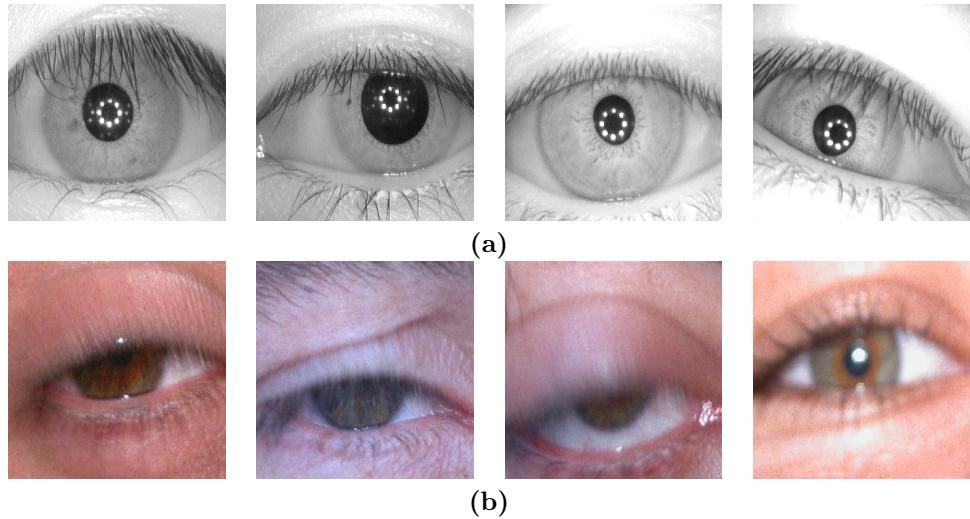


Figura 4-2: Ejemplos de imágenes degradadas por varios factores de calidad. (a) Ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1.

además de que la existencia de oclusiones por párpados y pestañas en algunas ocasiones distorsiona considerablemente la forma circular del iris. Daugman [22] presenta un método de segmentación de los bordes interno y externo del iris en términos de contornos activos basados en expansiones de series discretas de Fourier sobre datos de contornos. Vatsa et al. [113] utilizan un enfoque de evolución de curvas utilizando el funcional modificado de Mumford–Shah para segmentar el iris. En [7] se propone un esquema de segmentación del iris basado en la relación de contornos activos y la computación de curvas de longitud mínima llamadas “geodesics”. Otro método utilizado para segmentar el iris es el propuesto en [29], donde el borde interno se segmenta utilizando un enfoque de evolución de curvas basado en una función de parada condicionada a características de contornos. En este trabajo se segmenta el borde externo utilizando un enfoque de evolución de curvas basado en el modelo de segmentación Mumford–Shah normalizado.

Muchos de estos trabajos del estado del arte presentan algunas limitaciones debido a los siguientes inconvenientes:

- Se basan en búsquedas exhaustivas sobre toda la imagen lo cual provoca un alto coste computacional.
- La robustez de los métodos basados en bordes no circulares está comprometida.

tida en algunos casos debido a occlusiones (e.g. párpados, pestañas, reflexiones especulares).

- Requieren extensos procesamientos sobre datos de entrenamiento para el ajuste de parámetros adecuados a utilizar en la ejecución del método de segmentación.

Tomando como base los elementos expuestos, presentamos un método robusto y eficiente para segmentar el iris. Este método es adecuado para combinarlo con métodos de extracción de características donde no se requiere una segmentación tan precisa del iris. En este sentido, el método de segmentación del iris propuesto es muy útil para combinarlo con el método de extracción de características del iris que se propone en la presente investigación. Antes de aplicar el método propuesto se obtiene una aproximación inicial del centro del iris y se resaltan los bordes del iris en un paso de pre-procesamiento. Este pre-procesamiento elimina detalles de la textura del iris y fortalece los contornos que delimitan el iris. Así se evita que el método propuesto termine en regiones que no corresponden a bordes (e.g. máximos locales) y por lo tanto la segmentación pueda ser exitosa. El método de segmentación propuesto se basa en la detección de bordes circulares a partir de la aproximación obtenida del centro del iris utilizando un esquema de análisis de gradientes agregados en puntos de interés de arcos sucesivos. Con la utilización de esta metodología se asume que la responsabilidad de la verificación de la existencia del iris en una imagen le corresponde a la etapa de adquisición de la imagen. Por lo tanto, el método propuesto propicia un método automático de gran utilidad para implementar aplicaciones reales de reconocimiento de iris.

4.2. Descripción del método propuesto.

Observando el iris desde el centro de la pupila hasta su borde exterior, se pueden apreciar dos contornos o bordes bien definidos (ver la Figura 4-3). El primero, pupila–iris está definido por el paso de valores de intensidad más bajos de la imagen (representan la región de la pupila), a intensidades medianas que caracterizan la región del iris. El segundo borde, iris–esclerótica está caracterizado por el paso de valores medios de intensidad (representan la región del iris), a los valores más intensos de la imagen que caracterizan la región de la esclerótica. Igualmente, su carácter geométrico de forma circular constituye otra característica de suma importancia para la su detección

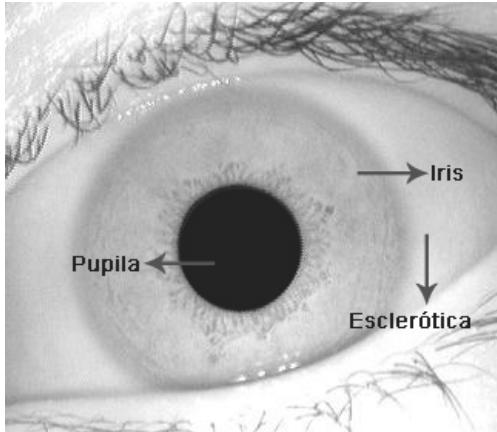


Figura 4-3: Vista frontal del iris.

automática [10].

Teniendo en cuenta las características del iris expuestas anteriormente, el análisis de variaciones de gradientes se torna interesante para la detección de los bordes interno y externo del iris. Por lo tanto, mediante un análisis de apariencia desde una aproximación inicial del centro del iris en los sentidos hacia la izquierda, derecha, arriba y abajo, los bordes circulares del iris pueden ser detectados. Tomando estas premisas como base, si analizamos el comportamiento de las intensidades en píxeles (i.e. puntos de interés) que pertenecen a arcos sucesivos en un rango de radios definidos podremos detectar cada borde del iris de forma precisa. El método propuesto calcula un valor representativo de cada arco sucesivo en un rango de radios como resultado de la fusión o agregación de gradientes de puntos de interés. Asimismo, un borde del iris en un rango de radios determinado se detectará en la porción del iris representada por el arco que obtenga el mayor valor de gradientes agregados de sus correspondientes puntos de interés. La agregación de gradientes de los puntos de interés se realiza utilizando teoría de la toma de decisiones en grupo.

Uno de los principales problemas en situaciones de decisión en grupo es encontrar el proceso de agregación adecuado que considere todas las opiniones expuestas por varios expertos involucrados en el proceso. También es importante que la mayoría de los criterios de expertos sobre el problema a resolver sean reflejados de forma positiva en el resultado final. Los operadores que generalmente se utilizan en los procesos de agregación producen resultados los cuales pueden ser considerados inadecuados desde el punto de vista del grupo en si mismo, causando así los llamados problemas de ne-

gociación y distribución [114]. Los problemas de distribución se deben principalmente a la forma con que diferentes alternativas o criterios son considerados dentro de un proceso de agregación. La formación de grupos se lleva a cabo a través de procesos de negociación en los cuales los participantes progresivamente se aproximan entre ellos mismos en la medida en que se reducen las distancias que los separan. Consecuentemente, el operador de mayoría cuantificada QMA-OWA (siglas del término en inglés “Quantified Majority Ordered Weighted Averaging”) [2] se seleccionó para fusionar las aproximaciones de gradientes de puntos de interés y así obtener el valor representativo en cada arco sucesivo. Este operador obtiene un valor final como resultado de la agregación de aproximaciones de gradientes bajo el cuantificador lingüístico “*Muchos*”.

4.2.1. Operador de mayoría cuantificada QMA-OWA.

Varias técnicas basadas en lógica difusa han sido propuestas con el objetivo de obtener un valor final de consenso en problemas de decisión en grupo. Este tipo de técnicas realizan los procesos de agregación guiados por un concepto de mayoría difusa. El concepto de mayoría difusa puede ser modelado por cuantificadores lingüísticos tales como: “80 % al menos”, “*Muchos*”. Un cuantificador lingüístico es formalmente definido como un subconjunto difuso dentro de un dominio numérico. La semántica de un subconjunto borroso se representa mediante una función de pertenencia que describe la compatibilidad de un valor absoluto o porcentual con respecto al concepto expresado por el cuantificador lingüístico [115]. De esta forma, el cuantificador lingüístico se puede ver como un concepto difuso que se refiere a la cantidad de elementos a considerar en el conjunto de referencia (ver la Figura 4-4).

$$Q_m(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0,9 \\ 2x - 0,8 & 0,4 < x < 0,9 \\ 0 & x \leq 0,4 \end{cases}$$

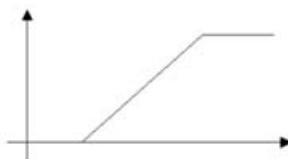


Figura 4-4: Definición del cuantificador lingüístico “*Muchos*”.

Los operadores basados en promedio de pesos ordenados OWA (siglas del término en inglés “Ordered Weighted Averaging”) [115] representan el inicio de una serie de operadores de agregación que modelan la teoría de decisión en grupo. Este tipo de operadores implementan el concepto de agregación guiada por cuantificadores. El operador QMA-OWA es una variante normalizada del operador de mayoría MA-OWA (siglas del término en inglés “Majority Ordered Weighted Averaging”) [116]. Esta normalización permite guiar el proceso de agregación indicando el grado con el cual cada miembro del conjunto de alternativas representa la mayoría. Por lo tanto, la utilización del operador QMA-OWA es adecuada para fusionar las aproximaciones de gradientes como parte del método propuesto de segmentación del iris. La elección de este operador se realizó de forma empírica, además sus potencialidades como operador de agregación guiado por el cuantificador lingüístico “Muchos”.

Definición: El operador QMA-OWA es una función $F_{QMA} : R^n \times N^n \rightarrow R$ definida como:

$$F_{QMA}(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n w_i^Q \cdot b_i = \sum_{i=1}^n f_i \cdot (b_1, b_2, \dots, b_n) \cdot b_i \quad (4-1)$$

, donde $w_i^Q \in [0, 1]$ con $\sum_{i=1}^n w_i^Q = 1$ y b_i es el i -ésimo elemento de (a_1, \dots, a_n) ordenado ascendenteamente según las cardinalidades δ_i .

El cálculo de los pesos de la agregación se realiza de la siguiente forma:

$$w_i^Q = w_i^N \cdot Q\left(\frac{i}{n}\right) + \left[Q\left(\frac{i}{n}\right) \cdot \frac{1 - \sum_{i=1}^n (w_i^N \cdot Q\left(\frac{i}{n}\right))}{\sum_{i=1}^n Q\left(\frac{i}{n}\right)} \right] \quad (4-2)$$

, donde Q es el cuantificador lingüístico “Muchos”.

El cálculo de los pesos w_i^N de la agregación se realiza de la siguiente forma:

$$w_i^N = f_i(b_1, \dots, b_n) = \frac{\gamma_i^{\delta_{\min}}}{\theta_{\delta_{\max}} \cdot \theta_{\delta_{\max}-1} \cdots \theta_{\delta_{\min}+1} \cdot \theta_{\delta_{\min}}} + \frac{\gamma_i^{\delta_{\min}+1}}{\theta_{\delta_{\max}} \cdot \theta_{\delta_{\max}-1} \cdots \theta_{\delta_{\min}+1}} + \dots + \frac{\gamma_i^{\delta_{\max}}}{\theta_{\delta_{\max}}} \quad (4-3)$$

$$\text{, donde } \gamma_i^k = \begin{cases} 1 & \delta_i \geq k \\ 0 & \text{otro} \end{cases}$$

$$, \text{ y } \theta_i = \begin{cases} (T \geq i) + 1 & i \neq \delta_{\min} \\ T \geq i & \text{otro} \end{cases}$$

Siendo δ_i la cardinalidad del elemento i con $\delta_i > 0$ y T es el total de elementos con la misma cardinalidad.

Los operadores de mayoría realizan la agregación en función del valor δ_i que generalmente toma el valor de la cardinalidad del i -ésimo elemento para representar su importancia en la agregación. En los procesos de mayoría se considera la formación de grupos de discusión o grupos de mayoría en función de su similaridad o distancias entre las opiniones de los expertos de forma que todos los valores dentro de una distancia de separación son considerados dentro de un mismo grupo.

El método más utilizado para calcular la cardinalidad δ_i es:

$$\delta_i = \sum_{j=1}^n \text{dist}(a_i, a_j) \quad (4-4)$$

$$, \text{ donde } \text{dist}(a_i, a_j) = \begin{cases} 1 & |a_i - a_j| \leq x \\ 0 & \text{otro} \end{cases}$$

El valor de x representa la flexibilidad del tamaño final de cada grupo formado por los decisores. En nuestro trabajo se utilizó el parámetro $x = 20$ para la detección de los bordes circulares del iris. Finalmente, el arco que mejor ajusta un borde circular del iris es el que obtiene el valor más alto de agregación de gradientes. A continuación se describen cada una de las etapas del método propuesto de segmentación del iris: aproximación inicial del centro del iris $P(X_0, Y_0)$ y segmentación de los bordes interno y externo del iris a partir de $P(X_0, Y_0)$.

4.2.2. Aproximación inicial del centro del iris.

La aproximación del centro del iris parte de la suposición de que su centro es muy cercano al centro de la imagen procesada. En esencia el método propuesto busca el objeto más grande y oscuro que aparece en la imagen el cual representa la pupila (también define el borde interno del iris). Básicamente, el método comienza con un procedimiento iterativo de análisis de perfiles desde el centro de la imagen $P(X_I, Y_I)$ (ver la Figura 4-5 (a)). Las operaciones de perfiles son ejecutadas en las direcciones horizontal (denotada como H_P) y vertical (denotada como V_P). La región donde son

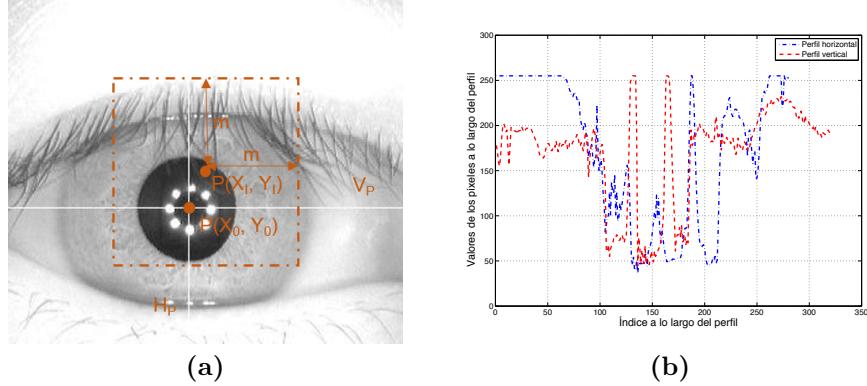


Figura 4-5: Método propuesto para obtener una aproximación inicial del centro del iris. (a) Notaciones mostradas sobre un ejemplo de imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Gráfico con perfiles horizontal y vertical correspondientes al centro del iris detectado.

procesados los puntos candidatos de centro del iris está definida por la región cuadrada de tamaño $2m \times 2m$ con centro $P(X_I, Y_I)$ (ver la región cuadrada delimitada con líneas discontinuas en la Figura 4-5 (a)). Es importante destacar que en las operaciones de perfiles aplicadas, los valores de los píxeles son obtenidos a lo largo de segmentos de líneas rectas (en nuestro caso las líneas son en las direcciones horizontal y vertical). Por lo tanto, el centro del iris es representado por el punto $P(X_0, Y_0)$ en el cual H_P y V_P tienen el mismo número de píxeles consecutivos que son menores que un umbral h . Los ejes en blanco de la Figura 4-5 (a) denotan los perfiles que corresponden a la aproximación inicial del centro del iris. Además, la Figura 4-5 (b) representa el índice respecto a los valores de píxeles a lo largo de los perfiles H_P y V_P correspondientes a la aproximación inicial del centro del iris. En nuestra investigación hemos determinado empíricamente que para las bases de datos de imágenes de iris utilizadas los valores más adecuados para los parámetros utilizados son $m = 70$ y $h = 50$.

4.2.3. Segmentación de los bordes interno y externo del iris.

Antes de realizar la segmentación de los bordes interno y externo se aplica un filtro mediana [58] con el objetivo de resaltar los bordes y degradar detalles del iris. En la Figura 4-6 se pueden observar los resultados de aplicar este tipo de filtrado. También de esta forma se mitiga el efecto negativo de las reflexiones especulares y las occlusiones por las pestañas en el iris. Después de varias pruebas y error se determinó empíricamente que el tamaño adecuado de la vecindad de este filtro es 13×13 .

Para segmentar los bordes interno y externo del iris, se ejecutan dos procedimientos

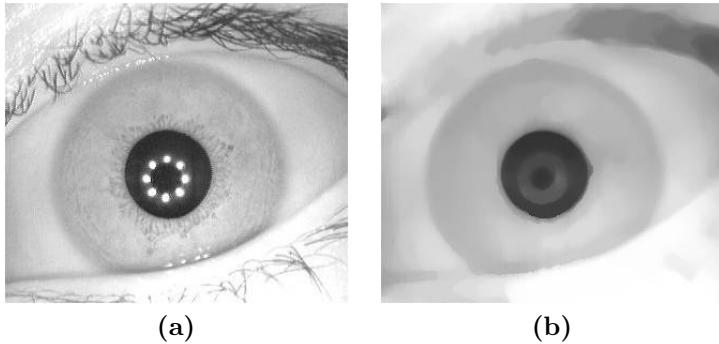


Figura 4-6: Resultados de la aplicación del filtrado. (a) Imagen original. (b) Imagen suavizada con el filtrado mediana.

de búsqueda de bordes circulares sobre la imagen suavizada (ver la Figura 4-6 (b)). Con el objetivo de detectar cada borde circular se formula este problema de búsqueda de la siguiente manera:

Determinar el radio $r_s^* \in R$, $R = \{r_{\min}, r_{\min} + 1, \dots, r_{\max} - 1, r_{\max}\}$ del círculo con centro $P(X_0, Y_0)$ tal que:

$$r_s^* = \arg \max_{r \in R} D_s(r) \quad (4-5)$$

$$D_s(r) = \frac{F_{QMA}}{(x_i, y_i) \in C_s(r, X_0, Y_0)} \left(\frac{\partial f(x_i, y_i)}{\partial s} \right) =$$

$$\frac{F_{QMA}}{(x_i, y_i) \in C_s(r, X_0, Y_0)} (f(x_i + \Delta_{sx_i}, y_i + \Delta_{sy_i}) - f(x_i, y_i)) \quad (4-6)$$

, donde F_{QMA} representa el operador de mayoría cuantificada QMA-OWA y $f(x_i, y_i)$ representa valor del píxel en las coordenadas (x_i, y_i) de la imagen F . Es válido destacar que la reducción de la ecuación 4-6 se basa en que para una función $f(x, y)$, el gradiente de f en las coordenadas (x, y) es definido como el siguiente vector columna:

$$\nabla F = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (4-7)$$

El vector del gradiente indica la dirección de mayor cambio de la función en un punto dado [58]. El módulo del vector o sea la magnitud del vector gradiente es dada por:

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla F) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4-8)$$

, y representa la mayor tasa de crecimiento de f por unidad de distancia. Para el análisis de gradientes en imágenes digitales, usualmente se aproxima su magnitud a

valores absolutos en vez de cuadrados y raíces cuadradas de la siguiente forma:

$$\nabla f \approx |G_x| + |G_y| \quad (4-9)$$

La dirección de la variación del gradiente está dada por el ángulo del vector, definido como:

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{G_x}{G_y} \right) \quad (4-10)$$

Por lo tanto, en el caso de las imágenes digitales el cálculo del gradiente se desarrolla sobre las aproximaciones de las derivadas a partir del cociente incremental:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = G_x \approx \frac{f(x + \Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x} \quad (4-11)$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = G_y \approx \frac{f(x, y + \Delta y) - f(x, y)}{\Delta y} \quad (4-12)$$

, donde Δx y Δy representan el incremento en el eje x y en el eje y , respectivamente.

También, $C_s(r, X_0, Y_0)$ es el conjunto de m puntos de interés pertenecientes a los arcos consecutivos en el sentido $s \in S$, $S = \{izquierda, derecha, arriba, abajo\}$ tal que:

$$C_{izquierda}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0 - r, Y_0)\} \cup \left\{ (x_i, y_i) / y_i = y_{i-1} \pm i; x_i = X_0 - \sqrt{r^2 - (y_i - Y_0)^2} \right\} \quad (4-13)$$

$$C_{derecha}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0 + r, Y_0)\} \cup \left\{ (x_i, y_i) / y_i = y_{i-1} \pm i; x_i = X_0 + \sqrt{r^2 - (y_i - Y_0)^2} \right\} \quad (4-14)$$

$$C_{arriba}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0, Y_0 - r)\} \cup \left\{ (x_i, y_i) / x_i = x_{i-1} \pm i; y_i = Y_0 - \sqrt{r^2 - (x_i - X_0)^2} \right\} \quad (4-15)$$

$$C_{abajo}(r, X_0, Y_0) = \{(X_0, Y_0 + r)\} \cup \left\{ (x_i, y_i) / x_i = x_{i-1} \pm i; y_i = Y_0 + \sqrt{r^2 - (x_i - X_0)^2} \right\} \quad (4-16)$$

, con $i = 1, \dots, \frac{m}{2}$ donde $m = 10$ y $m = 20$ para la detección de los bordes interno y externo respectivamente. Además, se estableció experimentalmente $r_{\min} = 20$, $r_{\max} = 70$ para detectar el borde interno y $r_{\min} = 80$, $r_{\max} = 130$ para detectar el borde externo en las imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. También, se definió $r_{\min} = 5$, $r_{\max} = 30$ para detectar el borde interno y $r_{\min} = 40$, $r_{\max} = 70$

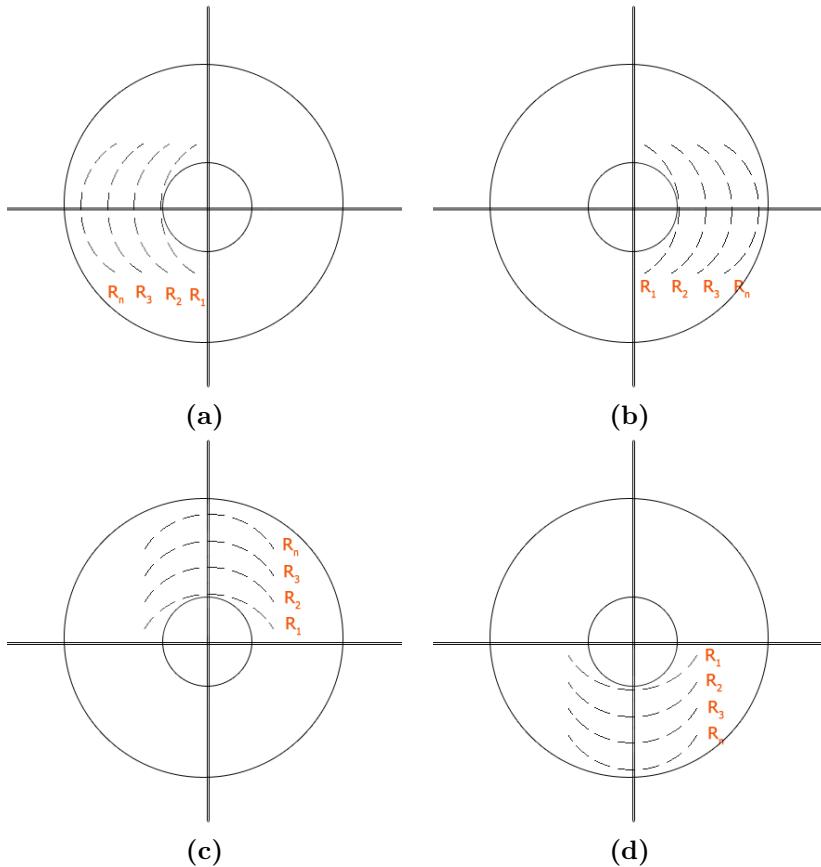


Figura 4-7: Sentidos en los que se analizan los arcos sucesivos. (a). Hacia la izquierda. (b) Hacia la derecha. (c) Hacia arriba. (d) Hacia abajo.

para detectar el borde externo en las imágenes de la base de datos UBIRIS 1. La Figura 4-7 describe de forma gráfica los incrementos de radios para el análisis de los arcos sucesivos en el sentido S .

De la misma forma, la Figura 4-8 visualiza un ejemplo de puntos de interés en dos arcos sucesivos en el sentido hacia la derecha.

4.3. Experimentación.

En esta sección se presentan varias experimentaciones con el objetivo de evaluar la calidad de las segmentaciones obtenidas con el método propuesto. Las experimentaciones fueron ejecutadas en Matlab R2012b utilizando un computador portátil Core 2 Duo a 2.2 GHz con 4GB de memoria RAM. Las experimentaciones se desarrollaron sobre las dos bases de datos de imágenes de iris más habitualmente usadas: CASIA-

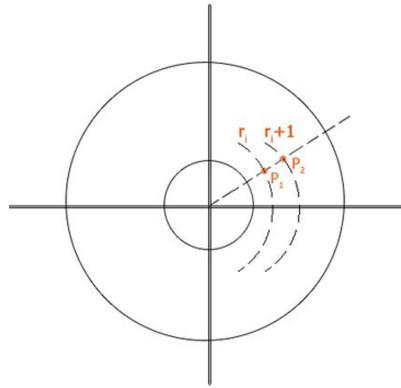


Figura 4-8: Puntos de interés en dos arcos sucesivos.

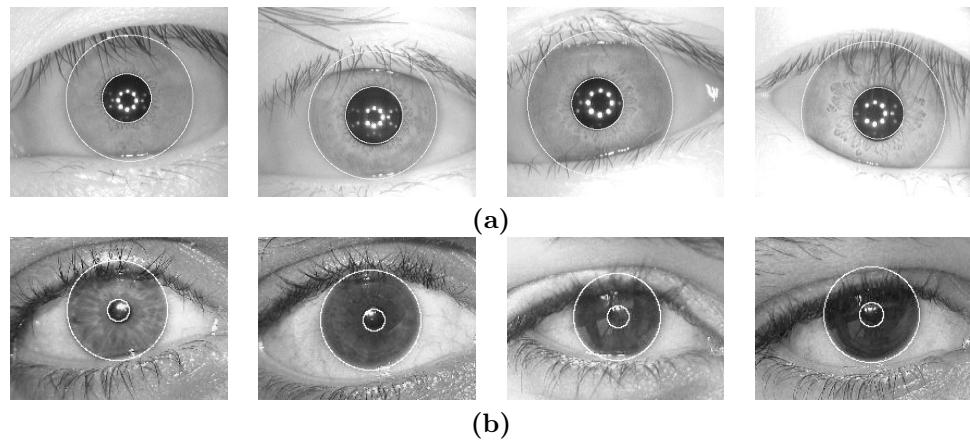


Figura 4-9: Ejemplos de segmentaciones exitosas obtenidas con el método propuesto sobre dos bases de datos de imágenes de iris. (a) Ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (b) Ejemplos de la base de datos UBIRIS 1.

IrisV4-Interval y UBIRIS 1. La Figura 4-9 presenta varios ejemplos de segmentaciones exitosas obtenidas con el método propuesto sobre las dos bases de datos de imágenes de iris. A pesar de que las imágenes utilizadas en las experimentaciones varían en calidad se obtienen buenos resultados de forma general. En este sentido se desarrollaron exhaustivas experimentaciones para evaluar la calidad de la segmentación de imágenes de iris obtenidas con el método propuesto. Asimismo se utilizaron varios métodos del estado del arte para comparar el método propuesto. Hay que destacar que solo se tienen en cuenta los métodos más relevantes del estado del arte que se basan en el enfoque de detección de bordes circulares para hacer una comparación

más justa con el método propuesto.

Para evaluar la calidad de la segmentación de imágenes de iris se tienen en cuenta 3 elementos principales: calidad de la segmentación ideal o de referencia, precisión de la segmentación respecto a la segmentación de referencia y eficiencia de la segmentación respecto a la segmentación manual. Los primeros dos elementos a considerar se basan en el grado de solapamiento entre la segmentación de referencia (denotada como el conjunto de píxeles I_R que se consideran correctamente segmentados en la imagen I) y la segmentación de un método automático (denotada como el conjunto de píxeles I_M que se segmentan por el método M en la imagen I). Por lo tanto, tomando la segmentación I_M como punto de vista para la interpretación, se pueden definir las siguientes regiones (ver la Figura 4-10):

- $VP = I_M \cap I_R$: región de verdaderos positivos o conjunto de píxeles correctamente identificados por I_M .
- $FN = I_R - I_M$: región de falsos negativos o conjunto de píxeles no identificados correctamente por I_M cuando en realidad sí lo son.
- $FP = I_M - I_R$: región de falsos positivos o conjunto de píxeles identificados por I_M como correctos cuando en realidad no lo son.
- $VN = I - (I_M \cup I_R)$: región de verdaderos negativos o conjunto de píxeles correctamente identificados como no válidos por I_M .

Como resultado de la definición de estas regiones se plantean varios índices para obtener una valoración más completa del grado de solapamiento. En este sentido se definen 4 índices de solapamiento parcial (IVP , IFN , IFP , IVN) y 3 índices de solapamiento global (IE , $IJaccard$, $ICorr$). Los índices formulados son:

- $IVP = \frac{|I_M \cap I_R|}{|I_R|} = \frac{|VP|}{|VP \cup FN|}$: Índice de verdaderos positivos (sensibilidad).
- $IFN = \frac{|I_R - I_M|}{|I_R|} = \frac{|FN|}{|VP \cup FN|}$: Índice de falsos negativos (equivocación).
- $IFP = \frac{|I_M - I_R|}{|I_M|} = \frac{|FP|}{|VP \cup FP|}$: Índice de falsos positivos (secuela).
- $IVN = \frac{|VN|}{|VN \cup FP|}$: Índice de verdaderos negativos (especificidad).
- $IE = \frac{|VP \cup VN|}{|VP \cup FN \cup FP \cup VN|} = \frac{|VP \cup VN|}{|I|}$: Índice de exactitud (exactitud).
- $IJaccard = \frac{|I_M \cap I_R|}{|I_M \cup I_R|} = \frac{|VP|}{|VP \cup FN \cup FP|}$: Índice de Jaccard (solapamiento).

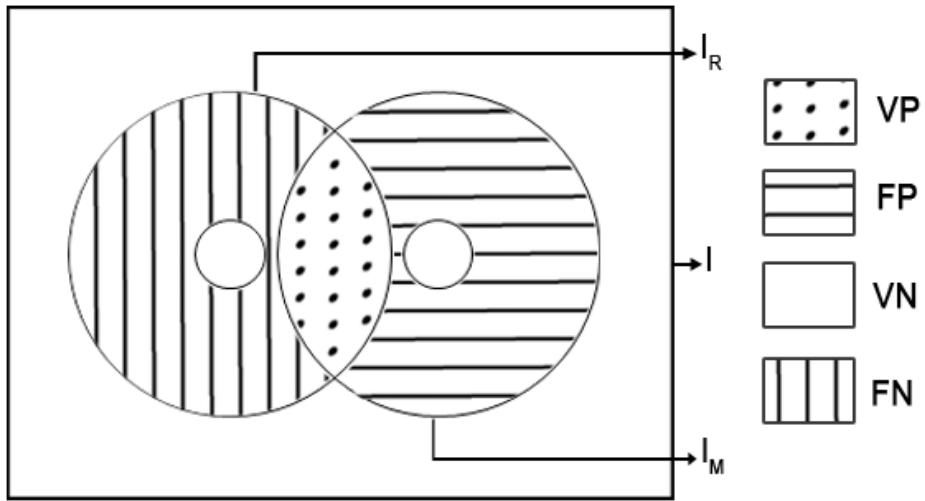


Figura 4-10: Representación gráfica de la superposición de la segmentación I_R con la segmentación I_M de imágenes de iris.

- $ICorr = \frac{\sum_m \sum_n (R_{mn} - \bar{R})(M_{mn} - \bar{M})}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (R_{mn} - \bar{R}))(\sum_m \sum_n (M_{mn} - \bar{M}))}}$: Índice de correlación estadística sobre la correspondencia píxel a píxel entre la imagen R (imagen que contiene la región I_R) y la imagen M (imagen que contiene la región I_M) (correlación).

Para la obtención de estos índices se comparan las segmentaciones de referencia y las segmentaciones obtenidas por el método a comparar en cada imagen de cada base de datos. Por lo tanto, los valores absolutos de los índices de solapamiento (e.g. valores indicados en %) se presentan de la forma (promedio±desviación estándar) para cada base de datos de imágenes de iris.

4.3.1. Calidad de la segmentación de referencia.

La calidad de la segmentación de referencia se evalúa considerando el grado de correspondencia de las acciones subjetivas de dos expertos (e.g. Exp1 y Exp2) que segmentaron las imágenes de iris en cada una de las bases de datos. Es importante destacar que cada uno de los expertos segmentó de forma manual las imágenes de cada base de datos en varias sesiones debido a la gran cantidad de imágenes que las constituyen. El grado de correspondencia se evaluó mediante los índices de solapamiento descritos anteriormente. De esta forma se tomó como referencia cada una de las segmentaciones de los expertos indistintamente para observar la variación de los índices de solapamiento. La Tabla 4-1 presenta los resultados mediante los índices

de solapamiento al variar la segmentación de referencia de la forma (Exp1 vs. Exp2) y (Exp2 vs. Exp1) entre las segmentaciones sobre cada una de las bases de datos utilizadas.

En la Tabla 4-1 se aprecian diferentes valores en los índices de solapamiento parcial al variar la segmentación de referencia (experto), no siendo así en los índices de solapamiento global los cuales se mantienen constantes. También podemos apreciar que las segmentaciones de los expertos tuvieron mayor correspondencia en la base de datos UBIRIS 1. De forma general los dos expertos tuvieron una alta correspondencia en sus segmentaciones sobre las dos bases de datos. Teniendo en cuenta esta alta correspondencia demostrada de forma cuantitativa y la observación visual de las segmentaciones de los expertos podemos asegurar que dichas segmentaciones obtienen valores muy altos de calidad para ser tomadas como referencia para comparar las segmentaciones de iris obtenidas por métodos automáticos.

4.3.2. Precisión de la segmentación respecto a la segmentación de referencia.

En esta sección se evalúa la precisión de la segmentación del método propuesto respecto a la segmentación de referencia sobre dos expertos. También se incluyen en la comparación los resultados de segmentaciones obtenidas con otros algoritmos del estado del arte basados en detección de bordes circulares. En un libro reciente de gran prestigio [35] se provee un resumen de los software de referencia más utilizados con el propósito de hacer comparaciones con métodos del estado del arte. Entre los software que se describen están: el software “University of Salzburg Iris Toolbox (USIT)” [35] implementado en c++, el código fuente de Libor Masek [117] implementado en MATLAB, el código fuente de Anirudh Sivaraman [118] desarrollado en MATLAB y el software “Open Source for Iris (OSIRIS)” [119] implementado en C++. En nuestra experimentación solo utilizamos las etapas de segmentación de cada uno de estos software con los parámetros recomendados por los autores. En USIT se implementan dos métodos: uno basado en la transformada de Hough con ajuste de contraste [105] y otro basado en las transformadas de Hough adaptada con ponderaciones y de Ellipsopolar [111]. El código fuente de Libor implementa el método de R. Wildes [15] basado en la transformada de Hough. Asimismo el código fuente publicado por Anirudh Sivaraman implementa el operador integro-diferencial propuesto por J. Daugman [14]. OSIRIS implementa el método de segmentación del iris propuesto por

Tabla 4-1: Resultados de segmentaciones manuales entre expertos.

Resultados sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval						
	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard
Exp1 vs. Exp2	93.60±6.095	6.40±6.095	6.80±6.599	96.99±2.988	95.91±2.515	88.65±6.729
Exp2 vs. Exp1	93.20±6.599	6.80±6.599	6.40±6.095	97.23±2.660	95.91±2.515	88.65±6.729
Resultados sobre la base de datos UBIRIS 1						
	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard
Exp1 vs. Exp2	94.61±4.991	5.39±4.991	5.96±5.781	98.57±1.450	97.79±1.310	90.29±5.523
Exp2 vs. Exp1	94.04±5.781	5.96±5.781	5.39±4.991	98.72±1.244	97.79±1.310	90.29±5.523
						92.91±4.112

G. Sutra [110] basado en el algoritmo Viterbi. Asimismo en las tablas 4-2 y 4-3 se presentan los resultados mediante índices de solapamiento de las comparaciones de las segmentaciones de los métodos del estado del arte y de la segmentación con el método propuesto respecto a las segmentaciones de referencia sobre CASIA-IrisV4-Interval y UBIRIS 1, respectivamente.

En la Tabla 4-2 podemos apreciar que de forma general el método propuesto y el método de J. Hammerle [105] obtienen los mejores resultados sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. Resulta difícil indicar con los índices calculados cuál de los métodos de segmentación resulta ser el mejor, ya que en algunos índices un método supera al otro y en otros índices es todo lo contrario. Vale destacar que si consideramos el IVP como medida de referencia importante porque considera solo los verdaderos aciertos, el método propuesto resulta superior al resto de los IVP obtenidos por los otros algoritmos respecto a las segmentaciones de referencia de los dos expertos. También podemos apreciar otra evidencia de estabilidad teniendo en cuenta los valores de las desviaciones estándar obtenidas en el cálculo de los índices de cada método, el método propuesto resulta ser el más estable en este sentido.

Asimismo en la Tabla 4-3 se puede apreciar una diferencia mejor marcada de la precisión de las segmentaciones obtenidas por el método propuesto respecto a los métodos del estado del arte cuando se comparan con las segmentaciones de referencia en la base de datos UBIRIS 1. El método propuesto obtiene los mejores valores de índices de solapamiento y los valores más bajos de desviación estándar. Esto nos permite demostrar que nuestro método es el más preciso y estable en esta base de datos. Sin embargo, al observar esta variabilidad de resultados al experimentar sobre dos bases de datos capturadas bajo diferentes condiciones y con características diferentes, se requiere la utilización de un método más integral que permita discernir con mayor rigor entre los métodos comparados, cuáles son equivalentes y cuál resulta más preciso que otro.

Para resolver esta problemática utilizamos la metodología propuesta en [120] la cual realiza comparaciones estadísticas a pares de clasificadores sobre múltiples bases de datos. Esta metodología es una extensión de una primera propuesta que se presentó por Demšar [121] para comparaciones de clasificadores sobre múltiples bases de datos. En [120] se presentan varios procedimientos estadísticos más rigurosos para demostrar las diferencias significativas en comparaciones de $n \times n$ clasificadores. En

Tabla 4-2: Resultados de la precisión de la segmentación en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

Método	Resultados de la segmentación respecto al Experto 1						Resultados de la segmentación respecto al Experto 2							
	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard	ICorr	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard	ICorr
J. Hammerle [105]	97.12±5.138	2.88±5.138	9.57±6.151	95.56±2.823	95.98±2.312	89.34±6.363	90.84±5.414							
A. Uhl [111]	93.09±10.170	6.91±10.170	5.54±5.514	97.66±2.320	96.13±3.408	89.28±9.458	90.97±7.967							
R. Wildes [15]	94.68±9.115	5.32±9.115	11.15±8.461	94.74±4.442	94.69±4.142	86.15±10.138	87.92±9.506							
J. Daugman [14]	69.73±21.004	30.27±21.004	33.01±19.475	85.26±8.632	80.62±11.398	56.79±22.187	54.35±27.491							
G. Sutra [110]	95.49±4.493	4.51±4.493	9.53±7.350	95.51±3.747	95.41±2.602	87.90±6.246	89.64±5.490							
Propuesto	97.77±3.802	2.23±3.802	11.16±7.107	94.70±3.297	95.58±2.676	88.58±6.843	90.08±6.098							
Método	Resultados de la segmentación respecto al Experto 1						Resultados de la segmentación respecto al Experto 2							
	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard	ICorr	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard	ICorr
J. Hammerle [105]	96.33±5.976	3.67±5.976	9.92±6.566	95.40±2.949	95.59±2.570	88.24±6.924	89.99±5.967							
A. Uhl [111]	91.93±10.424	8.07±10.424	6.34±5.726	97.34±2.351	95.52±3.491	87.58±9.549	89.55±8.205							
R. Wildes [15]	94.03±9.725	5.97±9.725	11.40±8.640	94.65±4.397	94.41±4.285	85.33±10.624	87.26±9.950							
J. Daugman [14]	69.79±21.084	30.21±21.084	32.57±19.761	85.46±8.678	80.73±11.417	57.07±22.335	54.68±27.606							
G. Sutra [110]	94.24±5.280	5.76±5.280	10.34±7.366	95.16±3.655	94.77±2.661	86.06±6.474	88.13±5.724							
Propuesto	96.90±4.689	3.10±4.689	11.56±7.345	94.50±3.359	95.15±2.816	87.33±7.138	89.12±6.392							

Tabla 4-3: Resultados de la precisión de la segmentación en la base de datos UBIRIS 1.

Método	Resultados de la segmentación respecto al Experto 1						ICorr
	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard	
J. Hammerle [105]	48.11±33.769	51.89±33.769	42.90±33.469	92.79±7.687	84.41±10.577	42.95±33.610	43.08±38.437
A. Uhl [111]	47.82±39.588	52.18±39.588	41.07±42.476	78.55±30.595	72.73±30.603	43.79±38.522	33.09±60.671
R. Wildes [15]	64.12±10.099	35.88±10.099	22.99±17.716	94.00±7.746	88.38±6.299	53.55±12.590	62.96±14.117
J. Daugman [4]	33.38±16.131	66.62±16.131	62.55±11.900	87.68±3.966	77.51±3.778	23.84±11.592	21.68±14.416
G. Sutra [110]	51.73±36.996	48.27±36.996	31.37±33.261	97.55±2.387	88.98±7.653	48.65±35.266	53.09±37.481
Propuesto	95.25±7.011	4.75±7.011	4.47±5.992	98.94±1.460	98.22±2.159	92.07±9.644	94.26±7.031

Método	Resultados de la segmentación respecto al Experto 2						ICorr
	IVP	IFN	IFP	IVN	IE	IJaccard	
J. Hammerle [105]	48.12±33.849	51.88±33.849	42.71±33.373	92.79±7.698	84.32±10.656	42.97±33.539	43.11±38.457
A. Uhl [111]	48.01±39.436	51.99±39.436	40.54±42.599	78.64±30.630	72.79±30.602	44.08±38.508	33.46±60.684
R. Wildes [15]	64.28±10.195	35.72±10.195	22.41±17.524	94.10±7.717	88.44±6.252	53.88±12.339	63.34±13.873
J. Daugman [4]	33.32±16.160	66.68±16.160	62.42±11.997	87.68±3.988	77.44±3.857	23.84±11.687	21.65±14.552
G. Sutra [110]	51.59±36.914	48.41±36.914	31.26±33.048	97.53±2.370	88.84±7.676	48.44±34.991	52.96±37.275
Propuesto	92.18±6.948	7.82±6.948	6.98±5.470	98.35±1.355	97.15±1.731	87.30±7.608	90.79±5.612

un primer momento se aplican los test estadísticos de Friedman [122] y de Iman-Daveport [123] para demostrar la equivalencia de los métodos utilizados. En ambas pruebas estadísticas se prueba la hipótesis nula H_0 (todos los métodos comparados son equivalentes) con un nivel de significación de $\alpha = 0,05$. Posteriormente si se rechaza H_0 entonces se procede a aplicar pruebas estadísticas post-hoc para detectar las diferencias concretas entre los métodos comparados. En este sentido se describen 4 pruebas estadísticas principales: prueba de Nemenyi, prueba de Holm, prueba estática de Shaffer y prueba de Bergmann-Hommel. Como resultado de exhaustivas experimentaciones destacan que las pruebas más certeras son la prueba estática de Shaffer y la prueba de Bergmann-Hommel, ya que estas incorporan mayor información sobre las hipótesis en nXn comparaciones teniendo en cuenta de que existen relaciones lógicas entre estas [120]. Como regla general destacan que la prueba de Shaffer es la más adecuada para realizar múltiples comparaciones. En caso de que con esta prueba no se obtengan diferencias significativas se debe recurrir a la prueba de Bergmann-Hommel que es la más rigurosa pero es difícil de comprender y es la más costosa computacionalmente cuando involucran muchos métodos a comparar.

Con el objetivo de esclarecer mejor las diferencias del método propuesto de segmentación del iris respecto a los métodos del estado del arte utilizamos el software que implementa estos procedimientos estadísticos avanzados el cual es proporcionado en [120]. En el diseño de esta experimentación se organizaron los datos de entrada en la forma método vs. índice de solapamiento. Por las columnas se tienen los métodos a comparar y por las filas se tienen los correspondientes índices de solapamiento indicados en el formato Ind_BD_Exp, donde:

- Ind: representa el índice de solapamiento entre la segmentación de referencia y el método a comparar (IVP, IFN, IFP, IVN, IE, IJaccard, ICorr).
- BD: representa la base de datos utilizada en las comparaciones realizadas CASIA-IrisV4-Interval (C) y UBIRIS 1 (U).
- Exp: representa la segmentación de referencia Experto (1) y Experto (2) utilizada para comparar cada método.

En la Tabla 4-4 se presentan los rankings promedio de los resultados de las comparaciones de las segmentaciones con los métodos respecto a las segmentaciones de cada experto en cada base de datos. Los datos mostrados aparecen en el formato

“Ind_BD_Exp” descrito anteriormente. Se puede destacar que todos los valores mostrados en la Tabla 4-4 son valores a maximizar exceptuando aquellas filas que comienzan con “IF” que son valores a minimizar. En cada celda de esta tabla se especifica entre paréntesis el lugar de cada método en el ranking de los 6 métodos comparados. En la última fila de la tabla se muestran los rankings promedio.

Tomando como base los datos organizados con la estructura de la Tabla 4-4 se obtuvieron los valores de $p - value=4.0999E-11$ y $p - value=1.9771E-17$ para las pruebas de Friedman y Iman-Daveport respectivamente. Estos valores indican que la hipótesis nula H0 (equivalencia todos los métodos utilizados de segmentación del iris) es fuertemente rechazada con un nivel de significación de 5 %. Por lo tanto podemos proceder al análisis de las pruebas post-hoc con el objetivo de detectar diferencias significativas con $\alpha=0.05$ entre las comparaciones a pares de todos los métodos de segmentación. La Tabla 4-5 presenta los resultados de las 15 posibles comparaciones entre los métodos de segmentación y para cada comparación se muestran los valores de Z (valor utilizado para encontrar el correspondiente $p - value$ en la tabla de distribución normal), $p - value$ (probabilidad) y $\alpha_{Shaffer}$ (α ajustado por el método de Shaffer). Donde $Z = \frac{R_i - R_j}{SE}$, R_i es el ranking promedio computado a través de la prueba de Friedman para el i-ésimo método de segmentación, $SE = \sqrt{\frac{k(k+1)}{6N}}$ es el error estándar al comparar dos métodos de segmentación, k es el número de métodos de segmentación a comparar en N número de bases de datos (en nuestro caso es el número de combinaciones de comparación en el formato en el formato “Ind_BD_Exp”). El método propuesto mejora a todos los demás en prácticamente todos los casos y cuando no es así, las diferencias no son significativas.

En la Tabla 4-5 se aprecia el rechazo de la hipótesis nula H0 (equivalencia de los dos métodos comparados de segmentación del iris) con un nivel de significación de 5 % en las hipótesis [1-7] puesto que los $p - value$ son menores que el $\alpha_{Shaffer}$. Haciendo un análisis de estas hipótesis rechazadas en conjunto con los ranking promedio de la Tabla 4-4 se aprecian 3 grupos en cuanto a la calidad de los métodos de segmentación: mejores (Propuesto, J. Hammerle [105], G. Sutra [110]), medios (R. Wildes [15], A. Uhl [111]) y peor (J. Daugman [14]). A pesar de que entre los métodos de segmentación agrupados en el grupo de los mejores no existen diferencias significativas con nivel de significación de 5 % podemos destacar algunos elementos. Los métodos de segmentación J. Hammerle [105] y G. Sutra [110] obtienen resultados muy similares

Tabla 4-4: Ranking promedio de los métodos de segmentación del iris.

Método	J. Hammerle [105]	A. Uhl [111]	R. Wildes [15]	J. Daugman [14]	G. Sutra [110]	Propuesto
IVP_C_1	97.12 (2)	93.09 (5)	94.68 (4)	69.73 (6)	95.49 (3)	97.77 (1)
IFN_C_1	2.88 (2)	6.91 (5)	5.32 (4)	30.27 (6)	4.51 (3)	2.23 (1)
IFP_C_1	9.57 (3)	5.54 (1)	11.15 (4)	33.01 (6)	9.53 (2)	11.16 (5)
IVN_C_1	95.56 (2)	97.66 (1)	94.74 (4)	85.26 (6)	95.51 (3)	94.70 (5)
IE_C_1	95.98 (2)	96.13 (1)	94.69 (5)	80.62 (6)	95.41 (4)	95.58 (3)
IJaccard_C_1	89.34 (1)	89.28 (2)	86.15 (5)	56.79 (6)	87.90 (4)	88.58 (3)
ICorr_C_1	90.84 (2)	90.97 (1)	87.92 (5)	54.35 (6)	89.64 (4)	90.08 (3)
IVP_C_2	96.33 (2)	91.93 (5)	94.03 (4)	69.79 (6)	94.24 (3)	96.90 (1)
IFN_C_2	3.67 (2)	8.07 (5)	5.97 (4)	30.21 (6)	5.76 (3)	3.10 (1)
IFP_C_2	9.92 (2)	6.34 (1)	11.40 (4)	32.57 (6)	10.34 (3)	11.56 (5)
IVN_C_2	95.40 (2)	97.34 (1)	94.65 (4)	85.46 (6)	95.16 (3)	94.50 (5)
IE_C_2	95.59 (1)	95.52 (2)	94.41 (5)	80.73 (6)	94.77 (4)	95.15 (3)
IJaccard_C_2	88.24 (1)	87.58 (2)	85.33 (5)	57.07 (6)	86.06 (4)	87.33 (3)
ICorr_C_2	89.99 (1)	89.55 (2)	87.26 (5)	54.68 (6)	88.13 (4)	89.12 (3)
IVP_U_1	48.11 (4)	47.82 (5)	64.12 (2)	33.38 (6)	51.73 (3)	95.25 (1)
IFN_U_1	51.89 (4)	52.18 (5)	35.88 (2)	66.62 (6)	48.27 (3)	4.75 (1)
IFP_U_1	42.90 (5)	41.07 (4)	22.99 (2)	62.55 (6)	31.37 (3)	4.47 (1)
IVN_U_1	92.79 (4)	78.55 (6)	94.00 (3)	87.68 (5)	97.55 (2)	98.94 (1)
IE_U_1	84.41 (4)	72.73 (6)	88.38 (3)	77.51 (5)	88.98 (2)	98.22 (1)
IJaccard_U_1	42.95 (5)	43.79 (4)	53.55 (2)	23.84 (6)	48.65 (3)	92.07 (1)
ICorr_U_1	43.08 (4)	33.09 (5)	62.96 (2)	21.68 (6)	53.09 (3)	94.26 (1)
IVP_U_2	48.12 (4)	48.01 (5)	64.28 (2)	33.32 (6)	51.59 (3)	92.18 (1)
IFN_U_2	51.88 (4)	51.99 (5)	35.72 (2)	66.68 (6)	48.41 (3)	7.82 (1)
IFP_U_2	42.71 (5)	40.54 (4)	22.41 (2)	62.42 (6)	31.26 (3)	6.98 (1)
IVN_U_2	92.79 (4)	78.64 (6)	94.10 (3)	87.68 (5)	97.53 (2)	98.35 (1)
IE_U_2	84.32 (4)	72.79 (6)	88.44 (3)	77.44 (5)	88.84 (2)	97.15 (1)
IJaccard_U_2	42.97 (5)	44.08 (4)	53.88 (2)	23.84 (6)	48.44 (3)	87.30 (1)
ICorr_U_2	43.11 (4)	33.46 (5)	63.34 (2)	21.65 (6)	52.96 (3)	90.79 (1)
Promedio	3.0357	3.7143	3.3571	5.8571	3.0357	2.0000

Tabla 4-5: Comparaciones a pares de los métodos de segmentación ordenadas por el $p - value$ y el α ajustado por el método de Shaffer.

No.	Hipótesis	Z	$p - value$	$\alpha_{Shaffer}$
1	J. Daugman [14] vs. Propuesto	7.7143	1.2166E-14	0.0033
2	J. Hammerle [105] vs. J. Daugman [14]	5.6429	1.6725E-8	0.0050
3	J. Daugman [14] vs. G. Sutra [110]	5.6429	1.6725E-8	0.0050
4	R. Wildes [15] vs. J. Daugman [14]	4.9999	5.7330E-7	0.0050
5	A. Uhl [111] vs. J. Daugman [14]	4.2857	1.8215E-5	0.0050
6	A. Uhl [111] vs. Propuesto	3.4286	6.0677E-4	0.0050
7	R. Wildes [15] vs. Propuesto	2.7143	0.0066	0.0071
8	G. Sutra et al. [110] vs. Propuesto	2.0714	0.0383	0.0071
9	J. Hammerle [105] vs. Propuesto	2.0714	0.0383	0.0071
10	J. Hammerle [105] vs. A. Uhl [111]	1.3571	0.1747	0.0083
11	A. Uhl [111] vs. G. Sutra [110]	1.3571	0.1747	0.0100
12	A. Uhl [111] vs. R. Wildes [15]	0.7143	0.4751	0.0125
13	J. Hammerle [105] vs. R. Wildes [15]	0.6429	0.5203	0.0167
14	R. Wildes [15] vs. G. Sutra [110]	0.6429	0.5203	0.0250
15	J. Hammerle [105] vs. G. Sutra [110]	4.4409E-15	0.9999	0.0500

por lo que se pueden clasificar como equivalentes (esto se puede corroborar en las tablas 4-4 y 4-5) y ambos métodos quedan por debajo del ranking alcanzado por el método propuesto. De esta forma podemos asegurar que el método de segmentación propuesto supera los métodos del estado del arte.

4.3.3. Eficiencia de la segmentación respecto a la segmentación de los expertos.

La eficiencia de la segmentación respecto a la segmentación realizada por expertos se evalúa teniendo en cuenta los tiempos de ejecución del método propuesto de segmentación y de los métodos del estado del arte respecto a las segmentaciones manuales desarrolladas por los expertos. En este sentido se midieron los tiempos que empleaba cada experto en la segmentación de cada imagen. También se registraron los tiempos de ejecución del método propuesto y de los métodos del estado del arte sobre las dos bases de datos de imágenes de iris utilizadas en las experimentaciones. En la Tabla 4-6 se presentan los tiempos de ejecución en unidades de “segundos” de las segmentaciones manuales y automáticas, detallando así los tiempos Mínimo, Máximo y Promedio en cada base de datos.

En la Tabla 4-6 se aprecia una reducción considerable de los tiempos de ejecución de las segmentaciones automáticas respecto a las segmentaciones manuales obtenidas por cada experto. A pesar de que los métodos de segmentación del estado del arte y el propuesto fueron ejecutados bajo las mismas condiciones experimentales (e.g. datos, hardware) la evaluación de la eficiencia teniendo en cuenta tiempos de ejecución no llega a ser del todo justa, ya que algunos métodos comparados están implementados en C++ y otros como el propuesto están implementados en Matlab que es un lenguaje interpretado lo cual puede representar el principal inconveniente para la reducción del coste computacional. El método de segmentación propuesto no resulta ser el más rápido pero se puede apreciar que no está tan distante del más rápido que es G. Sutra [110] teniendo en cuenta los tiempos promedios experimentados en las dos bases de datos. También debe intentarse la optimización de la implementación del método propuesto, específicamente en la etapa de la obtención de la aproximación inicial del centro del iris que resulta ser la más costosa. Esto puede ser corroborado comparando los tiempos promedios del método propuesto reportados en la Tabla 4-

Tabla 4-6: Tiempos de ejecución de las segmentaciones manuales y automáticas obtenidas en las experimentaciones.

Método	CASIA-IrisV4-Interval			UBIRIS 1		
	Mínimo	Máximo	Promedio	Mínimo	Máximo	Promedio
Exp1	60.0000	180.0000	100.0000	50.0000	150.0000	100.0000
Exp2	60.0000	190.0000	80.0000	40.0000	120.0000	80.0000
J. Hammerle [105]	0.5353	2.2682	0.7660	0.3016	1.7333	0.3912
A. Uhl [111]	0.9407	2.3047	1.2264	0.3152	1.6923	0.3530
R. Wildes [15]	1.9850	8.6140	4.2580	0.2200	0.3863	0.5760
J. Daugman [14]	2.6210	10.5370	6.8500	0.5720	9.4188	1.8400
G. Sutra [110]	0.3260	1.8413	0.3725	0.2950	1.6524	0.3464
Propuesto	1.6092	3.0376	2.7918	0.9544	1.2460	1.0649

6 respecto a los tiempos obtenidos solo en la etapa de segmentación de los bordes interno y externo del iris una vez obtenida la aproximación inicial de la pupila. En esta segunda etapa se obtienen tiempos promedios de 0.6719 y 0.3939 segundos en las bases de datos CASIA-IrisV4-Interval y UBIRIS 1, respectivamente. Una posible estrategia en este sentido puede ser la reducción de la resolución de las imágenes para obtener la aproximación inicial de la pupila en un área más reducida. Esta estrategia es factible ya que independientemente de la proporción con la que se reduzca la resolución de la imagen la pupila será la menos porque es uno de los objetos mejor delimitados y de mayor tamaño en el tipo de imágenes estudiadas.

De forma general, con el objetivo de mejorar la eficiencia del método propuesto se deben considerar varios factores: selección de la herramienta de programación más adecuada (e.g. Matlab o programación de alto nivel lo cual depende del tipo de aplicación a implementar), optimizaciones en el código de Matlab (e.g. vectorizar en la medida de lo posible), opciones del compilador (directivas de compilación y de ejecución). A pesar de que existen contra-ejemplos [124] que demuestran que las ejecuciones de Matlab pueden ser más rápidas que otras ejecutadas en un compilador como C++, tenemos planteado como objetivo implementar el método propuesto en C++ y esto nos permitiría que la comparación de los tiempos obtenidos fueran más justos (i.e. mejores o peores) respecto a los de los algoritmos más eficientes.

4.4. Conclusiones.

En este capítulo se presentó un nuevo método de segmentación del iris el cual se mantiene robusto ante imágenes con grandes variaciones de factores de calidad las cuales están reunidas en las bases de datos CASIA-IrisV4-Interval y UBIRIS 1. El método propuesto se basa en la detección de los bordes circulares que modelan los bordes interno y externo del iris utilizando un esquema de análisis de gradientes agregados en puntos de interés de arcos sucesivos. El método propuesto de segmentación es una alternativa robusta y eficiente respecto a otros algoritmos del estado del arte. Esto se corroboró mediante exhaustivas comparaciones respecto a segmentaciones manuales. Asimismo se desarrolló un análisis estadístico sobre la base de comparaciones de múltiples métodos de segmentación sobre varias bases de datos para demostrar la calidad de las segmentaciones del método propuesto. También se presentó una prueba de eficiencia de las segmentaciones teniendo en cuenta los tiempos de ejecución,

en la cual se demostró la factibilidad de la utilización de métodos automáticos en la segmentación de imágenes del iris y lo competente que resulta el método propuesto respecto a los otros métodos del estado del arte utilizados.

Segmentación más precisa del iris

En este capítulo se aborda el tema de la segmentación de párpados como otro de los elementos de gran importancia dentro de la etapa de segmentación del iris la cual se ha descrito en el capítulo anterior. Algunos SRI que requieren una segmentación muy precisa del área del iris conllevan de forma inherente la etapa de segmentación de párpados. En este capítulo se presenta un nuevo método para la segmentación de los párpados de forma precisa basado en un esquema de selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos de características geométricas. Asimismo se demuestran las ventajas de la utilización de la segmentación de párpados en SRI que requieren una segmentación muy precisa. En la sección 5.1 se presentan los principales elementos relacionados con la segmentación de párpados, así como una descripción de los aportes más relevantes desarrollados en este sentido. La sección 5.2 describe los detalles del método propuesto de segmentación de párpados. En la sección 5.3 se presentan varios resultados que demuestran la precisión del algoritmo propuesto y la ventaja de su utilización en aplicaciones que requieran una segmentación muy precisa del iris. La sección 5.4 expone las conclusiones sobre los principales resultados obtenidos con la utilización del método de segmentación de párpados propuesto.

5.1. Introducción.

La segmentación del iris es una etapa muy importante dentro del proceso de reconocimiento de iris, así se destacó y se describió esta premisa con más detalles en el capítulo anterior. La etapa de segmentación del iris fue bien definida por J. Daugman en [22] donde se presenta la definición formal y más completa que ha sido tomada como base en múltiples investigaciones. En este sentido J. Daugman define lo siguiente, la segmentación del iris se basa en una secuencia de tareas: encontrar un iris en la imagen, demarcar sus bordes interno y externo entre la pupila y la esclera, detección de los bordes de los párpados superior e inferior si estos ocluyen el iris y finalmente detectar y excluir cualquier artefacto superpuesto de pestañas o reflexiones de la córnea o de gafas [22].

La detección de los bordes de los párpados o segmentación de párpados es un proceso muy importante que resulta imprescindible su aplicación como paso previo a algunos métodos de extracción de características que requieren que la segmentación del iris sea lo más precisa posible. La oclusión por los párpados es un factor de calidad ampliamente estudiado pero que todavía demanda mayor atención con el objetivo de mejorar el desempeño de los SRI. Las oclusiones de los párpados pertenecen a un grupo bien identificado de factores de calidad de las imágenes del iris los cuales degradan considerablemente el desempeño de los SRI, la corrección o al menos la detección de estos factores de calidad representa un gran desafío. Entre los factores de calidad más tratados se pueden mencionar: emborronado por desenfoque, emborronado por movimiento (e.g. movimiento del dispositivo de captura de la imagen o del objetivo), dilatación de la pupila, tamaño del área del iris, reflexiones especulares, iluminación variable, punto de vista y la oclusiones [28]. Estos factores de calidad se acentúan más en condiciones no ideales lo cual provoca que el desarrollo exitoso del reconocimiento de iris se convierta en un reto interesante a investigar.

En cuanto a las oclusiones, estas surgen principalmente por la existencia de pestañas y párpados que ocultan gran parte del iris en el momento de su captura. La detección de este factor de calidad es muy importante ya que las oclusiones pueden propiciar que las características extraídas sean insuficientes para el desarrollo exitoso del reconocimiento de iris. Las oclusiones en el iris pueden ser parciales o totales. Generalmente las oclusiones parciales permiten realizar un reconocimiento de iris bastante certero, en dependencia del grado de oclusión. Las oclusiones parciales se producen principalmente por la caída del párpado superior debido al proceso natural de envejecimiento de las personas. Las oclusiones totales se deben a alguna enfermedad, variación brusca de iluminación o cambio en el ambiente que provoque que el sujeto cierre los ojos en el momento de la captura de la imagen.

Varios métodos de segmentación de párpados han sido propuestos los cuales se basan en ajuste lineal, ajuste de curvas parabólicas, búsquedas mediante la transformada de Hough lineal o parabólica y combinaciones de estas variantes. En la Figura 5-1 se pueden ver ejemplos de segmentación de párpados utilizando un modelo lineal y un modelo parabólico. También el operador integro-diferencial de J. Daugman [14] es utilizado en [20] para localizar el iris y excluir los párpados modelados como contornos circulares ajustados. P. Li et al. en [125] presentaron un método para segmentar

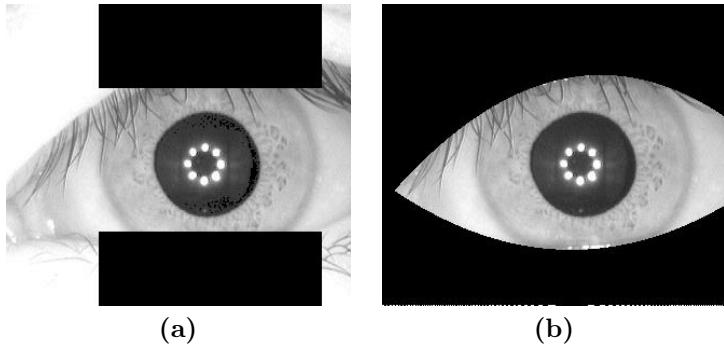


Figura 5-1: Ejemplos de segmentación de párpados de imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Segmentación con modelo lineal. (b) Segmentación con modelo parabólico.

los párpados que combinan una variante parabólica del operador integro-diferencial y la técnica RANSAC (RANdom SAmple Consensus). Con este mismo fin, J. Cui et al. presentaron un método basado en ajuste de curvas parabólico en imágenes de escalas de grises [55]. En este sentido, Rossant et al. en [126] desarrollaron un método más robusto para detectar los párpados el cual aplica algunos pasos de preprocesamiento y luego a través de un análisis de maximización de gradientes ajustan los párpados con modelos curvos en regiones de interés. K. Roy et al. en [29] utilizan ajuste parabólico de curvas para detectar los párpados. M. Tae-Hong y P. Rae-Hong en [57] presentaron un método de detección de párpados basado en la aplicación de un modelo de Hough parabólico sobre una imagen umbralizada con el método de Otsu [58]. L. Masek delimitó las regiones del iris y los párpados utilizando una variante lineal de la transformada de Hough. Un novedoso método de segmentación de párpados fue presentado en [56] basado en un modelo de ajuste de párpados “coarse-line to fine-parabola”. Asimismo, X. M. Liu et al. [127] desarrollaron un método de segmentación de párpados basado en ajuste lineal sobre datos obtenidos con la variante lineal de la transformada de Hough.

Tomando como base todas estas aportaciones de métodos de segmentación de párpados se puede apreciar que la utilización de uno u otro método, depende del tipo de aplicación y de los requerimientos que tenga. Por ejemplo la variante lineal de la transformada de Hough requiere menos parámetros que la variante parabólica y por lo tanto es muy útil en aplicaciones donde se requiera los más bajos tiempos de cómputo. Sin embargo la variante parabólica de la transformada de Hough es más efectiva que

la variante lineal para modelar la forma parabólica de los párpados. Otro elemento importante a considerar es la forma con que los parámetros o datos para modelar los párpados son obtenidos. En la mayoría de los casos los datos son recuperados con poco pre-procesamiento los cual produce la detección de párpados de forma incorrecta. Generalmente el área de los párpados está afectada por desenfoque, pestañas y otras occlusiones como el uso de gafas. Por lo tanto la recuperación de los datos en el área de los párpados requiere un especial procesamiento para que la segmentación de los párpados sea exitosa.

En este capítulo se presenta un novedoso y preciso método de segmentación de párpados basado en un esquema de selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos basados en características geométricas. El método propuesto está compuesto por 3 etapas principales: recuperación de trozos de contornos, selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos y segmentación del contorno del párpado. En la etapa de recuperación de trozos de contornos se aplican varios procesamientos espaciales sobre imágenes digitales. Para la selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos, se presentan 2 variantes que utilizan diferentes esquemas de optimización global: una basada en soluciones aproximadas y otra basada en soluciones exactas. La etapa final de segmentación del contorno del párpado se ejecuta una vez obtenido el conjunto de soluciones óptimas mediante las variantes de optimización comentadas anteriormente. En este sentido se utiliza un modelo difuso que modela el concepto de párpado para seleccionar la solución del frente Pareto que mejor modela el párpado (e.g. solución que establece un compromiso en la que todos los objetivos son satisfechos en un grado aceptable respecto a las otras soluciones). Este modelo difuso está compuesto por varias funciones de pertenencia que relajan el cumplimiento de las características geométricas de los párpados y es implementado sobre la base de un sistema de inferencia difusa de tipo “Mamdani” [128].

5.2. Segmentación de párpados.

En esta sección se presentan las particularidades del método de segmentación de párpados propuesto. Es válido destacar que como etapa previa se asume que se han segmentado los bordes interno y externo del iris y alrededor de esta área de interés se efectúa todo lo procesamiento para segmentar los párpados. Por lo tanto, la calidad

de la segmentación de los párpados dependerá en gran medida de la correcta localización del iris. Uno de los principales aportes del método de segmentación propuesto radica la utilización de esquemas de selección de trozos de contornos candidatos al objeto a segmentar mediante optimización con múltiples objetivos de características geométricas del objeto a segmentar. Las variantes propuestas de selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos representan enfoques interesantes para tratar diferentes aplicaciones sobre segmentación de imágenes.

5.2.1. Recuperación de trozos de contornos.

La recuperación de trozos de contornos de los párpados es un proceso muy importante para hacer una correcta segmentación de los párpados. En un primer momento son aplicadas 2 operaciones espaciales para resaltar los contornos de los párpados. La primera está relacionada con un filtro paso bajo de tipo Gaussiano [58] el cual se aplica para mitigar los efectos adversos de ruido en la imagen (ver la Figura 5-2 (b)). Después de varias pruebas y error se determinó que para la aplicación del filtrado Gaussiano los parámetros más adecuados para la aplicación fueron: tamaño de la máscara de convolución de 3×3 y desviación estándar de $\sigma = 1$. La segunda operación fue la aplicación de un filtro de Sobel [58] de forma horizontal. Este filtrado devuelve una imagen binaria con los contornos horizontales resaltados como se muestra en la Figura 5-2 (c).

Posteriormente se extraen las regiones superior e inferior del iris para detectar las occlusiones por los párpados. La delimitación de estas 2 regiones con el objetivo de segmentar los párpados superior e inferior representa un paso muy importante para reducir el coste computacional. El resultado de la extracción de las regiones de los párpados se puede apreciar en la Figura 5-2 (d). El método propuesto de segmentación de párpados es aplicado en cada una de las regiones de interés. De este modo, se continúa el procedimiento con la recuperación de trozos de contornos con operaciones de perfiles en ambas regiones de interés. Por ejemplo, para la región del párpado superior se ejecutan operaciones de perfiles desde el borde interno del iris en el sentido hacia el borde externo. Estas operaciones de perfiles son aplicadas en las direcciones de izquierda a derecha obteniendo así el primer píxel distinto de cero en cada perfil. Del mismo modo, operaciones de perfiles son aplicadas en el sentido del borde interno hacia el borde externo del iris en la dirección de izquierda a derecha, para detectar el párpado inferior. La Figura 5-2 (e) presenta el resultado de estas operaciones de

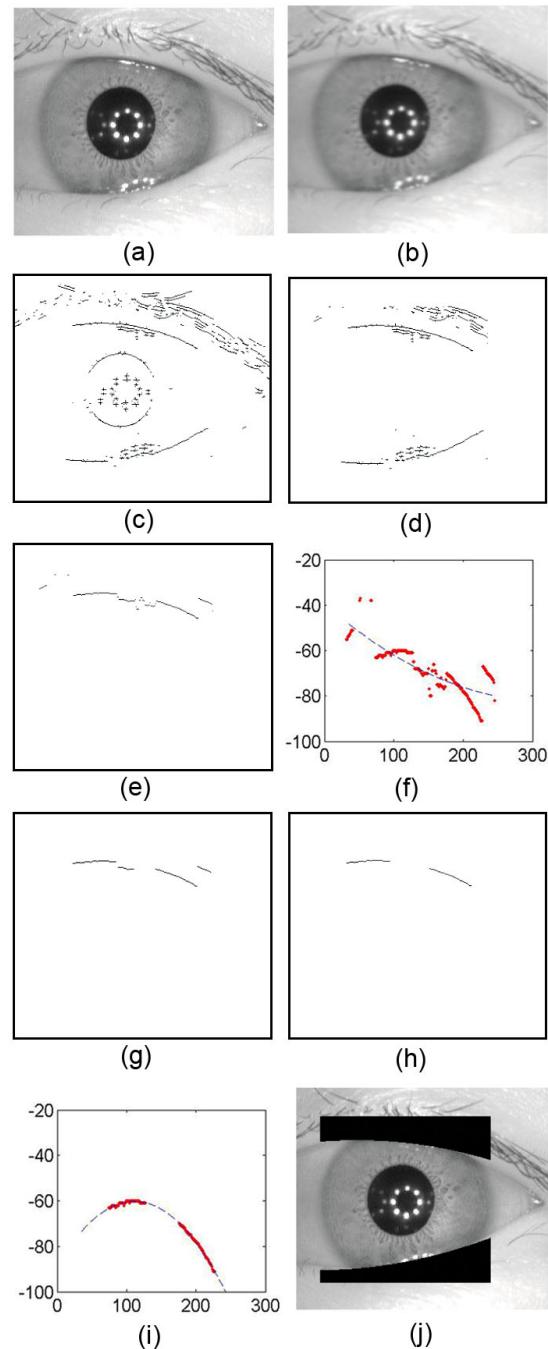


Figura 5-2: Etapas del método propuesto. (a) Imagen original. (b) Imagen suavizada. (c) Contornos detectados. (d) Áreas de los párpados. (e) Resultado de operaciones de perfiles sobre el párpado superior. (f) Gráfico con puntos candidatos obtenidos. (g) Imagen filtrada. (h) Trozos de contornos del párpado superior. (i) Gráfico con puntos del párpado. (j) Segmentación final de los párpados.

perfíles en la región superior del iris. También la Figura 5-2 (f) presenta un gráfico como resultado de la graficación de las posiciones de los píxeles obtenidos en las operaciones de perfíles, los cuales representan puntos candidatos del párpado superior (puntos rojos). También en esta figura se presenta en azul el ajuste de estos puntos candidatos del párpado mediante una curva parabólica de segundo orden.

5.2.2. Selección de trozos de contornos mediante optimización con múltiples objetivos.

En un problema de optimización se busca la solución que representa el valor óptimo para una función objetivo. En problemas de optimización con múltiples objetivos este problema se complejiza ya que resulta complejo encontrar una única solución que mejor satisfaga al mismo tiempo todos los objetivos planteados en el problema. En este tipo de problemas se tienen 2 o más objetivos que con frecuencia están en conflicto, es decir la mejora de uno de ellos da lugar a un empeoramiento de algún otro. Debido a la carencia de técnicas adecuadas para afrontar este problema, el método más utilizado ha sido la transformación del problema de optimización de múltiples objetivos a un problema de un solo objetivo mediante la obtención de una única función como resultado de la combinación lineal de todas las funciones objetivo. Otro problema está dado por la aparición usualmente de un conjunto de soluciones optimales (e.g. frente Pareto) como parte del proceso de optimización de múltiples objetivos, en vez de una única solución [129]. Con la existencia de un conjunto de soluciones optimales los usuarios estarán en mejor posición de decidir cuál o cuáles soluciones optimales satisfacen mejor su problema. La mayoría de los algoritmos de optimización con múltiples objetivos utilizan el concepto de dominancia como parte del proceso de búsqueda de soluciones optimales [129]. El problema de optimización con múltiples objetivos basado en el concepto de dominancia se presenta formalmente a continuación:

$$POM = \left\{ \begin{array}{ll} \text{Optimizar} & F(C) = (f_1(c), f_2(c), \dots, f_n(c)) \\ \text{con} & c \in D \end{array} \right\}, \text{ donde } n \text{ es el número}$$

de objetivos tal que $n \geq 2$ y $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ es el vector de variables de decisión (e.g. conjunto de combinaciones de trozos de contornos). D es el conjunto de soluciones factibles y cada función objetivo $f_i(x)$ debe ser optimizada (e.g. minimizada o maximizada) satisfaciendo en algunos casos restricciones de igualdad o desigualdad. Asimismo el conjunto de soluciones optimales es definido por $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$.

Este conjunto de soluciones optimales está compuesto por un conjunto de soluciones no dominadas que satisfacen el concepto de dominancia. El concepto de dominancia resume las condiciones para decidir si una solución es más elegible que las otras. Este argumento se basa en la premisa de que una solución $c^{(1)}$ domina a otra solución $c^{(2)}$, si se cumplen las siguientes condiciones:

- $c^{(1)}$ no es peor que $c^{(2)}$ en ninguno de los objetivos: $f_j(c^{(1)}) \not> f_j(c^{(2)})$ para todo $j = 1, 2, \dots, n$
- $c^{(1)}$ es estrictamente mejor que $c^{(2)}$ en al menos un objetivo: $f_{\bar{j}}(c^{(1)}) < f_{\bar{j}}(c^{(2)})$ para al menos un $\bar{j} \in \{1, 2, \dots, n\}$.

Otro elemento importante a tener en cuenta es la forma en que se va a explorar el espacio de soluciones en el problema de optimización combinatorial de trozos de contornos con múltiples objetivos basados en características geométricas. La complejidad de la mayoría de los problemas de optimización combinatorial es NP-compleja (el término en inglés “NP-hard”) o NP-completa (el término en inglés “NP-complete”) [130]. Por lo tanto la utilización de algoritmos aproximados llamados metaheurísticas ha sido una variante de solución muy popular en los últimos tiempos. Una metaheurística es una estrategia de alto nivel para la exploración del espacio de búsqueda de un problema utilizando 2 procedimientos principales: diversificación (i.e. mecanismos para explorar el espacio de búsqueda) e intensificación (i.e. mecanismo que explota las soluciones previamente encontradas) [130]. Consiguentemente, los métodos exactos pueden ser utilizados solo en problemas de pequeña escala y solo en problemas de gran escala se deben utilizar los métodos aproximados. La utilización de métodos aproximados no da garantía alguna de encontrar siempre la mejor solución, por lo que deben utilizarse como última opción en un problema de optimización combinatorial. A continuación se presentan dos métodos para la selección de trozos de contornos que mejor ajustan el párpado, uno se basa en la exploración del espacio de soluciones (i.e. combinaciones de trozos de contornos) con un método de optimización aproximado. El otro método aplica varios filtrados para reducir la cantidad de combinaciones de trozos de contornos y así poder utilizar un método exacto en la selección de trozos de contornos. Asimismo se presentan a continuación las funciones objetivos que representan las bases de cada una de las variantes de optimización desarrolladas para detectar las mejores combinaciones c_i que mejor modelan el contorno de un párpado. Por lo tanto las funciones objetivos a satisfacer en este sentido son las siguientes:

- $f_1(c_i) = \arg \max Size(c_i)$, donde $Size(c_i)$ es la cantidad de píxeles que contiene c_i .
- $f_2(c_i) = \begin{cases} \arg \max A & ; c_i \in \text{Párpado superior} \\ \arg \max -A & ; c_i \in \text{Párpado inferior} \end{cases}$, donde A es un coeficiente de la ecuación $A (col_j^i)^2 + B col_j^i + C = row_j^i$ de ajuste con el método de cuadrados mínimos sobre las posiciones de los píxeles de c_i de los trozos de contornos.
- $f_3(c_i) = \arg \min MSE(c_i)$, donde $MSE(c_i)$ representa el error cuadrático medio del ajuste con el método de cuadrados mínimos sobre las posiciones de los píxeles de c_i de los trozos de contornos.
- $f_4(c_i) = \arg \min_{row_j^i \in c_i} Mean\left(\frac{\partial c_i}{\partial row_j^i}\right)$, donde row_j^i son las filas de las posiciones de los píxeles de c_i y $Mean\left(\frac{\delta c_i}{\delta row_j^i}\right) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m-1} |row_j^i - row_{j+1}^i|$.
- $f_5(c_i) = \arg \min_{col_j^i \in c_i} Mean\left(\frac{\partial c_i}{\partial col_j^i}\right)$, donde col_j^i son las columnas de las posiciones de los píxeles de c_i y $Mean\left(\frac{\delta c_i}{\delta col_j^i}\right) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m-1} |col_j^i - col_{j+1}^i|$.

Las funciones objetivos f_1 , f_2 y f_3 están sujetas a varias restricciones para delimitar el espacio de búsqueda y así reducir el coste computacional en la búsqueda del conjunto de soluciones optimales. El éxito de la búsqueda del conjunto de soluciones optimales dependerá significativamente de la selección adecuada de los parámetros establecidos en las restricciones. A continuación se exponen las restricciones establecidas:

- $f_1 : Size(c_i) > L$, donde la función $Size(c_i)$ representa el tamaño del contorno constituido por la i -ésima combinación y el umbral L fue establecido experimentalmente como la tercera parte de la longitud horizontal delimitada anteriormente para la segmentación del párpado.
- $f_2 : A(c_i) = \begin{cases} A > 0 & ; h_i \in \text{Párpado superior} \\ A < 0 & ; h_i \in \text{Párpado inferior} \end{cases}$
- $f_3 : MSE(c_i) < T$, donde fue establecido de forma empírica el umbral $T = 20$ y sobre la observación visual de varios párpados ajustados.

Método aproximado para la selección de trozos de contornos.

El método aproximado propuesto para la selección de trozos de contornos se basa en la utilización del algoritmo “Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II”(NSGA-II) [131] para obtener las soluciones optimales. Estas soluciones optimales se basan en el cumplimiento en el mayor grado de los objetivos planteados anteriormente los cuales indican características geométricas a optimizar de los párpados. Estas características geométricas están relacionadas con propiedades de forma y proximidad que deben cumplir todos los píxeles en conjunto de los trozos de contornos que pertenecen a un párpado. Como resultado de las operaciones de perfiles se obtuvieron varios trozos de contornos (ver la Figura 5-2 (e)) los cuales fueron etiquetados como resultado de un procesamiento de búsqueda de píxeles conectados en vecindad 8 y posteriormente agrupados en el conjunto $T = \{t_1, t_2, \dots, t_l\}$ de trozos de contornos. Por lo tanto cada elemento del conjunto $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ representará una combinación de elementos del conjunto T y así una solución dentro del espacio de búsqueda.

El algoritmo NSGA-II es un algoritmo evolutivo que resulta ser uno de los más utilizados debido a su rápida convergencia [130]. Este algoritmo ordena las soluciones en un ranking correspondiente a varias clases en cada población de cada generación. Las soluciones que pertenecen al primer frente Pareto pertenecen al conjunto de las más eficientes; las soluciones del segundo frente Pareto pertenecen al conjunto de las segundas más eficientes; y así para las otras soluciones de otros ordenes de frentes Pareto. En este sentido se le asignan dos valores a cada solución: orden en el ranking de mejores soluciones (i.e. representa la calidad de la solución en términos de convergencia) y valor de la distancia “crowding” [131] la cual consiste en la estimación de la densidad de las soluciones que rodean un punto en particular del espacio objetivo (i.e. calidad de la solución en términos de diversidad) [130]. Se considera que una solución es mejor que otra si esta tiene mejor orden en el ranking, en caso de empate se decide por el valor de la distancia “crowding” de cada solución. NSGA-II utiliza varios operadores genéticos como parte de su funcionamiento. La estrategia de selección es un torneo determinista basado en la distancia crowding entre 2 soluciones seleccionadas aleatoriamente. El elitismo proveído por la selección por torneo permite obtener las mejores soluciones no dominadas entre la población actual y las anteriores. En cuanto a los operadores de cruzamiento y mutación, el algoritmo NSGA-II utiliza los operadores genéticos clásicos para crear las poblaciones nuevas.

En este método para la selección de trozos de contornos basado en NSGA-II se utilizó una codificación binaria para representar cada cromosoma. Cada cadena binaria es creada con una longitud m , donde m es el número de trozos de contornos detectados después de las operaciones de perfiles. Por ejemplo, la solución codificada con la cadena [1001000110] representa una solución compuesta por los trozos de contornos (1,4,8,9) en la población H . El algoritmo evolutivo se inicializa con una cadena binaria generada de forma aleatoria. Entre los parámetros establecidos para la ejecución de NSGA-II están: probabilidad de cruzamiento $P_c = 0.9$, probabilidad de mutación $P_m = 1/m$, tamaño de población $Tp = 10$, total de generaciones $Tg = 40$. Es válido destacar que la determinación de los valores correspondientes a Tp y Tg está dada por la repetición de varias ejecuciones del algoritmo NSGA-II donde se arribó a la conclusión de que a partir de estos valores es que se obtienen los mejores y más estables valores de precisión de la segmentación de los párpados respecto a segmentaciones manuales por expertos. Finalmente el conjunto $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ contendrá las soluciones optimales o no dominadas del primer frente Pareto identificadas por el algoritmo NSGA-II. Las soluciones que integran P tienen la propiedad de que dominan las otras soluciones que no integran P . Esto significa que las soluciones reunidas en P son las que mejor satisfacen los objetivos planteados anteriormente.

Método exacto para la selección de trozos de contornos.

Las operaciones de perfiles descritas en la sección anterior propiciaron la existencia de varios trozos de contornos (ver la Figura 5-2 (e)) los cuales fueron etiquetados como resultado de un procesamiento de análisis de conectividad de píxeles con vecindad 8. Estos trozos de contornos fueron agrupados en el conjunto $T = \{t_1, t_2, \dots, t_l\}$ de trozos de contornos. El conjunto T de trozos de contornos se filtró con el objetivo de reducir la cantidad de trozos de contornos y así poder resolver el problema de la selección de los trozos de contornos que mejor ajustan el párpado mediante un método de optimización exacto. El método de filtrado ejecutado se denotó como “principio de horizontalidad”. Este principio de horizontalidad establece que solo se tendrán en cuenta en el proceso de selección de trozos de contornos aquellos elementos del conjunto T que satisfacen las siguientes condiciones:

- $Rd^i < \frac{Cd^i}{2}$
- $Cd^i \geq M_{cd}, M_{cd} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^l Cd^i$

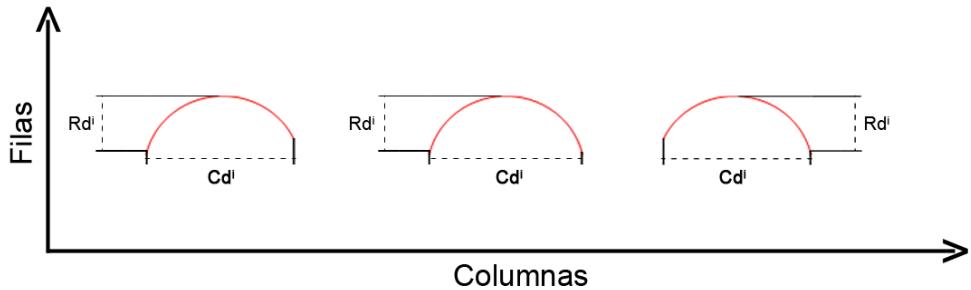


Figura 5-3: Representación gráfica del “principio de horizontalidad”.

, donde Rd^i es la diferencia entre los valores máximo y mínimo de las filas que abarca el trozo de contorno t_i . Asimismo, Cd^i es la diferencia entre los valores máximo y mínimo de las columnas que abarca el trozo de contorno t_i . La Figura 5-3 presenta una representación gráfica del principio de horizontalidad propuesto para filtrar los trozos de contornos. Esta figura presenta 3 casos de las proporciones sobre las cuales se aplica el tipo de filtrado propuesto. Estos casos se diferencian en la variación de las extensiones de los contornos considerando como referencia las filas. También el gráfico ayuda a explicar con más detalles las condiciones respecto a las proporciones que se deben cumplir entre las columnas y las filas de los trozos de contornos horizontales. Es importante destacar que todos los elementos del conjunto T que cumplen el “principio de horizontalidad” fueron agrupados en el conjunto $S = \{s_1, s_2, \dots, s_h\}$.

El proceso de optimización exacto con múltiples objetivos comienza con el esbozo del espacio de búsqueda de soluciones mediante la obtención de todas las posibles combinaciones de elementos del conjunto S . Por lo tanto cada elemento del conjunto $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ representará una combinación de elementos del conjunto S . En un proceso combinatorial cada combinación creada por k ($2 \leq k \leq h$) diferentes elementos de un conjunto de h elementos puede ser llamado combinación de h elementos. Una combinación es considerada solo si esta contiene al menos un elemento diferente con respecto a las otras combinaciones.

Con las funciones objetivos y las respectivas restricciones planteadas ya se cuenta con los elementos necesarios para ejecutar la búsqueda del conjunto de soluciones optimales $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$. Primero se descartan todas aquellas soluciones del conjunto $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ que no satisfacen las restricciones planteadas anteriormente. Posteriormente se ejecuta el proceso de búsqueda de las soluciones óptimas teniendo en

Algoritmo 5.1: Método exacto para la selección de trozos de contornos.

```

1 Obtener el conjunto de trozos de contornos  $T$ ;
2 Aplicar principio de horizontalidad para obtener el conjunto  $S$ ;
3 Obtener el conjunto de soluciones  $C$  mediante todas las combinaciones de  $s_i$ ;
4 Filtrar el conjunto  $C$  con las restricciones planteadas por objetivo;
5 Inicializar  $P_1 = C_1$ ;
6 Inicializar flag = 0;
7 for  $h = 2, \dots, \text{size}(C)$  do
8   for  $k = 1, \dots, \text{size}(P)$  do
9     if  $C_h$  domina a  $P_k$  then
10      | Eliminar  $P_k$ ;
11    end
12    else if  $P_k$  domina a  $C_h$  then
13      | flag = 1;
14      | Romper for;
15    end
16  end
17  if flag == 0 then
18    | Insertar  $C_h$  en  $P$ ;
19  end
20  else
21    | flag = 0;
22  end
23 end

```

cuenta el concepto de dominancia [129] como la mayoría de los algoritmos de optimización con múltiples objetivos. Sobre el conjunto de soluciones C filtrado se ejecutan todas las posibles comparaciones a pares para obtener el conjunto de soluciones no dominadas o soluciones optimales del primer frente Pareto [129]. Para buscar el primer frente de soluciones no dominadas se chequea el concepto de dominancia en cada solución del conjunto C respecto a otro conjunto de soluciones temporales. El conjunto de soluciones analizadas es denotado como C y el conjunto de soluciones temporales es denotado como P . Cuando todas las soluciones son comparadas a pares, el resto de soluciones que constituyen P representan las soluciones optimales (este algoritmo fue propuesto en [129]). Este procesamiento requiere un máximo de $m(m - 1)/2$ donde m representa la cantidad de soluciones del conjunto C . A continuación se describe este algoritmo con más detalles mediante un pseudocódigo.

5.2.3. Segmentación del contorno del párpado.

Para realizar la segmentación del párpado la cuestión principal que falta por discutir radica en cómo seleccionar la solución p_i del conjunto de soluciones optimales P que mejor ajusta el contorno del párpado. Esta problemática requiere la valoración con respecto a uno o varios objetivos de interés los cuales tienen mayor influencia en el ajuste del contorno del párpado. En este sentido se propone la utilización de un procedimiento de decisión automática basado en el sistema de inferencia difusa de Mamdani [128]. Mediante de este tipo de sistema de inferencia difusa se modela el concepto difuso de párpado y así se busca la solución p_i que mayor membresía tiene al concepto difuso.

Un sistema de inferencia difusa no es más que el proceso de formulación de la proyección de datos de entrada en datos de salida utilizando lógica difusa. La proyección provee las bases sobre las cuales se pueden tomar decisiones. El proceso de inferencia difusa conlleva varios elementos tales como: fusificación de las variables de entrada y el diseño de reglas base “if-then”. Todos estos elementos deben ser formulados cuidadosamente para obtener buenos resultados como es requerido en este tipo de aplicación. El método de inferencia difusa de Mamdani fue propuesto por Ebrahim Mamdani en 1975 [128]. Este método fue propuesto inicialmente para una aplicación de control de una combinación de motor y caldera de vapor mediante la integración de un conjunto de reglas de control lingüísticas obtenidas de experiencias de operadores humanos. El sistema de inferencia de Mamdani es una de las metodologías difusas más utilizadas debido a que: es intuitiva, se adapta fácilmente a disímiles aplicaciones y es adecuada para funcionar sobre datos subjetivos suministrados por expertos.

El concepto difuso de párpado utilizado para seleccionar la mejor solución del conjunto P de soluciones obtenidas con cada uno de los métodos de optimización está compuesto por 5 variables de entrada (longitud $\text{LONG}(p_i)$, curvatura $\text{CURV}(p_i)$, error cuadrático medio $\text{MSE}(p_i)$, media de diferencias de posiciones por filas $\text{MDF}(p_i)$, media de diferencias de posiciones por columnas $\text{MDC}(p_i)$) y una de salida (párpado $\text{PÁRPADO}(p_i)$), las cuales corresponden a los valores obtenidos por cada solución en cada objetivo. El diseño de las funciones de membresía es otro elemento importante en el proceso de fusificación de las variables de entrada, teniendo en cuenta parámetros y tipos de funciones. En este sentido se utilizaron los parámetros utilizados para modelar cada función fueron seleccionados sobre el análisis visual del comportamiento

Tabla 5-1: Base de reglas if-then utilizadas en la modelación del concepto difuso de párpado.

Variables de entrada						Variable de salida
LONG	CURV	MSE	MDF	MDC	PÁRPADO	
H	&	H	&	L	&	L
H	&	M	&	L	&	L
H	&	M	&	M	&	L
H	&	M	&	M	&	M
H	&	M	&	M	&	L
H	&	H	&	M	&	L
H	&	H	&	M	&	H
H	&	H	&	M	&	M
H	&	H	&	L	&	H
H	&	H	&	L	&	M
H	&	H	&	L	&	H
M	&	H	&	L	&	L
M	&	M	&	L	&	H
M	&	M	&	M	&	L
M	&	M	&	M	&	L
M	&	M	&	M	&	M
M	&	H	&	M	&	L
M	&	H	&	M	&	M
M	&	H	&	M	&	L
M	&	H	&	L	&	H
M	&	H	&	L	&	M
M	&	H	&	L	&	H
L	or	L	or	H	or	L

de varias soluciones que un experto consideró como las mejores teniendo en cuenta sus valores de membresía. Asimismo se seleccionó el tipo trapezoidal para modelar las funciones de membresía. En la Figura 5-4 se presentan cada una de las funciones de membresía correspondientes a cada una de las variables manejadas en este problema. Este tipo de función es una de las más simples y por lo tanto su coste computacional es bajo. Además, una amplia base de reglas if-then fue desarrollada tomando como base la opinión subjetiva de expertos para modelar el concepto difuso de párpado. Esta base de reglas fue concebida para tratar con un gran número de ocurrencias. En la Tabla 5-1 se exponen las reglas establecidas. Todas estas reglas son evaluadas en paralelo utilizando inferencia difusa y los resultados son combinados y posteriormente defusificados.

En este modelo difuso del concepto de párpado se normalizaron cada uno de los valores crisp de las variables de entrada para convertirlos en valores difusos a través de sus correspondientes funciones de membresía. El proceso de normalización consiste

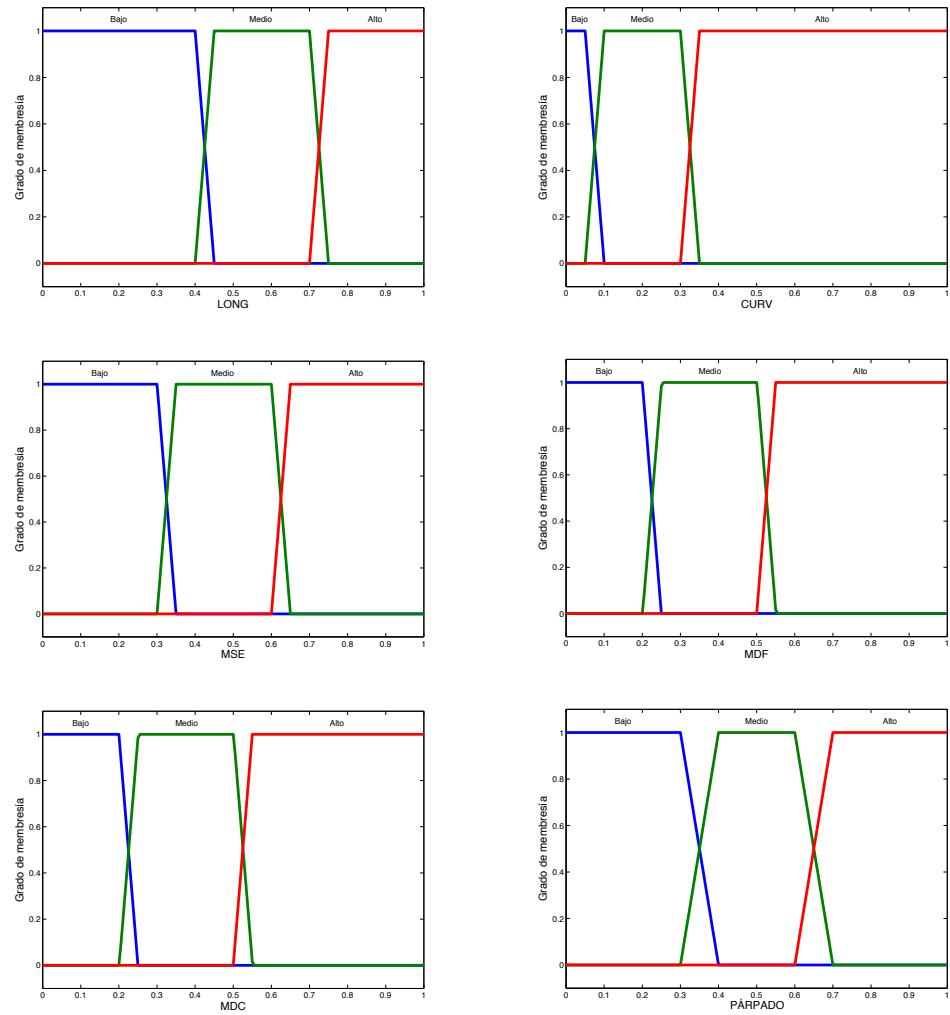


Figura 5-4: Funciones de membresía utilizadas en la modelación del concepto difuso de párpado.

en escalar todas las variables de entrada al rango $[0, 1]$. Estos valores normalizados se obtienen como resultado de la división del valor de la variables entre el máximo valor obtenido por la variable dentro del conjunto de soluciones optimales P . Para una mejor compresión la normalización puede ser formulada de la siguiente forma:

$$VariableN^j(p_i) = \frac{Variable^j(p_i)}{\max(Variable^j(P))}$$

Finalmente la selección de la solución p_i que corresponde al mejor ajuste del párpado se resumen en detectar la solución con mayor grado de membresía al concepto difuso PÁRPADO(p_i). La Figura 5-2 (h) presenta un ejemplo de combinación de trozos de contornos que corresponden la solución no dominada que mejor ajusta el contorno del párpado. Asimismo en la Figura 5-2 (i) se presenta un gráfico de los puntos de los trozos de contornos (puntos rojos) y el correspondiente ajuste cuadrático de estos puntos (curva azul). Además la Figura 5-2 (j) presenta un ejemplo de segmentación de los párpados superior e inferior como resultados de los métodos propuestos, resaltando así en color negro las regiones de los párpados segmentados.

5.3. Experimentación.

En esta sección se desarrollan varias experimentaciones con el objetivo de evaluar la calidad de las segmentaciones obtenidas con el método de segmentación de párpados propuesto así como las ventajas de su utilización en SRI que requieren una segmentación muy precisa. Las experimentaciones se desarrollaron bajo las mismas condiciones de software y hardware de las experimentaciones presentadas en el capítulo anterior. En estas experimentaciones se utilizó la base de datos CASIA-IrisV4-Interval debido a su gran variedad de oclusiones por párpados y pestañas. Las experimentaciones desarrolladas estuvieron orientadas en dos direcciones. En la primera se evalúa la precisión de la segmentación con las variantes de selección de trozos de contornos propuestas y se selecciona cual resulta ser la más robusta. En la segunda dirección se evalúan los efectos de la segmentación de párpados sobre el desempeño del reconocimiento de iris con el método más robusto de segmentación de párpados identificado. En este sentido se reutiliza el algoritmo de Daugman implementado por Libor Masek [117] para completar el proceso de reconocimiento de iris sobre las segmentaciones obtenidas con el método de segmentación del iris combinado con el método de segmentación de párpados más robusto, ambos propuestos en la presente investigación. El método de Daugman es uno de los métodos de reconocimiento de iris que requieren una segmen-

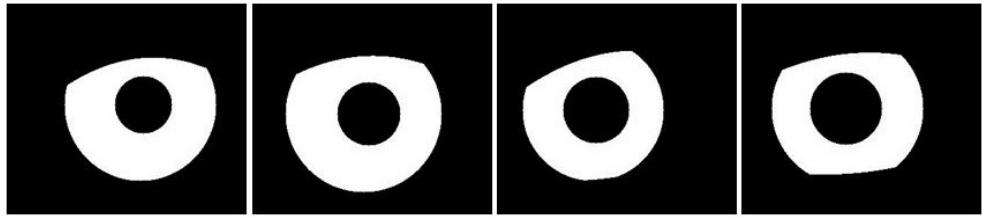


Figura 5-5: Ejemplos de imágenes binarias donde se resalta el área del iris.

tación muy precisa del área del iris para obtener un buen desempeño global. En esta experimentación se reutilizan las implementaciones desarrolladas por Libor Masek sobre las etapas de normalización y extracción de características para poder evaluar varias medidas de desempeño del reconocimiento de iris en los modos de verificación e identificación.

5.3.1. Precisión de la segmentación con las variantes de selección de trozos de contornos propuestas.

Para evaluar la precisión de la segmentación de párpados con las variantes de selección de trozos de contornos propuestas se realizaron varias comparaciones respecto a segmentaciones manuales obtenidas por 2 expertos (tomadas como referencia) sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. En el desarrollo de estas comparaciones utilizaron los 4 índices de solapamiento parcial (IVP , IFN , IFP , IVN) y 3 índices de solapamiento global (IE , $IJaccard$, $ICorr$) propuestos en el capítulo anterior. El análisis de solapamiento se realiza sobre imágenes binarias donde se resalta el área del iris delimitada con el método de segmentación del iris combinado con el método de segmentación de párpados propuesto. En la Figura 5-5 se presentan varios ejemplos de binarias imágenes donde se resalta el área de iris.

Por consiguiente, en la Tabla 5-2 se presentan los valores absolutos de los índices de solapamiento (e.g. valores indicados en %). Los valores de los índices de solapamiento se presentan de la forma (promedio \pm desviación estándar) para cada variante del método de segmentación de párpados propuesto respecto a las segmentaciones de referencia sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

En la Tabla 5-2 se puede apreciar cómo se obtienen los mejores resultados en todos los índices utilizando la variante de segmentación de párpados basada en el método exacto de selección de trozos de contornos respecto a las dos segmentaciones manuales por expertos. Además se puede observar otra evidencia de estabilidad si se observan

Tabla 5-2: Resultados de la precisión de la segmentación con las variantes de selección de trozos de contornos propuestas respecto a las segmentaciones manuales de los expertos.

Índices	Exp1		Exp2	
	Aproximado	Exacto	Aproximado	Exacto
IVP	87.69±10.642	95.97±4.025	88.93±10.704	97.10±3.291
IFN	12.31±10.642	4.03±4.025	11.07±10.704	2.90±3.291
IFP	1.83±4.551	1.96±2.621	2.66±5.098	3.01±3.408
IVN	99.43±1.311	99.28±0.966	99.16±1.473	98.90±1.201
IE	95.98±3.348	98.31±1.233	96.21±3.304	98.38±1.105
IJaccard	86.52±10.817	94.35±4.127	87.05±10.829	94.45±3.938
ICorr	90.14±8.200	95.83±2.998	90.52±8.289	95.92±2.835

Tabla 5-3: Tiempos de ejecución de las segmentaciones manuales y automáticas obtenidas en las experimentaciones.

Método	Mínimo	Máximo	Promedio
Aproximado	0.3500	0.4000	0.3700
Exacto	0.2300	1.9200	0.3800

los valores de las desviaciones estándar obtenidas en el cálculo de los índices donde el método de segmentación de párpados basado en soluciones exactas obtiene menos variaciones en estos indicadores. También se aprecia en general una mayor correspondencia de las segmentaciones por ambas variantes respecto a las segmentaciones manuales obtenidas por el Exp2. En términos de eficiencia el método aproximado obtiene una ligera mejora respecto al método exacto. Esto puede corroborarse en la Tabla 5-3 la cual presenta los tiempos de ejecución mínimo, máximo y promedio en unidades de “segundos” de las segmentaciones de párpados con cada una de las variantes propuestas.

Teniendo en cuenta que las diferencias de eficiencias no son significativas siendo todo lo contrario en cuanto a las medidas de precisión, se recomienda utilizar la variante exacta del método de segmentación de párpados como una solución más robusta para reconocimiento de iris. Este método de segmentación de párpados es de gran utilidad en SRI donde se requiere una segmentación muy precisa del iris. En la Figura 5-6 se presentan varios ejemplos de segmentaciones correctas obtenidas con el método propuesto sobre algunas imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval la cuales

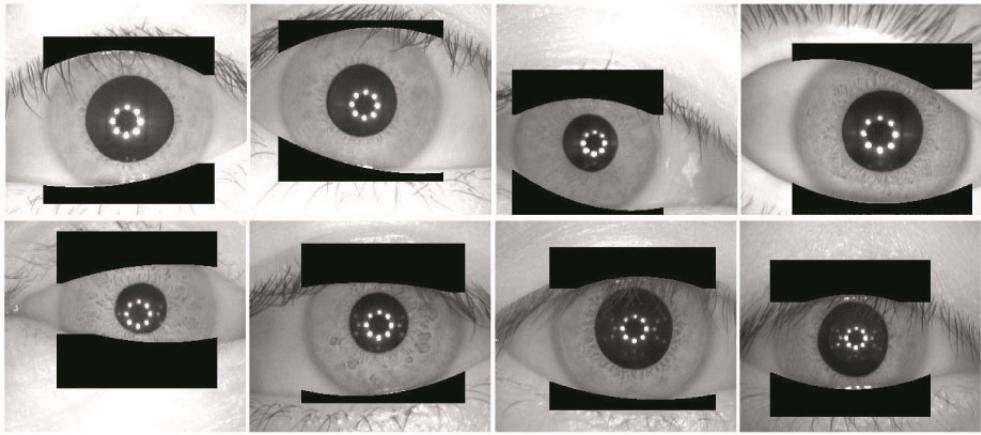


Figura 5-6: Ejemplos de segmentaciones exitosas obtenidas con el método propuesto sobre imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

representan una gran variedad de grados de oclusión por los párpados.

5.3.2. Efectos de la segmentación de párpados sobre el desempeño del reconocimiento de iris.

Con el objetivo de evaluar los efectos de la segmentación de párpados sobre el desempeño del reconocimiento de iris se reutilizó parte del código fuente implementado por Libor Masek [117] sobre el algoritmo de Daugman. Esto permitió completar varias experimentaciones de desempeño global en modos de verificación e identificación. Para completar el proceso de reconocimiento de iris sobre las segmentaciones obtenidas con el método de segmentación del iris combinado con el método de segmentación de párpados ambos propuestos en la presente investigación, se utilizaron las implementaciones desarrolladas por Libor Masek sobre las etapas de normalización y extracción de características. La etapa de normalización implementa el modelo de Daugman llamado “Rubber Sheet” el cual fue presentado en [20] con el objetivo de comparar códigos de iris binarios de igual dimensión. La etapa de extracción de características es ejecutada sobre la región normalizada del iris a través de la convolución de 1D Log-Gabor wavelets para obtener un código binario del iris y su posterior comparación con otros iris utilizando la distancia de Hamming [20].

Antes de ejecutar las experimentaciones es importante acometer un proceso de selección de imágenes debido a que la base de datos CASIA-IrisV4-Interval está compuesta por clases no balanceadas. Por lo tanto se realizó un análisis de histograma para ver la distribución de instancias por clases. Como datos de entrada se tiene la cantidad

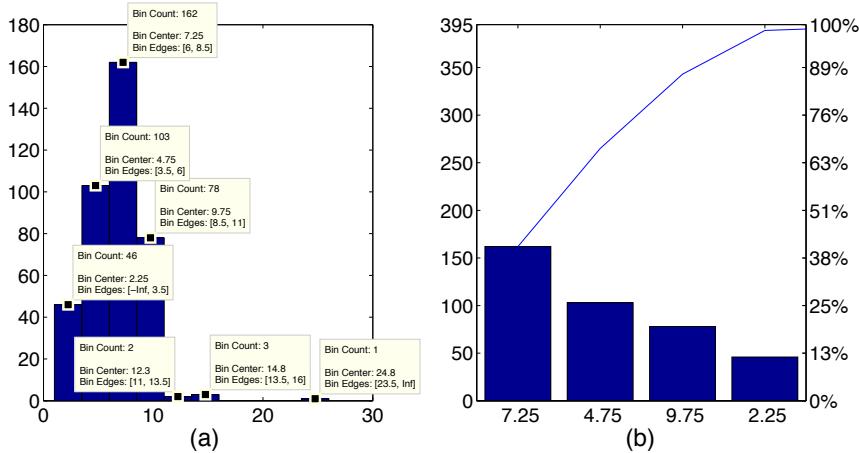


Figura 5-7: Distribución de instancias por clase en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

de instancias por clases en un vector el cual se particionado en 10 partes iguales para obtener un histograma. La Figura 5-7 (a) presenta un histograma con detalles de las 7 partes más densas. Otra medida de distribución de instancias se muestra en la Figura 5-7 (b). Este gráfico expone el primer 95 % de la distribución acumulativa de las mejores partes del histograma representado en barras en orden descendente.

Sobre estos dos tipos de análisis de distribuciones de instancias se llegó a la conclusión de que resulta factible descartar en las experimentaciones aquellas clases que contienen menos de 5 instancias. Asimismo se utilizó el clasificador de vecinos más cercanos [132] con la distancia de Hamming con el objetivo de mejorar el desempeño en las experimentaciones realizadas sobre datos de entrenamiento. En este sentido se seleccionaron de forma aleatoria 4 instancias por clase para entrenar el clasificador y el resto de las instancias se utilizaron como pruebas. Existen 338 clases que tienen al menos 5 instancias por clase, las cuales representan el 85.57 % de 395 clases que contiene la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. Estas clases agrupan un total de 2512 imágenes las cuales representan el 95.19 % de un total de 2639 imágenes.

En este sentido se desarrollaron varias experimentaciones en los modos de verificación e identificación de forma tal que se evaluó el grado de afectación del desempeño del reconocimiento respecto al grado de oclusión de las imágenes utilizadas. Asimismo se compararon varias variantes con detección de oclusiones variando un umbral de grado de oclusión del iris T_0 para descartar imágenes, el método propuesto sin descar-

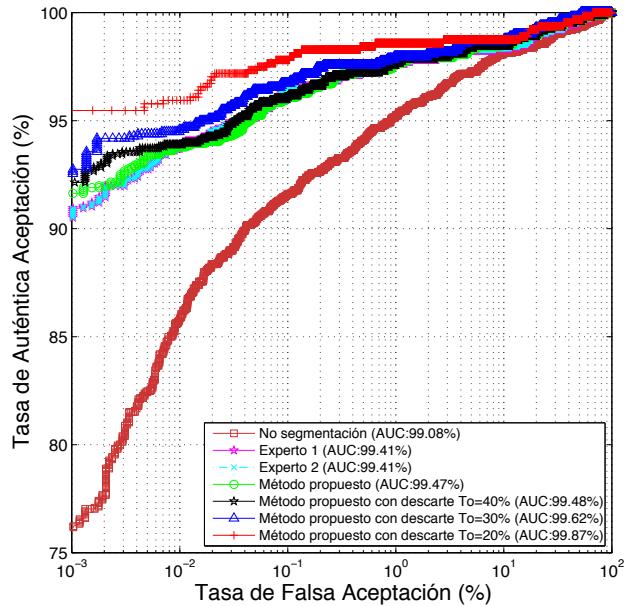


Figura 5-8: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando diferentes métodos de segmentación de párpados mediante curvas ROC.

tar imágenes, segmentaciones de referencia y la no segmentación de párpados. Para evaluar el desempeño en modo de verificación se desarrolló una comparación de las diferentes variantes comentadas anteriormente mediante curvas ROC. La Figura 5-8 presenta las curvas ROC obtenidas mediante la experimentación con las diferentes pruebas comentadas.

Además en el modo de verificación se logra reducir la medida EER desde 3.26 % cuando no se segmenta el párpado lo cual representa la peor variante hasta 1.41 % cuando se utiliza el método propuesto y se descartan las imágenes afectadas con occlusiones de $T_0 \geq 20\%$. También a pesar de que los valores de AUC de las curvas no son significativamente diferentes se puede apreciar que la variante de segmentación de párpados con el método propuesto con descarte de las imágenes afectadas con occlusiones de $T_0 \geq 20\%$, alcanza los mejores valores de tasa de auténtica aceptación cuando la tasa de falsa aceptación tiende a cero. Este último elemento es un buen indicador de robustez cuando se varía el umbral de aceptación en las zonas más sensibles.

En cuanto a la evaluación del desempeño del reconocimiento de iris en modo de

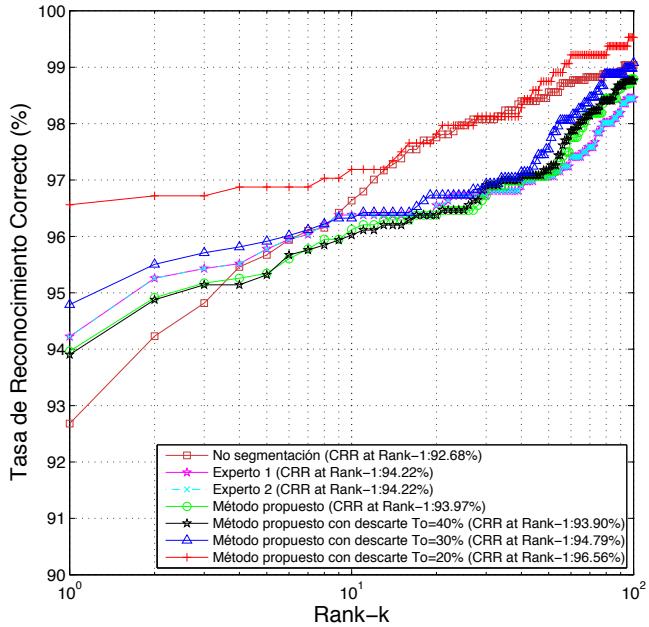


Figura 5-9: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando diferentes métodos de segmentación de párpados mediante curvas CMC.

identificación, la Figura 5-9 presenta una comparación de curvas CMC que representan el desempeño de las diferentes variantes de segmentación de párpados comparadas. En esta figura se puede apreciar cómo se incrementa la TRC en Rank-1 desde 92.68 % cuando no se segmenta el párpado que representa la cual es la peor variante hasta 96.56 % cuando se utiliza el método propuesto de segmentación de párpados y se descartan las imágenes afectadas con oclusiones de $T_0 \geq 20\%$). También se aprecia que a partir de Rank-10 la variante donde no se tienen en cuenta las oclusiones por los párpados es que alcanza valores relevantes de tasa de reconocimiento correcto.

5.4. Conclusiones.

En este capítulo se presentó un nuevo método de segmentación de párpados de gran utilidad en sistemas de reconocimiento que requieren una segmentación muy precisa del iris. El método propuesto se basa en un esquema de selección de trozos de contornos mediante optimización exacta con múltiples objetivos de características geométricas. De forma general el método propuesto se ejecuta en 3 etapas principales: recuperación de trozos de contornos, selección de trozos de contornos mediante optimización

con múltiples objetivos y segmentación del contorno del párpado. Una vez obtenido el conjunto de soluciones optimales mediante optimización con múltiples objetivos se selecciona la mejor solución con la utilización de un sistema de inferencia difusa de Mamdani. Este sistema de inferencia difusa modela el concepto difuso de párpado para seleccionar la solución que mejor ajusta el párpado. Los resultados obtenidos en las comparaciones de la segmentación con el método propuesto respecto a 2 segmentaciones de referencia sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval, demuestran cuan preciso es el método propuesto. Asimismo se utiliza el método de segmentación propuesto para evaluar los efectos de la segmentación de los párpados sobre el desempeño del reconocimiento de iris. Finalmente se demuestran las ventajas de la utilización del método propuesto de segmentación de párpados mediante medidas y curvas de desempeño en los modos de verificación e identificación. El mejor desempeño del reconocimiento sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval se obtiene cuando se utiliza el método propuesto de segmentación de párpados y se descartan las imágenes de iris afectadas con más de un 20 % oclusión por los párpados.

PARTE III

“Extracción de características
del iris”

Extracción de características del iris

Entre las etapas más importantes de un sistema de reconocimiento de iris se puede destacar la extracción de características. Esta es además una de las áreas más investigadas dentro del reconocimiento de iris tomando como referencia los resultados descritos en el capítulo 3. En este capítulo se aborda el tema de la extracción de las características del iris. También se presenta un método robusto para la extracción de características en reconocimiento de iris en condiciones no ideales. En este sentido, la sección 6.1 expone varios aspectos como introducción al tema de la extracción de características en el iris. En la sección 6.2 se presentan los detalles del método propuesto de extracción de características. La sección 6.3 describe los resultados de exhaustivas experimentaciones desarrolladas para evaluar el desempeño del reconocimiento de iris utilizando el método propuesto. En la sección 6.4 se exponen las conclusiones de la propuesta desarrollada.

6.1. Introducción.

La etapa de extracción de características (o de extracción de rasgos como también es conocida), ha sido estudiada en profundidad por muchos investigadores pero aún requiere estudios adicionales con el objetivo de ganar en robustez y precisión. En cierta medida esto se debe a los nuevos desafíos que presenta el reconocimiento de iris en condiciones no ideales y que representa la principal tendencia en este campo de investigación [24, 29, 32, 42, 43]. Los problemas principales que surgen en el estudio de esta nueva tendencia están relacionados con las deformaciones en cuanto a forma y textura del iris. Estas deformaciones se deben al grado de degradación de las imágenes de iris capturadas en condiciones no ideales. Tales como factores de calidad: iluminación, emborronado, oclusión y perspectiva, entre otros. El éxito de las etapas de segmentación y extracción de características del iris estará estrechamente relacionado con este aspecto. Además, los sistemas de reconocimiento de iris que son muy dependientes de los detalles de la textura del iris son los más propensos a fallar en la ejecución de estas dos etapas. Por lo tanto, de esta manera se deteriora considerablemente el desempeño de estos sistemas de reconocimiento al rechazar injustamente usuarios auténticos por presentar imágenes con mala calidad. De esta forma el estudio de la extracción de ca-

racterísticas en imágenes de iris capturadas en condiciones no ideales continúa siendo un tema de investigación de gran interés entre los investigadores del campo.

Hasta la actualidad, las aportaciones realizadas en la extracción de características se han basado en 2 enfoques principales de acuerdo al tipo de representación de la textura del iris: código binario y vector de valores reales [33]. Esta clasificación de técnicas de extracción de características es la más utilizada en investigaciones sobre reconocimiento de iris. El trabajo de J. Daugman [14] es la base de los métodos basados en el tipo de representación de código iris. En ese trabajo el código binario se obtiene mediante un proceso de codificación de la información de fase de la transformada 2D Gabor wavelets. Otros estudios basados en representación de código binario del iris utilizan transformaciones tales como: la transformada de Hilbert [133], la transformada dyadic wavelet [134], filtros basados en 2D Log-Gabor [135], la transformada discreta de los cosenos [23], la transformada 2D de Fourier [38] y los filtros diferenciales multilobe [39]. En relación a los métodos basados en representación de vector de valores reales, estos utilizan transformaciones similares a las mencionadas anteriormente pero mantienen los valores de los resultados originales en forma de vector de valores reales sin desarrollar una codificación binaria de los mismos. Varios trabajos con este tipo de representación se han desarrollado mediante la utilización de las siguientes transformaciones: la transformada 1D wavelet [136], la transformada 1D dyadic wavelet [40], el análisis de componentes independientes [107], los filtros de Gabor simétricos [19], el análisis de componentes principales [137], la transformada Daubechies-4 wavelet [138] y el análisis de componentes principales ponderado por un vector 2D de pesos [139].

Otro elemento a tener en cuenta es la forma en que los métodos de extracción de características son aplicados. Esto puede resumirse en 3 categorías principales de los métodos de extracción de características: 1) basados en la región completa del iris, 2) basados en regiones de interés y 3) basados en puntos de interés. La primera categoría agrupa a los métodos de extracción de características del iris tradicionales los cuales extraen características globales y locales de la región completa del iris (el término en inglés “whole iris region based”) [20, 23, 38, 134]. La segunda categoría incluye los métodos que extraen características locales en regiones de interés (el término en inglés “regions of interest based”) con el objetivo de superar las deficiencias provocadas principalmente por oclusiones de pestañas y párpados. Como ejemplos de estos

métodos basados en regiones de interés se pueden destacar la utilización de regiones tales como: la parte superior de la región del iris normalizada [19], la región anular del iris antes del proceso de normalización de dicha región [21], las subregiones que no están ocluidas en la imagen normalizada del iris [140], las 6 regiones independientes del iris definidas en [24], la región delimitada por el collarete del iris [141]. La tercera categoría reúne los métodos de extracción de características basados en puntos de interés (el término en inglés “points of interest based” o “keypoints based”) detectados en el espacio de escala [142], sobre los cuales se extraen vectores de valores reales que describen la apariencia alrededor de cada punto de interés. Los métodos de extracción de características basados en puntos de interés han sido muy útiles en aplicaciones de reconocimiento de objetos en imágenes afectadas por problemas de oclusión, objetos amontonados, diferentes fuentes de ruido y perspectiva [3]. Varios trabajos se han desarrollado sobre reconocimiento de iris los cuales se basan en extracción de características sobre puntos de interés [27, 143–149]. Estos métodos funcionan bastante bien en el caso de reconocimiento de iris en imágenes ruidosas pero todavía requieren mejoras en términos de precisión cuando se comparan con otros métodos del estado del arte.

Tomando como base las ventajas intrínsecas de los métodos existentes basados en puntos de interés, en este capítulo, se propone un nuevo método de extracción de características. Específicamente, se tiene como objetivo el desarrollo de un método de extracción de características basado en puntos de interés el cual permitirá mayor precisión en el reconocimiento de iris en condiciones no ideales debido a su flexibilidad y demás buenas propiedades. El método propuesto combina información obtenida a partir de 3 fuentes de detectores de puntos de interés a nivel de puntuación. Los 3 detectores de puntos de interés utilizados son: Harris-Laplace [3], Hessian-Laplace [3] y Fast-Hessian (este es el detector utilizado por SURF) [4]. Una vez que se ejecutan los detectores de puntos de interés entonces se describe la región alrededor de cada punto utilizando el descriptor SIFT [8]. Posteriormente en cada fuente se obtienen las puntuaciones como resultado de comparar imágenes de iris representadas mediante puntos de interés utilizando una distancia propuesta. Esta distancia es una variante restringida de la clásica “proporción de distancias de los vecinos más cercanos” [8]. Para realizar la fusión de las puntuaciones obtenidas mediante las 3 fuentes ese propone una regla de suma ponderada basada en el ranking de 3 medidas de desempeño

(AUC, EER y CRR at Rank-1). La combinación de estas fuentes de información reforza el poder discriminante del método propuesto para reconocimiento en imágenes de iris con un gran cantidad de textura o con demasiada poca. Las ponderaciones obtenidas para la aplicación de la regla de fusión propuesta, representan en el grado de fiabilidad con el cual cada fuente debe contribuir para obtener puntuaciones más discriminantes en la identificación de individuos.

Con este método de extracción de características propuesto se hacen innecesarios elementos tales como: segmentación muy precisa del iris, normalización de la región anular del iris (e.g. esto permite evitarnos un coste computacional adicional y el problema de aliasing [1]) y detección de occlusiones. Además, el método propuesto cuenta con la ventaja de fusionar información de diferentes fuentes. Las aplicaciones biométricas unimodales con frecuencia están afectadas por varios problemas prácticos tales como: ruido en los datos, no universalidad o carencia de poder discriminante de la modalidad biométrica, inaceptables tasas de error y ataques fraudulentos [64]. Por lo tanto la fusión de información de múltiples fuentes o modalidades es una solución eficiente para enfrentar estos problemas. Para demostrar la validez del método propuesto se desarrollan exhaustivas experimentaciones en los modos de verificación e identificación sobre las bases de datos CASIA-IrisV4-Interval, ICE 2005, MMU 2 y UBIRIS 1.

6.2. Descripción del método propuesto.

En el contexto de la multibiometría el método propuesto de extracción de características puede ser catalogado como un método multi-algoritmo el cual fusiona información de múltiples fuentes considerando una serie de puntuaciones. Partiendo de que el iris ha sido segmentado con el método expuesto en el capítulo 4 se ejecuta el método propuesto de extracción de características del iris basado en puntos de interés. El método propuesto se expone en la Figura 6-1 mediante un diagrama de flujo que describe el esquema general de su funcionamiento. En las siguientes subsecciones se describen detalladamente cada uno de los pasos que lo componen.

6.2.1. Mejora de la textura del iris.

Como paso previo, antes de aplicar el método propuesto de extracción de características sobre la región segmentada, se mejora la textura del iris mediante la aplicación de un método muy conocido de mejora de contraste en imágenes. Este método es el

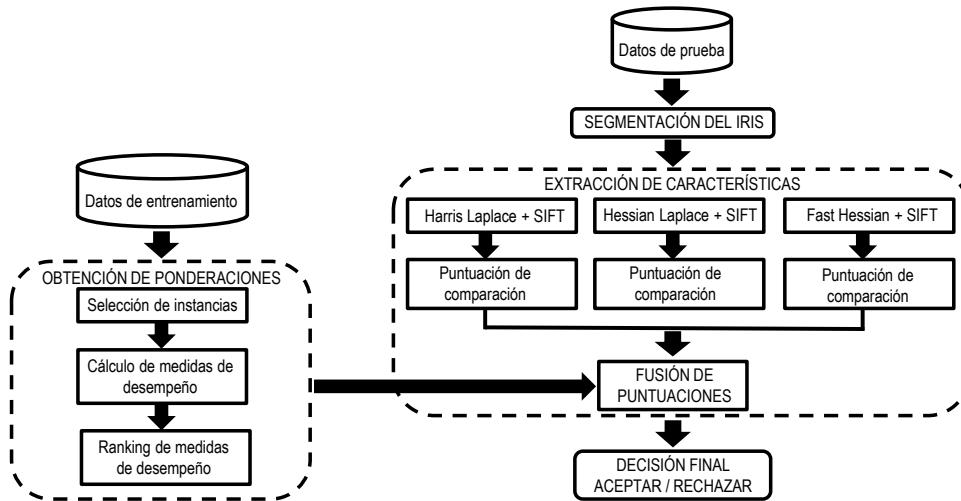


Figura 6-1: Diagrama de flujo del método propuesto de extracción de características.

llamado ecualización de histograma adaptativa por contraste limitado CLAHE (siglas del término en inglés “contrast-limited adaptive histogram equalization”) [150] el cual tiene como objetivo mejorar el contraste en imágenes en escalas de grises. CLAHE opera en vecindades 8×8 las cuales son llamadas ventanas (el término en inglés “tiles”). El método mejora el contraste en cada ventana de forma tal que el histograma de la imagen transformada aproximadamente ajusta un histograma plano. Asimismo las ventanas vecinas son combinadas utilizando interpolación bi-lineal para eliminar bordes inducidos artificialmente. La Figura 6-2 (b) presenta el resultado de aplicar esta transformación a la imagen original.

6.2.2. Extracción de características basada en puntos de interés.

Los métodos clásicos de extracción de características basados en puntos de interés están conformados por un detector de puntos de interés y un descriptor que describe la región alrededor de cada punto de interés. De esta forma se extraen características locales las cuales no son más que patrones de imágenes que se diferencian de su vecindad inmediata [3]. En esencia son mediciones que son tomadas de una región centrada en una característica local y luego convertidas en descriptores. Los métodos locales son robustos ante problemas de oclusión, objetos superpuestos, diferentes fuentes de ruido y perspectiva. Por lo tanto, los métodos de extracción de características locales suelen

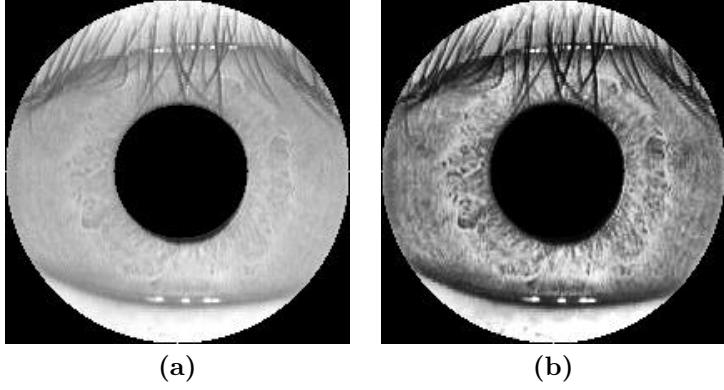


Figura 6-2: Resultado de la aplicación del método de mejora de contraste de una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Imagen original. (b) Resultado de aplicar el método de mejora de contraste CLAHE.

tener cierta ventaja respecto a los métodos de extracción de características globales para reconocimiento de iris en condiciones no ideales. Los basados en características globales tienen la desventaja de que cuando extraen las características son incapaces de distinguir entre el fondo de la escena y los objetos. En el contexto del reconocimiento de iris los métodos de extracción de características globales requieren una segmentación muy precisa del iris para poder realizar la extracción de características de forma fiable lo cual resulta bastante complejo en condiciones no ideales.

En cuanto a los puntos de interés, estos son detectados en el espacio de escala, el cual se basa en la premisa de que los objetos tienen una propiedad inherente en el mundo real de que solo existen como entidades con sentido en un cierto rango de escalas [151]. La representación de una imagen en múltiples escalas tiene la ventaja de que pueden identificarse los objetos más representativos de la imagen y al mismo tiempo eliminar aquellos objetos ruidosos o de menos relevancia. Para la construcción del espacio de escala se ha demostrado por Koenderink [152] y Lindeberg [151] que bajo una variedad de condiciones la utilización de la función Gaussiana es la única forma posible [8]. Por lo tanto, el espacio de escala de una imagen se define como una función $L(x, y, \sigma)$ obtenida como resultado de la convolución de una escala variable Gaussiana $G(x, y, \sigma)$ con la imagen de entrada $I(x, y)$:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (6-1)$$

, donde $*$ representa la operación de convolución en x y y , y $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$.

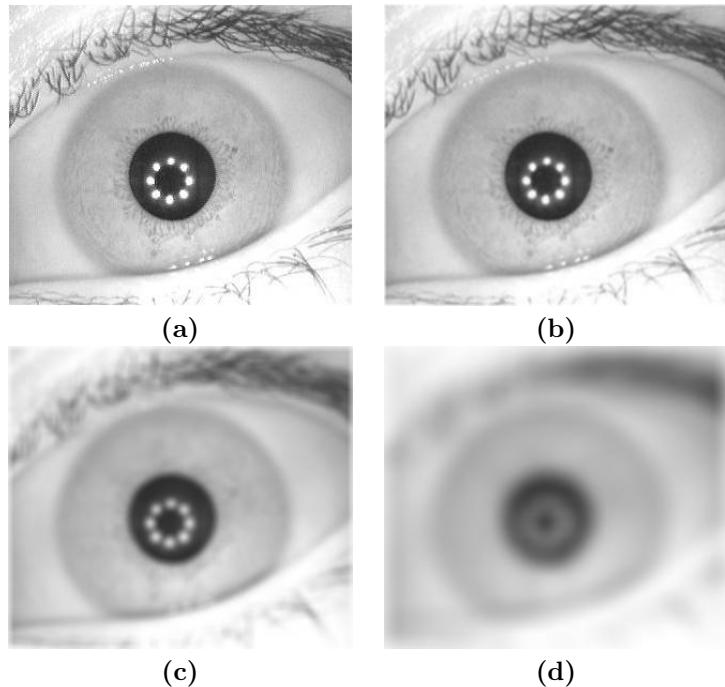


Figura 6-3: Ejemplo de representación del espacio de escala utilizando una imagen de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Imagen original. (b) $\sigma = 3$. (c) $\sigma = 5$. (d) $\sigma = 10$.

En la Figura 6-3 se presentan varios ejemplos del efecto de la variación brusca de los valores de σ en la función Gaussiana. En este sentido se puede apreciar la persistencia de los objetos más relevantes y al mismo tiempo la desaparición de otros detalles de la textura de la imagen.

Los detectores identifican puntos de interés que permanecen invariantes ante transformaciones de escala, perspectiva y/o transformaciones afines [142]. Estos se basan en la búsqueda de características tales como: esquinas (Harris, Harris-Affine, Harris-Laplace, SUSAN), blobs (Hessian, Hessian-Affine, Fast-Hessian, Hessian-Laplace, Difference of Gaussian, Laplacian of Gaussian) y regiones (MSER, IBR) [3]. La mayoría de los detectores se diferencian principalmente por la función diferencial utilizada para construir el espacio de escala. El propósito de los descriptores es extraer información discriminante alrededor de punto de interés para aplicaciones de reconocimiento. Los descriptores son clasificados en 3 categorías: basados en distribuciones (SIFT, PCA-SIFT, GLOH, SURF), basados en técnicas de frecuencia espacial (Transformada de Fourier, Transformada de Gabor, Transformada wavelet) y descriptores diferenciales

(Filtros Steerable, Invariante diferencial) [153].

Después de revisar varios materiales [3,142,153] que describen y experimentan con los detectores y descriptores antes mencionados, se tomaron como base estos resultados para desarrollar varias experimentaciones con el objetivo de seleccionar una combinación adecuada de varios detectores con un descriptor para reconocimiento de iris. En las combinaciones de detectores se trató de mantener un equilibrio entre detectores basados en esquinas y detectores basados en blobs. Asimismo se reutilizaron varias implementaciones disponibles públicamente en la INTERNET^{1, 2, 3}, así como otras implementaciones desarrolladas con la utilización de los parámetros recomendados por los autores. Una vez desarrolladas varias experimentaciones de prueba y error utilizando varias combinaciones de detectores y descriptores se llegó a la conclusión de que resulta adecuado e interesante a investigar el efecto de la combinación de los detectores Harris-Laplace (detector de esquinas), Hessian-Laplace (detector de blobs) y Fast-Hessian (detector de blobs) en el reconocimiento de iris. El éxito de los detectores basados en esquinas depende principalmente de la presencia de texturas bien marcadas en las imágenes mientras que los detectores basados en blobs son menos dependientes de la textura de las imágenes para extraer puntos de interés distintivos. Esta combinación de fuentes de información es adecuada para complementar el poder discriminante de las fuentes individuales. La Figura 6-4 expone los resultados de la detección de puntos de interés sobre ejemplos de imágenes de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval con los detectores seleccionados en la presente investigación. Además se seleccionó el descriptor SIFT para caracterizar la región alrededor de los puntos de interés detectados, este fue el descriptor que mejor se integró con los detectores seleccionados. El descriptor SIFT constituye la base de varios descriptores y ha demostrado ser uno de los más robustos en otras aplicaciones de reconocimiento [153]. El descriptor SIFT ha sido criticado por ser una técnica costosa computacionalmente. Sin embargo, no existe ningún descriptor que supere a SIFT, al mismo tiempo, en términos de robustez y eficiencia. En la presente investigación se proponen algunas alternativas para hacer más adecuada la utilización del descriptor SIFT para

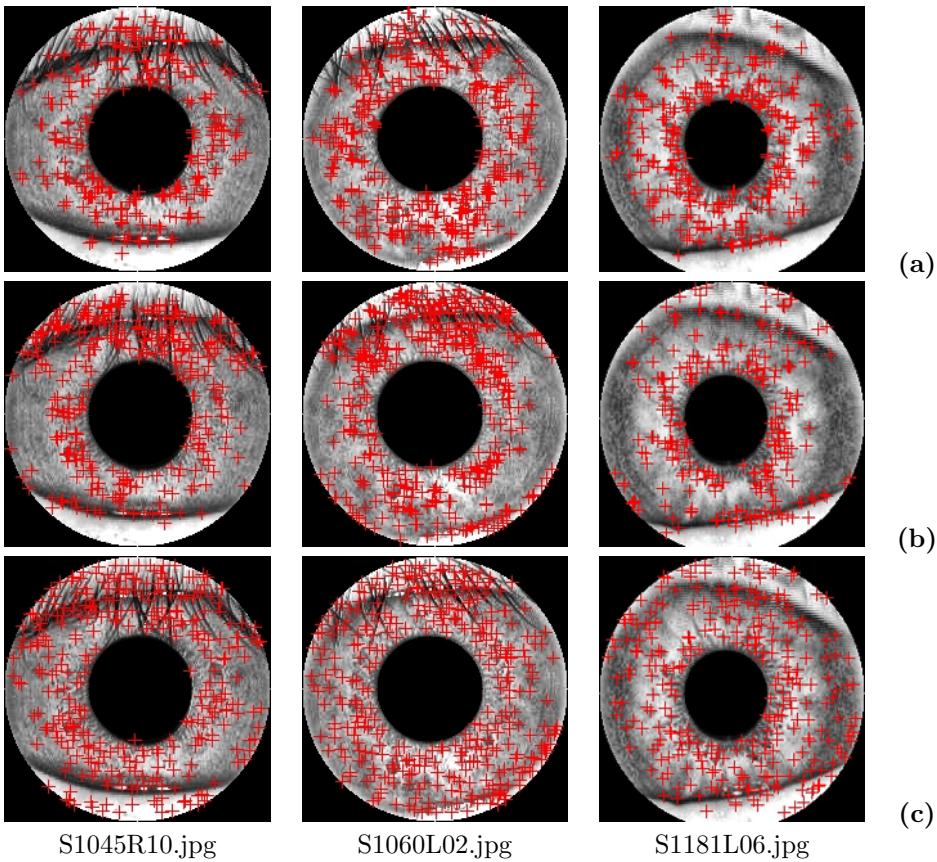


Figura 6-4: Ejemplos de puntos de interés detectados en ejemplos de la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. (a) Resultados con el detector Harris-Laplace. (b) Resultados con el detector Hessian-Laplace. (c) Resultados con el detector Fast-Hessian.

reconocimiento de individuos en grandes bases de datos de imágenes.

Harris-Laplace.

El operador Harris-Laplace es un detector de puntos de interés basado en esquinas invariante ante cambios de rotación y escala [142]. Varios estudios han demostrado que Harris-Laplace puede alcanzar alta repetitividad y localización precisa en comparación con otros detectores invariantes ante cambios de escala. Sin embargo la estimación de escala con este detector es menos precisa debido a la naturaleza multi-escala del detector de Harris [3]. El operador Harris-Laplace combina el detector de Harris con un esquema de selección de escala basado en la función Laplaciana [3]. El detector de

¹SIFT toolbox (<http://www.cs.ubc.ca/spider/lowe/keypoints/siftDemoV4.zip>)

²LIP-VIREO toolbox (<http://www.cs.cityu.edu.hk/~wzhao2/lip-vireo.htm>)

³VLFeat toolbox (<http://www.vlfeat.org>)

Harris se basa en la matriz de segundos momentos (también conocida como matriz de auto correlación) para localizar puntos en cada nivel de representación del espacio de escala. Este detector utiliza una función $\text{cornerness}(x, \sigma_I, \sigma_D)$ la cual combina el determinante y la traza de la matriz de segundos momentos como se muestra a continuación:

$$\text{cornerness}(x, \sigma_I, \sigma_D) = \text{determinante}(M(x, \sigma_I, \sigma_D)) - \lambda \text{traza}^2(M(x, \sigma_I, \sigma_D)) \quad (6-2)$$

, donde la matriz de segundos momentos $M(x, \sigma_I, \sigma_D)$ se define como:

$$M(x, \sigma_I, \sigma_D) = \sigma_D^2 g(\sigma_I) * \begin{bmatrix} I_x^2(x, \sigma_D) & I_x I_y(x, \sigma_D) \\ I_x I_y(x, \sigma_D) & I_y^2(x, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad (6-3)$$

con

$$I_x(x, \sigma_D) = \frac{\partial}{\partial x} g(\sigma_D) * I(x) \quad (6-4)$$

$$I_y(y, \sigma_D) = \frac{\partial}{\partial y} g(\sigma_D) * I(y) \quad (6-5)$$

$$g(\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (6-6)$$

σ_I es la escala de integración y σ_D es la escala de diferenciación.

En este sentido, la localización de los puntos de interés es determinada por la detección del máximo local en 8-vecindad de un punto x en cada nivel de representación. Un umbral es utilizado para rechazar los máximos de menor valor de cornerness puesto que estos son menos estables ante variaciones de condiciones de la imagen. Consecuentemente la escala de los puntos de interés es seleccionada cuando la función Laplacian-of-Gaussian $\text{LoG}(x, \sigma_n)$ alcanza el máximo valor en el espacio de escala. Los puntos para los cuales el Laplaciano no es un máximo o para los cuales su valor es menor que un umbral son descartados.

$$|\text{LoG}(x, \sigma_n)| = \sigma_n^2 |L_{xx}(x, \sigma_n) + L_{yy}(x, \sigma_n)| \quad (6-7)$$

Hessian-Laplace.

El operador Hessian-Laplace es un detector de puntos de interés en imágenes basado en blobs y que se mantiene invariante ante cambios de rotación y escala [3]. Este detector está concebido con una idea similar al detector Harris-Laplace. Esto significa

que el detector Hessian-Laplace explota las potencialidades de la combinación del detector Hessian y el esquema de selección de escala basado en la función Laplaciana. El detector Hessian-Laplace es más robusto que su versión de simple escala (i.e. el detector Hessian) debido a los beneficios del análisis multi-escala [3]. Este detector determina la localización de los puntos de interés por la detección de máximos locales en 8-vecindad de un punto x en cada nivel de representación. La función utilizada para estimar el máximo local se formula a continuación:

$$Hessian(x, \sigma) = \text{determinante}(H(x, \sigma)) \quad (6-8)$$

, donde la matriz Hessian $H(x, \sigma)$ es definida como:

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} I_{xx}(x, \sigma) & I_{xy}(x, \sigma) \\ I_{xy}(x, \sigma) & I_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (6-9)$$

y $I_{xx}(x, \sigma)$ es la convolución del Gaussiano derivado de segundo orden $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ con la imagen I en el punto x en la escala σ . En relación a $I_{xy}(x, \sigma)$ y $I_{yy}(x, \sigma)$ estos son determinados de la misma forma.

La escala de los puntos de interés se selecciona con la maximización de la función Laplacian-of-Gaussian (ver la ecuación (6-7)) en el espacio de escala. Al igual que el detector Harris-Laplace, el detector Hessian-Laplace controla el número de puntos de interés detectados mediante la umbralización del determinante Hessian y la respuesta del Laplaciano.

Fast-Hessian.

El operador Fast-Hessian es un detector de puntos de interés en imágenes basado en blobs que permanece invariante ante cambios de escala [4]. Este detector se basa en la aproximación de la matriz Hessian (ver la ecuación 6-9). También utiliza el concepto de imagen integral para computar eficientemente una rápida aproximación de la matriz Hessian. El detector Fast-Hessian fue presentado por primera vez por Bay et al. como parte fundamental del método SURF (siglas del término en inglés “Speeded-Up Robust Features”) [4]. Este detector utiliza el determinante aproximado de la matriz Hessian para seleccionar la localización y la escala de los puntos de interés como se describe a continuación:

$$\text{determinante}(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2 \quad (6-10)$$

, donde D_{xx} , D_{yy} , D_{xy} denotan máscaras de tamaño 9×9 las cuales son aproximaciones de la función Gaussiana con $\sigma = 1,2$ y representan la menor escala (i.e. mayor resolución espacial) para computar las posibles estructuras de tipo de mancha. La ponderación w se utiliza para balancear la expresión del determinante de la matriz Hessian y se calcula de la siguiente forma:

$$w = \frac{|I_{xy}(1,2)|F|D_{yy}(9)|F}{|I_{yy}(1,2)|F|D_{xy}(9)|F} = 0,912\dots \simeq 0,9 \quad (6-11)$$

, donde $|x|F$ representa la norma Frobenius [4].

El determinante aproximado de la matriz Hessian representa el resultado de blobs en la imagen correspondientes a la localización x . Estos resultados son almacenados en una estructura de blobs de diferentes escalas donde el máximo local es detectado como resultado de una operación de interpolación.

Descriptor SIFT.

El método SIFT (siglas del término en inglés “Scale invariant feature transform method”) provee un descriptor robusto de puntos de interés. Este método fue propuesto por D. Lowe [8] para comparar imágenes en aplicaciones de reconocimiento de objetos. Las características extraídas por SIFT son invariantes ante cambios de escala y rotación, además se ha demostrado que se mantiene robusto en reconocimiento de objetos con altas degradaciones por distorsiones afines, cambio del punto de vista 3D, adición de ruido y cambio de iluminación [8]. El descriptor SIFT crea un vector que contiene los valores de todas las entradas de histogramas de orientación en la región alrededor de cada punto de interés. Estas entradas de histogramas de orientación son determinadas a partir de la magnitud y la orientación del gradiente alrededor de cada punto de interés. Además la magnitud y la orientación del gradiente son ponderadas por una ventana Gaussiana como puede verse en la parte izquierda de la Figura 6-5. A pesar de que la parte derecha de la Figura 6-5 muestra una matriz 2×2 de histogramas computados en un conjunto de muestras 8×8 , los mejores resultados son obtenidos mediante una matriz 4×4 de histogramas con 8 particiones de orientación [8]. Como resultado el descriptor está estructurado por un vector de valores reales con dimensión $4 \times 4 \times 8 = 128$.

Finalmente se modifica el vector de valores reales que caracteriza el descriptor con el objetivo de reducir los efectos adversos de cambios de iluminación afines. En es-

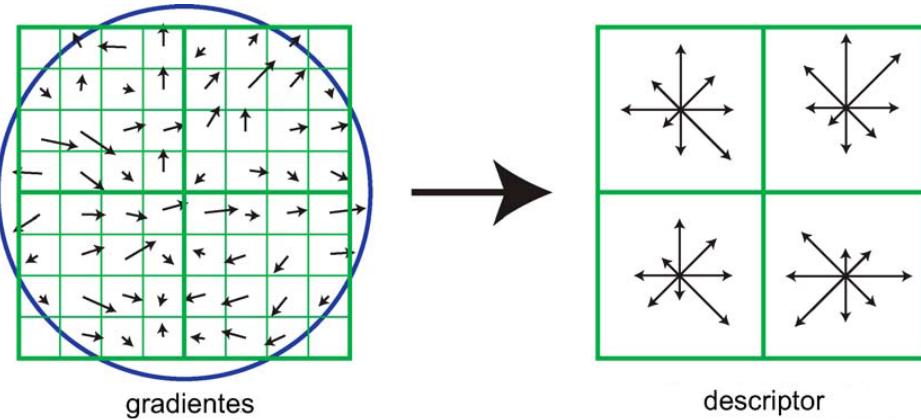


Figura 6-5: Representación gráfica del cómputo del descriptor SIFT. Esta imagen ha sido tomada del trabajo [8].

te sentido el vector de valores reales se normaliza a unidad de longitud y luego se umbraliza a valores menores que 0.2. A continuación, el vector se normalizado de nuevo a uno. Esto significa que la comparación de magnitudes de grandes gradientes no es más importante que la atención que se le debe prestar a la distribución de las orientaciones.

Comparación de características.

La proporción de distancias de los vecinos más cercanos es una medida muy útil para computar las similitudes entre 2 imágenes representadas mediante descriptores SIFT [8]. Una imagen de iris de prueba será clasificada como instancia de la clase X , si su mayor número de similitudes corresponde con una de las instancias de imágenes de iris registradas como pertenecientes a la clase X . La determinación de una similitud entre 2 imágenes viene dada por la siguiente condición:

$$\frac{d_n}{d_s} = \frac{|D_A - D_B|}{|D_A - D_C|} \leq D_R \quad (6-12)$$

, donde d_n y d_s son el primer vecino más cercano y el segundo vecino más cercano respectivamente utilizando la distancia euclídea, D_A es el descriptor de un punto de interés de la imagen de iris de prueba, y D_B y D_C son sus descriptores de puntos de interés más cercanos correspondientes a la imagen de iris registrada. Para la determinación del valor D_R se desarrollaron varias experimentaciones de prueba y error. De esta forma se determinó que $D_R = 0.6$ es el valor más adecuado ya que es el que

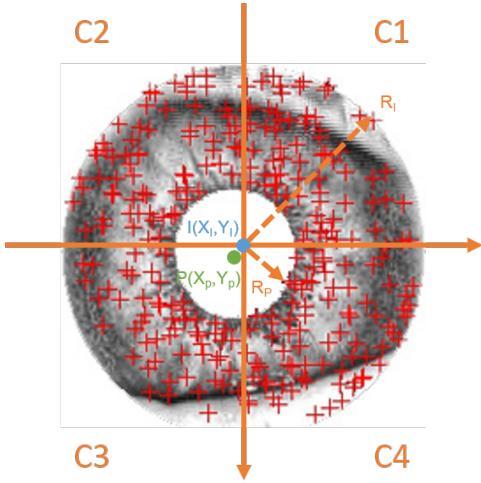


Figura 6-6: Representación gráfica de la división del iris en 4 cuadrantes.

se comporta mejor en las bases de datos utilizadas.

Además se estableció una restricción de localización en los puntos de interés comparados. Esta restricción evita el aumento de falsos aceptados y permite reducir considerablemente el coste computacional requerido para comparar 2 imágenes representadas en términos de descriptores SIFT por cada fuente de información utilizada en el método propuesto. En este sentido, se divide el iris en 4 cuadrantes para ejecutar las comparaciones solo entre los puntos de interés que pertenecen al mismo cuadrante (ver la Figura 6-6). Este tipo de restricción se basa en la premisa de que los descriptores de puntos de interés similares de 2 imágenes se encuentran en la misma localización de cuadrante a pesar de ciertas variaciones de resolución y rotación en las imágenes. A continuación se presenta la definición de la localización de cada cuadrante con más detalle:

$$C1 : [X_P + 1, X_I + R_I] [Y_I - R_I, Y_P]$$

$$C2 : [X_I - R_I, X_P] [Y_I - R_I, Y_P]$$

$$C3 : [X_I - R_I, X_P] [Y_P + 1, Y_I + R_I]$$

$$C4 : [X_P + 1, X_I + R_I] [Y_P + 1, Y_I + R_I]$$

Esquema de fusión propuesto.

El esquema de fusión propuesto está basado en una regla de suma ponderada de las puntuaciones obtenidas por las 3 fuentes de información, el mismo resulta eficiente y fácil de implementar. También se considera un enfoque efectivo y fiable para compu-

tar las ponderaciones con que cada fuente contribuye a la puntuación final de cada muestra de prueba. Además, las fuentes de puntuaciones utilizadas son homogéneas, por lo tanto no se requiere la ejecución de ningún proceso de normalización [64] antes realizar la fusión de las mismas. Para la obtención de las ponderaciones de cada fuente se sigue un esquema basado en el ranking de las fuentes mediante medidas de desempeño de las mismas. Este esquema surge de la suposición de que la fuente más fiable es aquella que mejor satisface los objetivos planteados en un contexto específico. También se asume que la fuente que mejor satisface un objetivo recibe el valor más alto en el ranking el cual corresponde al número de fuentes n . Por otro lado, la fuente que menos satisface un objetivo recibe el menor valor del ranking, la posición 1.

En términos generales, se considera que dado el valor v_{ij} obtenido cuando la j -ésima medida es evaluada en la i -ésima fuente con $1 \leq i \leq n$ y $1 \leq j \leq m$. σ_i es una permutación tal que: $v_{i\sigma_i(j)} < v_{i\sigma_i(j+1)}$ para todos los $1 \leq j < m$. Así la posición inversa del ranking $p_{ij} = (n + 1) - \sigma_i(j)$ se define como la posición indicada por σ_i en el orden de satisfacción del objetivo denotado por la medida j . Consecuentemente, el ranking acumulado (γ_i) de la i -ésima fuente está definido como la suma de sus correspondientes valores p_{ij} en el ranking de satisfacción de cada objetivo formulado. Finalmente la ponderación correspondiente a una fuente estará dado por la proporción de su ranking acumulado respecto al total de rankings acumulados por las n fuentes. Es importante destacar que las ponderaciones son concebidas en el rango $[0, 1]$ y la suma de las mismas es igual a 1. Estas 2 propiedades aportan cierto nivel de confianza a las ponderaciones de relevancia computadas para cada fuente de información. Una definición más formal del esquema de fusión propuesto se presenta a continuación mediante una función de agregación, definida a continuación.

Definición: La función de agregación de dimensión n corresponde a un mapeado $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ que tiene asociado un vector de ponderaciones $\mathbf{W} = (w_1, \dots, w_n)$ tal que, $w_i \in [0, 1]$, $1 \leq i \leq n$, y $\sum_{i=1}^n w_i = 1$, y estos son definidos de forma tal que:

$$w_i = \frac{\gamma_i}{\gamma_T} \quad (6-13)$$

con

$$\gamma_i = \sum_{j=1}^m p_{ij} \quad (6-14)$$

y

Tabla 6-1: Ponderaciones computadas para el caso de la fusión de 4 fuentes de información con respecto a 3 objetivos.

	Objetivo 1	Objetivo 2	Objetivo 3	γ_i	w_i
Fuente 1	7 (3)	2 (3)	5 (2)	8	0.27
Fuente 2	4 (1)	5 (2)	9 (4)	7	0.23
Fuente 3	10 (4)	8 (1)	2 (1)	6	0.20
Fuente 4	6 (2)	1 (4)	7 (3)	9	0.30
γ_T				30	-

$$\gamma_T = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{ij} = \sum_{i=1}^n \gamma_i \quad (6-15)$$

, donde $p_{ij} = (n + 1) - \sigma_i(j)$ es la i-ésima posición inversa del ranking de la fuente i con respecto al j-ésimo objetivo.

Por lo tanto, la función de agregación vendrá dada por:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n w_i S_i \quad (6-16)$$

, donde S_i es la puntuación correspondiente a la i-ésima fuente de información.

En la Tabla 6-1 se exponen las ponderaciones computadas en un problema de fusión de información de 4 fuentes que deben satisfacer 3 objetivos. En este caso cada fuente de información está caracterizada por un vector de 4 valores en el rango [0, 10]. Cada valor del i-ésimo vector representa cada objetivo. En relación a los objetivos: los objetivos 1 y 3 deben ser maximizados y el objetivo 2 debe ser minimizado. En la misma Tabla 6-1 se presenta entre paréntesis la posición inversa del ranking p_{ij} la cual indica el orden de satisfacción de cada fuente de información respecto a cada objetivo. De este modo el computo de las ponderaciones se presenta mas claramente. En cuanto a la fusión de las 3 fuentes de detectores de puntos de interés para reconocimiento de iris, se propone la utilización de medidas de desempeño del reconocimiento con las fuentes individuales como objetivos a satisfacer. En este sentido los objetivos planteados corresponden a la maximización de la AUC, la minimización de la EER y la maximización de la CRR at Rank-1, los cuales relacionan las medidas de desempeño más utilizadas en diferentes modalidades biométricas por su carácter generalizador de la calidad del desempeño. Además estas medidas son muy apropiadas para evaluar el poder discriminante de las fuentes por su independencia y así poder calcular las pon-

deraciones de forma fiable. Una vez que las medidas de desempeño son computadas por cada fuente, estas son utilizadas en el proceso de computo de las ponderaciones las cuales guiarán el proceso de fusión de las puntuaciones de cada muestra de prueba. La medidas de desempeño son estrictamente computadas sobre los datos de entrenamiento para cada fuente de información por independencia (ver el esquema general del procedimiento presentado en la Figura 6-1). Esto significa que las ponderaciones son computadas en cada partición sobre los datos de entrenamiento y antes de que los datos de prueba sean evaluados. También es importante destacar que el método propuesto de fusión representa una alternativa fiable a otros métodos desarrollados anteriormente sobre fusión de modalidades biométricas computando ponderaciones dependientes de usuarios [64, 154].

En este sentido, se aplica en un primer momento un proceso de selección de instancias de los datos de entrenamiento con el objetivo de obtener las ponderaciones sobre los datos más discriminantes de cada fuente de información. Este proceso permite que se descarten imágenes capturadas con mala calidad o donde la cantidad de información extraída de la imagen del iris no es lo suficientemente discriminante. El proceso de selección de instancias utilizado es de tipo filtrado de ruido basado en k vecinos más cercanos [155]. Asimismo para cada una de las instancias de los datos de entrenamiento se comprueba si sus $k - 1$ vecinos más cercanos pertenecen a su misma clase, donde k representa la cantidad de instancias que pertenecen a la clase de la instancia comprobada. En caso de que la condición anterior no se cumpla entonces se descarta dicha instancia de los datos designados para entrenamiento en el cálculo de las ponderaciones y en la posterior etapa de prueba de instancias. Este procedimiento de selección de instancias se aplica a cada una de las fuentes de información utilizadas donde el descarte de instancias es paralelo. El descarte paralelo consiste en que si en al menos 1 de las fuentes de información la instancia no cumple la condición de los k vecinos más cercanos entonces es descartada al mismo tiempos en las otras 2 fuentes de información.

Posteriormente para el cómputo de las medidas de desempeño se realiza el reconocimiento utilizando el clasificador de vecinos más cercanos con la medida restringida de la proporción de las distancias de los vecinos más cercanos. Asimismo se utilizó un procedimiento de validación cruzada en 3 particiones con el objetivo de validar el proceso de clasificación de forma imparcial. Este procedimiento es adecuado debido a

que el número de muestras por clases es limitado en la mayoría de las bases de datos de iris [29]. Este procedimiento permite que las medidas de desempeño obtenidas sean más fiables para valorar el poder discriminante de cada fuente de forma independiente. En un procedimiento de validación cruzada con k particiones, la base de datos es particionada en k subconjuntos de aproximadamente igual tamaño. Por lo tanto, $k - 1$ particiones son utilizadas para entrenar y la partición excluida se utiliza para prueba. El procedimiento se repite k veces dejando cada vez una partición diferente para prueba. Las medidas de desempeño obtenidas en cada partición se promedian para obtener un único valor de estas y entonces poder calcular las ponderaciones de cada fuente utilizando el procedimiento propuesto de ranking de medidas de desempeño de las fuentes de información utilizadas. En esencia las ponderaciones obtenidas representan el grado de fiabilidad con que cada fuente individual debe contribuir al proceso de fusión de información para obtener puntuaciones de comparaciones con mayor poder discriminante.

6.3. Experimentación.

En esta sección se presenta un protocolo de experimentación ideado para validar el método propuesto de extracción de características. Las experimentaciones fueron ejecutadas en Matlab R2012b utilizando varios sistemas distintos, tomaremos como referencia el menos potente de ellos: un portátil con procesador Core 2 Duo a 2.2 GHz con 4GB de memoria RAM. En este sentido se utilizaron las bases de datos CASIA-IrisV4-Interval, ICE 2005, MMU 2 y UBIRIS 1 para el desarrollo de experimentaciones exhaustivas, estas en su conjunto representan una gran variedad de imágenes capturadas bajo diferentes condiciones y con diferentes grados de afectación por factores de calidad. En un primer momento se desarrolla un análisis estadístico con el objetivo de valorar el poder complementario y el poder discriminatorio de cada fuente de información. Además se compara el desempeño del reconocimiento utilizando el método de fusión propuesto respecto al desempeño del reconocimiento utilizando otros métodos de fusión y utilizando las fuentes independientes. De esta forma se demuestra cual es la la forma más adecuada de fusión de las fuentes de información utilizadas. Las experimentaciones fueron desarrolladas en los modos de verificación e identificación. Posteriormente se compara el método propuesto de extracción de características con otros del estado del arte. Con el objetivo de realizar comparaciones justas con los

métodos del estado del arte sean ejecutados en las mismas condiciones de experimentación que el método propuesto (e.g. hardware, sistema operativo, datos, método de segmentación del iris, método de clasificación). Además se presentan resultados de pruebas de consumo de tiempo con el objetivo de demostrar lo adecuado que resulta el método propuesto respecto a los métodos del estado del arte para implementar aplicaciones reales.

6.3.1. Análisis estadístico de las fuentes de información.

El análisis estadístico presentado en esta sección tiene como objetivo demostrar las fortalezas de las fuentes de información utilizadas y de su combinación. La metodología que se describe en este apartado ha sido motivada tomando como base los conceptos expuestos en [156]. De esta forma, se persiguen 2 objetivos: valorar el poder complementario y valorar el poder discriminatorio. El poder complementario fue evaluado mediante la determinación de la correlación estadística entre las fuentes de información. Este tipo de análisis permite identificar el grado de similitud entre las fuentes de información. A través del análisis del poder discriminante de cada fuente de información y de la combinación de las mismas se puede juzgar el grado de fiabilidad en el proceso de reconocimiento de personas, así como identificar cuales de estas fuentes aportan la información más relevante. Una fuente de información ideal para reconocimiento de iris debe ser capaz de discriminar perfectamente entre las distribuciones de puntuaciones auténtico e impostor. Este debería ser el caso de fuentes de información con diferencias estadísticamente significativas entre sus respectivas distribuciones de puntuación auténtico e impostor.

Poder complementario.

El poder complementario fue analizado mediante el coeficiente de correlación Spearman's rho [157]. Spearman's rho representa uno de los coeficientes de correlación más utilizados para medir el grado de asociación entre 2 o más variables. Esto se debe en gran medida a que este coeficiente de correlación es menos costoso computacionalmente y es apropiado para procesar grandes conjuntos de datos. La Tabla 6-2 expone los valores de los coeficientes de correlación entre las fuentes de información. Los coeficientes fueron calculados entre pares de fuentes sobre cada base de datos. Estos coeficientes están definidos en el rango $[0, 1]$. De esta forma, los valores cercanos a 0 indican una correlación débil y los valores cercanos a 1 representan una correlación

Tabla 6-2: Coeficientes de correlación Spearman's rho entre las fuentes de información.

CASIA-IrisV4-Interval			
	Harris-Laplacian	Hessian-Laplacian	Fast-Hessian
Harris-Laplacian	1	0.1221	0.1619
Hessian-Laplacian	0.1221	1	0.2682
Fast-Hessian	0.1619	0.2682	1
ICE 2005			
	Harris-Laplacian	Hessian-Laplacian	Fast-Hessian
Harris-Laplacian	1	0.1437	0.2568
Hessian-Laplacian	0.1437	1	0.3452
Fast-Hessian	0.2568	0.3452	1
MMU 2			
	Harris-Laplacian	Hessian-Laplacian	Fast-Hessian
Harris-Laplacian	1	0.0937	0.1161
Hessian-Laplacian	0.0937	1	0.2610
Fast-Hessian	0.1161	0.2610	1
UBIRIS 1			
	Harris-Laplacian	Hessian-Laplacian	Fast-Hessian
Harris-Laplacian	1	0.1082	0.1226
Hessian-Laplacian	0.1082	1	0.1583
Fast-Hessian	0.1226	0.1583	1

fuerte.

En la Tabla 6-2 se puede observar que el valor más alto de correlación es 0.3452 el cual es menor que 1/2 del rango de posibles valores del coeficiente correlación Spearman's rho. Este elemento permite llegar a la conclusión de que ninguna de las fuentes de información guardan prácticamente correlación. Por lo tanto las fuentes de información utilizadas pueden contribuir con información diferente y de gran utilidad como parte del método propuesto de extracción de características del iris. De forma general, se puede destacar que las fuentes con menos correlación Harris-Laplace y Fast-Hessian sobre las 3 bases de datos; por el contrario las fuentes con mayor correlación son Fast-Hessian y Hessian-Laplace. De este análisis se puede deducir que existen 2 grupos de fuentes que aportan gran información de forma independiente: 1) Harris-Laplace y 2) Fast-Hessian y Hessian-Laplace. La comprobación de cual de estos 2 grupos aporta la información más discriminante se podrá corroborar mediante el análisis del poder discriminatorio que se presenta a continuación.

Poder discriminatorio.

El análisis del poder discriminatorio de las fuentes de información se comienza con un análisis de varianza unidireccional one-way ANOVA (siglas del término en inglés “one-way analysis of variance”). El análisis de varianza consiste en un procedimiento inferencial estadístico para evaluar la diferencia entre al menos 2 medias en un conjunto de datos para los cuales pueden ser computados al menos 2 medias [157]. El procedimiento clásico one-way ANOVA requiere la suposición de normalidad en las distribuciones auténtico e impostor de cada fuente de información. La prueba Kolmogorov-Smirnov de bondad de ajuste (término en inglés “Kolmogorov-Smirnov goodness-of-fit test”) comúnmente utilizada para probar suposición de normalidad es muy fiable en el caso de grandes muestras. En las experimentaciones realizadas se demuestra que ninguna de las distribuciones auténtico e impostor de ninguna de las fuentes de información cumplen el supuesto de normalidad. En todos los casos la hipótesis nula H_0 (los datos siguen una distribución normal) fue fuertemente rechazada con un $pvalue = 0$ con un nivel de significación del 5 %. Esto lleva a la utilización de la prueba de Kruskal-Wallis la cual constituye la versión no-paramétrica del clásico one-way ANOVA [157]. La Tabla 6-3 presenta algunas estadísticas de la aplicación de la prueba de Kruskal-Wallis. Para cada fuente de información en cada base de datos la Tabla 6-3 presenta las siguientes estadísticas: suma de los cuadrados (SC), media de los cuadrados (MC), estadístico chi-cuadrado (Chi) y significación del estadístico chi-cuadrado (PValue).

Como se puede apreciar en la Tabla 6-3, los PValue de cada fuente son inferiores a 0.005 en todas las bases de datos. Esto significa que se rechaza fuertemente la hipótesis nula H_0 (las medias en ambas poblaciones son iguales) a un nivel de significación del 5 %. Estos resultados confirman las diferencias significativas existentes entre las distribuciones auténtico e impostor de cada fuente de información utilizada en la presente investigación.

Adicionalmente, se utilizó un clasificador LDA para reconocer los patrones de iris utilizando las diferentes fuentes de información. Como fue descrito en el capítulo 2, el clasificador LDA representa un método típico de fusión supervisado. El proceso de reconocimiento fue desarrollado sobre instancias representadas por vectores de 3 valores los cuales constituyen las puntuaciones obtenidas con cada fuente de información. También se utilizó el clasificador LDA con las 3 fuentes de información de

Tabla 6-3: Estadísticas ANOVA de la prueba de Kruskal-Wallis.

CASIA-IrisV4-Interval				
Fuentes	SC	MC	Chi	PValue
Harris-Laplace	2.5957e+16	2.5957e+16	7.0537e+04	0.000
Hessian-Laplace	2.5120e+16	2.5120e+16	3.9697e+04	0.000
Fast-Hessian	2.5311e+16	2.5311e+16	2.5522e+04	0.000
ICE 2005				
Fuentes	SC	MC	Chi	PValue
Harris-Laplace	1.6642e+16	1.6642e+16	4.1796e+4	0.000
Hessian-Laplace	1.2282e+16	1.2282e+16	3.1073e+4	0.000
Fast-Hessian	1.8115e+16	1.8115e+16	3.9908e+4	0.000
MMU 2				
Fuentes	SC	MC	Chi	PValue
Harris-Laplace	5.6709e+13	5.6709e+13	1.7519e+04	0.000
Hessian-Laplace	5.5507e+13	5.5507e+13	7.2556e+03	0.000
Fast-Hessian	5.9189e+13	5.9189e+13	4.7879e+03	0.000
UBIRIS 1				
Fuentes	SC	MC	Chi	PValue
Harris-Laplace	2.8622e+14	2.8622e+14	3.1312e+04	0.000
Hessian-Laplace	3.0172e+14	3.0172e+14	2.3536e+04	0.000
Fast-Hessian	3.4248e+14	3.4248e+14	7.5724e+03	0.000

forma independiente. El desempeño del clasificador LDA fue evaluado utilizando el método de validación “holdout” [132]. En este método de validación se dividen los datos aleatoriamente en 60 % para entrenar y el restante 40 % para probar el clasificador. Los 4 esquemas de clasificación experimentados se ejecutan sobre la misma partición de los datos obtenidos para entrenar y probar. La Tabla 6-4 presenta algunas medidas de desempeño de gran utilidad en el análisis del poder discriminatorio. A pesar de que el esquema utilizado de fusión de las fuentes es aplicado no es el más indicado se puede apreciar que la fusión de las fuentes utilizadas en esta investigación es adecuada. Esto indica que el poder discriminante de las fuentes de información por independiente puede ser significativamente incrementado utilizando un método adecuado para la fusión de las mismas. También se puede concluir que ninguna de las fuentes de información representa la más discriminante al mismo tiempo en todas las bases de datos utilizadas, no siendo así el caso de la fusión con LDA que a pesar de

Tabla 6-4: Medidas de desempeño del reconocimiento utilizando las fuentes individuales y la fusión de las mismas.

	CASIA-IrisV4-Interval			ICE 2005			MMU 2			UBIRIS 1		
	AUC	EER	AUC	EER	AUC	EER	AUC	EER	AUC	EER	AUC	EER
Harris-Laplace	98.70	3.40	91.39	15.61	97.79	5.99	86.59	20.69				
Hessian-Laplace	98.54	4.68	85.68	21.15	96.74	7.82	88.49	17.76				
Fast-Hessian	98.30	5.26	93.35	14.31	98.52	5.52	90.62	17.47				
Fusión	99.27	2.37	94.31	12.28	99.31	3.00	93.22	13.65				

ser una fusión brusca siempre obtiene los mejores resultados.

6.3.2. Evaluación del desempeño con el método propuesto.

La evaluación del comportamiento del método propuesto se evaluó en ambos modos de reconocimiento verificación e identificación. Además se compara la bondad del reconocimiento del método propuesto con el obtenido con el reconocimiento mediante las fuentes de información individuales así como con las 3 reglas de fusión más conocidas (e.g. regla de suma, regla de mínimo, regla de máximo) sobre las fuentes de información utilizadas. El comportamiento en el modo de verificación se presenta mediante curvas ROC en las cuales se presentan explícitamente los valores de AUC de cada curva. También se presenta el desempeño de las variantes comparadas con el método propuesto en el modo de identificación a través de curvas CMC, donde las cuales especifican para cada método el valor de CRR at Rank-1.

Asimismo se utilizó un clasificador de vecinos más cercanos con la medida propuesta anteriormente, la cual consiste en una variante restringida de la proporción de las distancias de los vecinos más cercanos. Esto permite que se evalúe el comportamiento del reconocimiento utilizando datos de entrenamiento y así permite mejorar el desempeño del método propuesto. Para validar el desempeño del proceso de clasificación utilizó el método de validación cruzada en 3 particiones de cada base de datos considerada. EL procedimiento de validación cruzada permite hacer una validación del método propuesto de forma imparcial y rigurosa al mismo tiempo. Por lo tanto las tablas que se presentan a partir de ahora presentarán valores en el formato: valor promedio \pm desviación estándar como resultados únicos de las medidas obtenidas en las 3 particiones diferentes de cada base de datos. El proceso de validación cruzada en 3 particiones produce un número de comparaciones $NC = \frac{2n}{3} * \frac{n}{3} = \frac{2n^2}{9}$ en cada partición, donde n es el número de imágenes de cada base de datos. Es válido destacar que este mismo diseño experimental fue también utilizado para evaluar el desempeño del reconocimiento realizado con las fuentes por independientes y con las reglas de fusión comparadas.

El siguiente experimento trata con la comparación del desempeño del reconocimiento en el modo de verificación utilizando las fuentes de información por independientes, las fuentes combinadas con las otras reglas de fusión mencionadas anteriormente y con la fusión de las fuentes de información utilizando el método propuesto sobre las 4 bases de datos utilizadas. Las Figuras 6-7, 6-8, 6-9 y 6-10 muestran la compara-

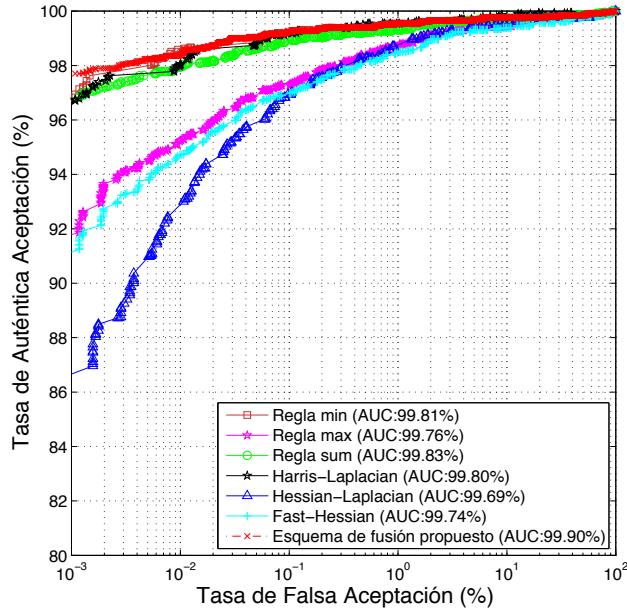


Figura 6-7: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

ción mediante curvas ROC de los diferentes métodos ejecutados sobre las 4 bases de datos utilizadas. El método propuesto mejora el desempeño del reconocimiento con las fuentes individuales y con los otros métodos de fusión en las 4 bases de datos. El mejor desempeño es obtenido con el método propuesto en términos de AUC es 99.90 % en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval, 98.58 % en la base de datos ICE 2005, 99.89 % en la base de datos MMU 2 y 99.05 % en la base de datos UBIRIS 1. En todas las bases de datos el método propuesto es seguido principalmente por los resultados obtenidos cuando se fusionan las fuentes de información con las reglas regla de mínimo y regla de suma. Los resultados más malos están caracterizados por valores de AUC 99.69 % con la fuente de información Hessian-Laplacian en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval, 92.75 % la fuente de información Hessian-Laplacian en la base de datos ICE 2005, 98.55 % la fuente de información Hessian-Laplacian en la base de datos MMU 2 y 97.39 % con la fusión de las fuentes de información mediante la regla de máximo en la base de datos UBIRIS 1.

En cuanto a la comparación en el modo de identificación, las Figuras 6-11, 6-12, 6-13 y 6-14 presentan curvas CMC que describen el desempeño del reconocimiento con

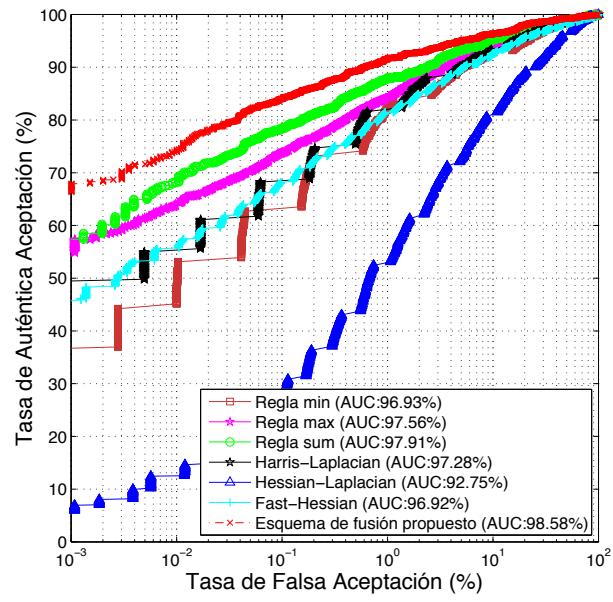


Figura 6-8: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos ICE 2005.

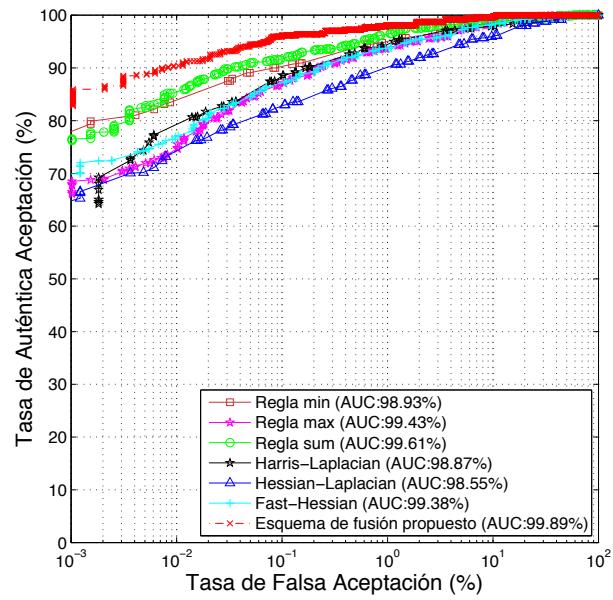


Figura 6-9: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos MMU 2.

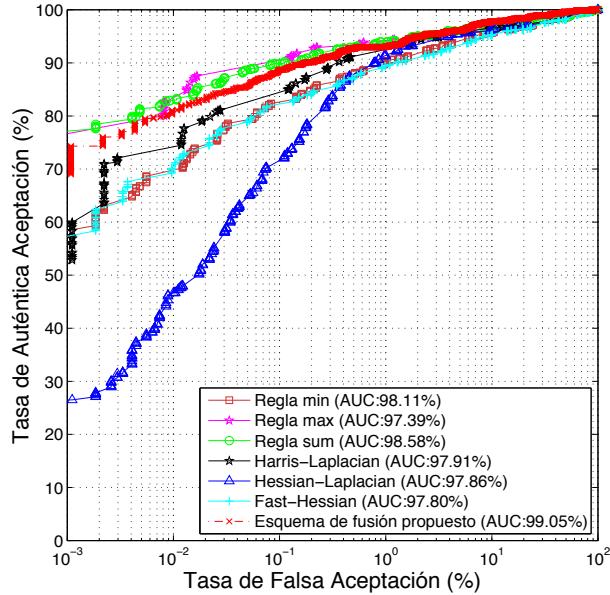


Figura 6-10: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas ROC sobre la base de datos UBIRIS 1.

los diferentes métodos comparados en cada una de las 4 bases de datos utilizadas. De la misma forma que en la experimentación anterior, se compara el desempeño del reconocimiento de las fuentes de información por independientes, las fuentes combinadas con las otras reglas de fusión mencionadas anteriormente y con la fusión de las fuentes de información utilizando el método propuesto sobre las 4 bases de datos utilizadas. En todas las bases de datos utilizadas, el método propuesto supera el desempeño del reconocimiento de los otros métodos comparados. Esta conclusión se basa principalmente en los resultados obtenidos de CRR at Rank-1 donde el método propuesto alcanza un 99.20 % en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval, 96.72 % en la base de datos ICE 2005, 98.08 % en la base de datos MMU 2 y 89.41 % en la base de datos UBIRIS 1. La regla de suma presenta resultados bastante precisos y que son los más cercanos a los obtenidos con el método propuesto. Los peores resultados en cuanto a CRR at Rank-1 son obtenidos por la fuente de información Fast-Hessian con 96.86 % en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval database, la fuente de información Hessian-Laplacian con 39.05 % en la base de datos ICE 2005, la fuente de información Hessian-Laplacian con 87.92 % en la base de datos MMU 2 y la fuente de información

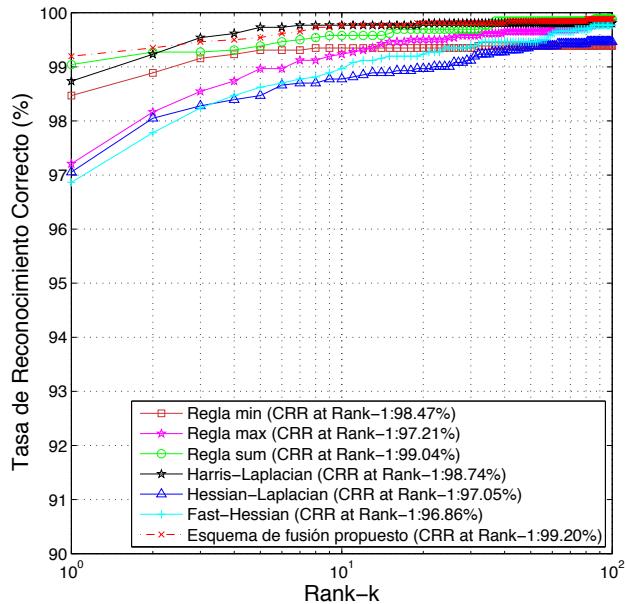


Figura 6-11: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

Fast-Hessian con 76.26 % en la base de datos UBIRIS 1.

De forma general, se puede observar que los mejores resultados se obtienen sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. Esto se debe principalmente al hecho de que la base de datos CASIA-IrisV4-Interval presenta las imágenes mejor contrastadas y con una adecuada resolución para la utilización de métodos de extracción de características basados en puntos de interés. También esta base de datos es la que mayor promedio de área del iris tiene respecto a las otras bases de datos, a pesar de las fuertes occlusiones que presenta provocadas por pestañas y párpados. Las imágenes de las bases de datos MMU 2 y UBIRIS 1 tienen menos resolución. También la base de datos UBIRIS 1 presenta mayor ruido en términos de variación de iluminación, emborronado por movimiento, perspectiva y desviación de la mirada de los individuos. Por lo tanto se puede concluir que el método propuesto es el más estable y con mejores resultados sobre las 4 bases de datos utilizadas. Además, se pudo corroborar lo adecuado que resulta el método de fusión propuesto para combinar el poder discriminante de las 3 fuentes de información utilizadas en la presente investigación.

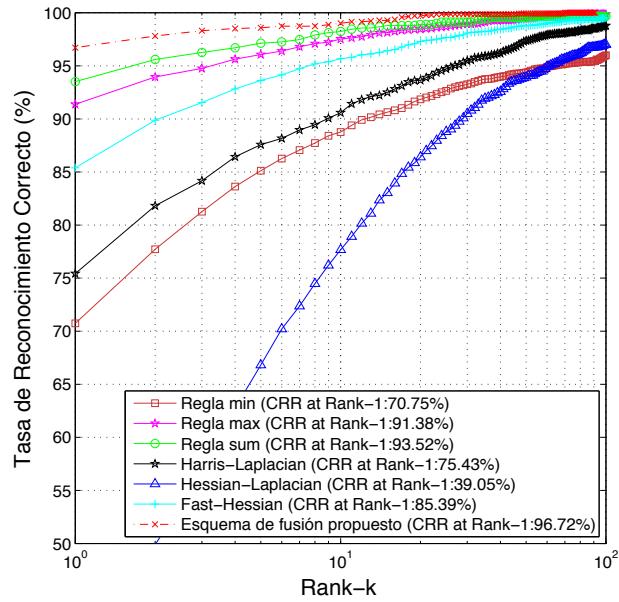


Figura 6-12: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos ICE 2005.

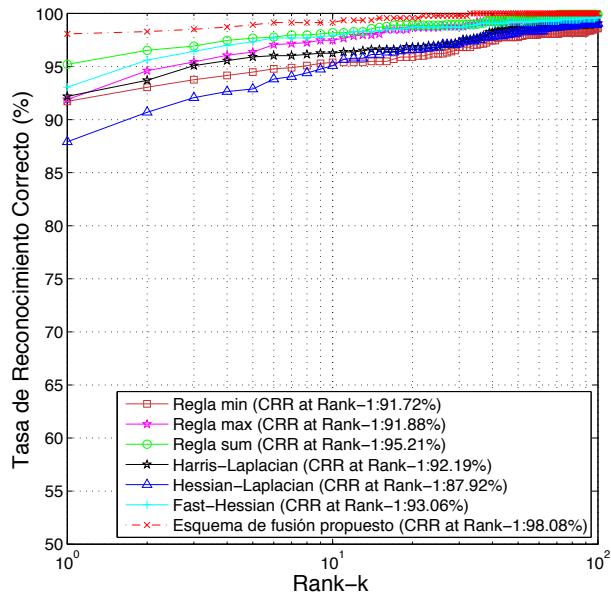


Figura 6-13: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos MMU 2.

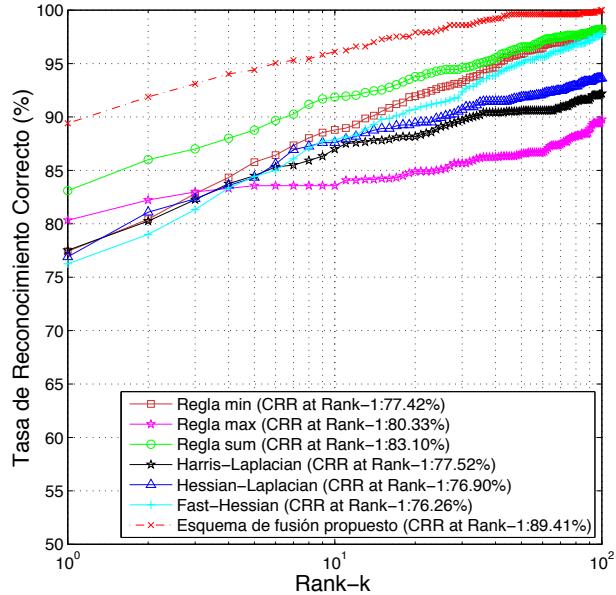


Figura 6-14: Comparación del desempeño del reconocimiento de iris utilizando las fuentes de información independientes y con varios esquemas de fusión mediante curvas CMC sobre la base de datos UBIRIS 1.

6.3.3. Comparación con métodos del estado del arte.

En esta sección se establece una comparación del método propuesto respecto a los métodos del estado del arte. Un estudio de referencia presentado en [35] provee un resumen del software más utilizado con el objetivo de poder comparar. En este sentido, para la comparación con el estado del arte se utilizaron códigos fuente parciales de algunos de ellos tales como: el código fuente de Libor Masek hecho en MATLAB [117], el Toolbox OSIRIS [119], el Toolbox USIT [35]. En las experimentaciones solo se utilizaron los módulos de extracción de características de algunos de estos softwares de referencia. El código de Libor Masek implementa el método de J. Daugman propuesto en [158] el cual se basa en filtros 1D Log-Gabor. El Toolbox OSIRIS implementa una variante del método de J. Daugman propuesto en [14] basado en bancos de filtros de Gabor. Con respecto al Toolbox USIT solo se utilizó la variante implementada del trabajo de L. Ma [134] la cual fue la que obtuvo los resultados más estables en las bases de datos utilizadas. Esta implementación se basa en la caracterización de variaciones de claves locales de la textura del iris.

Además, se utilizaron en la comparación otros 2 métodos basados en características SIFT que afirman obtener resultados robustos en reconocimiento de iris en condiciones no ideales. El primero es el método propuesto por C. Belcher y Y. Du [27] el cual consiste en la extracción de características utilizando SIFT en regiones de interés en el iris. El otro método utilizado es el propuesto por F. Alonso et al. [143] el cual se basa en la combinación al nivel de puntuación de características SIFT y de características extraídas con la transformada Log-Gabor wavelets. Para la obtención de los resultados de los métodos del estado del arte se utilizó el mismo protocolo de investigación descrito anteriormente en la experimentación con el método propuesto. Es decir, los métodos del estado del arte son aplicados sobre los resultados de segmentación con el método [6] y el desempeño del reconocimiento es validado con validación cruzada con 3 particiones. En la Tabla 6-5 se presentan algunas medidas de desempeño del método propuesto respecto a los métodos del estado del arte tales como: AUC, EER, GAR at FAR=0.00 % y CRR at Rank-1. En la Tabla 6-5 los resultados son presentados en orden ascendente por la columna que presenta la medida AUC.

Como puede apreciarse en la Tabla 6-5, el método propuesto de extracción de características supera a los métodos del estado del arte en las 4 bases de datos. El método propuesto alcanza el máximo valor de AUC, el mínimo valor de EER, el máximo valor de GAR at FAR=0.00 % y el máximo valor de CRR at Rank-1 en las 4 bases de datos. Los resultados del método propuesto son seguidos estrechamente por la variante de implementación del algoritmo de J. Daugman [158] y de F. Alonso et al. [143]. Los resultados experimentales de la Tabla 6-5 muestran la superioridad del método propuesto respecto a los trabajos del estado del arte. Además, el método propuesto es el más estable en términos de robustez bajo la gran variabilidad de calidad en las imágenes de las 4 bases de datos utilizadas.

Con el objetivo de demostrar la factibilidad de la utilización del método propuesto en términos de eficiencia, se ejecutaron varias pruebas de consumo de tiempo en las etapas de extracción de características y de comparación, incluyendo los métodos del estado del arte. La Tabla 6-6 presenta algunos resultados de mediciones de consumo de tiempo medido en unidades de segundos de la etapa de extracción de características. Los valores son presentados en orden ascendente por la columna que presenta los tiempos requeridos para procesar la base de datos CASIA-IrisV4-Interval.

En los resultados de la Tabla 6-6, se puede observar el coste computacional requerido

Tabla 6-5: Comparación de medidas de desempeño con métodos del estado del arte en cada base de datos. Los mejores resultados se resaltan en negrita.

CASIA-IrisV4-Interval					
	AUC	EER	GAR at FAR=0.00 %	CRR	at Rank-one
C. Belcher [27]	98.12±0.004	5.94±0.003	60.45±0.018	75.76±0.003	
L. Ma [134]	96.61±0.473	5.66±0.005	88.30±0.007	87.77±0.002	
J. Daugman [14]	98.47±0.282	4.30±0.005	81.84±0.017	82.34±0.006	
J. Daugman [158]	99.45±0.162	1.68±0.003	96.41±0.001	96.83±0.003	
F. Alonso [143]	99.63±0.002	1.37±0.003	97.27±0.004	96.95±0.005	
Método propuesto	99.90±0.159	0.55±0.003	98.50±0.003	99.20±0.007	
ICE 2005					
	AUC	EER	GAR at FAR=0.00 %	CRR	at Rank-one
C. Belcher [27]	97.13±0.304	9.14±0.003	23.02±0.031	52.81±0.006	
L. Ma [134]	93.70±1.130	10.70±0.019	79.35±0.035	59.52±0.019	
J. Daugman [14]	97.87±0.032	5.02±0.021	78.80±0.059	94.24±0.008	
J. Daugman [158]	97.75±0.157	5.21±0.002	71.59±0.004	86.57±0.011	
F. Alonso [143]	98.02±0.014	4.70±0.025	76.04±0.012	95.45±0.014	
Método propuesto	98.58±0.482	4.50±0.003	74.20±0.006	96.72±0.005	
MMU 2					
	AUC	EER	GAR at FAR=0.00 %	CRR	at Rank-one
C. Belcher [27]	97.80±0.004	7.55±0.008	52.06±0.013	76.40±0.014	
L. Ma [134]	97.94±0.622	5.22±0.004	81.22±0.009	88.50±0.012	
J. Daugman [14]	99.11±0.028	3.36±0.009	81.33±0.008	93.66±0.008	
J. Daugman [158]	99.16±0.234	3.78±0.006	68.42±0.017	91.12±0.014	
F. Alonso [143]	99.51±0.003	3.79±0.006	75.00±0.015	91.64±0.009	
Método propuesto	99.89±0.124	1.56±0.020	90.43±0.024	98.08±0.022	
UBIRIS 1					
	AUC	EER	GAR at FAR=0.00 %	CRR	at Rank-one
C. Belcher [27]	85.83±0.008	21.36±0.008	10.28±0.014	20.86±0.021	
L. Ma [134]	89.25±0.256	17.78±0.008	41.93±0.039	27.89±0.009	
J. Daugman [14]	94.38±0.115	12.45±0.007	40.73±0.009	53.18±0.003	
J. Daugman [158]	96.95±0.167	8.61±0.002	53.55±0.004	58.61±0.023	
F. Alonso [143]	96.75±0.001	8.98±0.003	54.79±0.006	58.67±0.014	
Método propuesto	99.05±0.109	3.50±0.007	81.60±0.011	89.41±0.029	

Tabla 6-6: Comparación de tiempos de la etapa de extracción de características respecto a los métodos del estado del arte. Los mejores resultados se resaltan en negrita.

	CASIA-IrisV4-Interval	ICE 2005	MMU 2	UBIRIS 1
J. Daugman [158]	0.0057	0.0059	0.0052	0.0042
L. Ma [134]	0.0128	0.0214	0.0127	0.0138
J. Daugman [14]	0.0164	0.0098	0.0163	0.0146
C. Belcher [27]	0.2542	0.1251	0.1472	0.1258
F. Alonso [143]	0.3716	0.1241	0.1542	0.1488
Método propuesto	0.6867	0.4213	0.3347	0.2952

Tabla 6-7: Comparación de tiempos de la etapa de comparación respecto a los métodos del estado del arte. Los mejores resultados se resaltan en negrita.

	CASIA-IrisV4-Interval	ICE 2005	MMU 2	UBIRIS 1
J. Daugman [158]	0.0062	0.0065	0.0060	0.0060
L. Ma [134]	0.0062	0.0068	0.0062	0.0062
J. Daugman [14]	0.0067	0.0062	0.0067	0.0066
C. Belcher [27]	0.0087	0.0079	0.0067	0.0065
Método propuesto	0.0115	0.0093	0.0028	0.0022
F. Alonso [143]	0.1303	0.0275	0.0256	0.0157

por los métodos basados en extracción de características mediante SIFT [27, 143].

La comparación no es justa puesto que el resto de los métodos son menos robustos respecto a imágenes de iris no ideales. Esto se acentúa con la utilización del método propuesto en este trabajo el cual requiere mayor coste computacional por la fusión de características SIFT de 3 fuentes de información. Sin embargo, el tiempo requerido para la etapa de comparación en todos los métodos basados en características SIFT (ver la Tabla 6-7) son equivalentes a los otros métodos del estado del arte y que se consideran los más eficientes. En una aplicación real que requiere la comparación de un individuo con una gran base de datos de identidades, la etapa más importante es la de comparación. Esta afirmación se basa en el hecho de que se asume que las identidades registradas están almacenadas como plantillas de características SIFT. Por lo tanto, los métodos basados en características SIFT son apropiados para implementar aplicaciones reales. En resumen, el método propuesto de extracción de características es el más adecuado debido a su robustez como se demostró en las diferentes experimentaciones desarrolladas con imágenes de condiciones de calidad variable.

Teniendo en cuenta las diferencias de consumo de tiempo, entonces una variante interesante a desarrollar en futuras aplicaciones para procesar imágenes de iris de buena o mala calidad puede ser como la que se propone en la Figura 6-15.

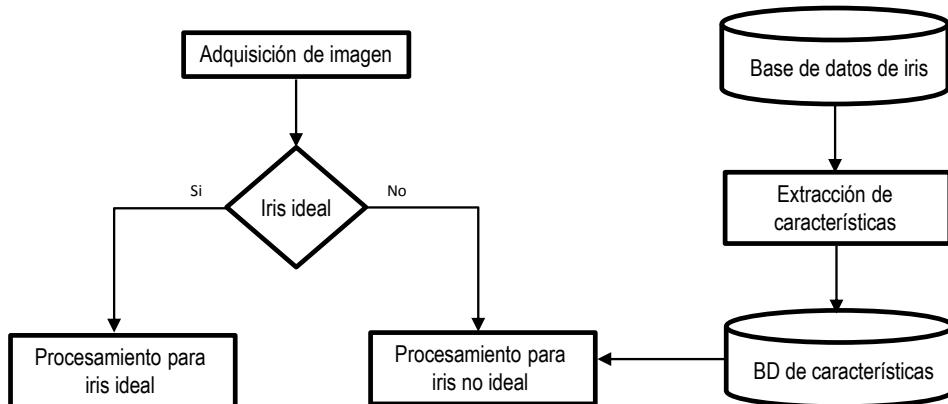


Figura 6-15: Esquema alternativo para utilizar identificando si la imagen del iris tiene buena o mala calidad.

6.4. Conclusiones.

En este capítulo se presentó un método robusto de extracción de características basado en análisis de puntos de interés para reconocimiento de iris en condiciones no ideales. El método propuesto es adecuado para operar con imágenes de calidad variable, su funcionamiento bajo el esquema de fusión propuesto de 3 fuentes de información al nivel de puntuación lo hace posible. El análisis estadístico desarrollado demuestra el poder complementario y discriminatorio de las fuentes de información utilizadas, así como el incremento del poder discriminante cuando estas fuentes son fusionadas con el esquema propuesto ante imágenes altamente texturadas o menos texturadas. El método propuesto se probó en 4 bases de datos las cuales en su conjunto representan un perfecto ejemplo de variabilidad de calidad en imágenes de iris. Los resultados obtenidos indican que el desempeño del método propuesto tiende a bajar de imágenes con menor resolución y donde se acentúan los factores de calidad, a pesar de que el método propuesto es el que se mantiene más robusto en todas las bases de datos utilizadas. Los mejores resultados se obtuvieron se obtuvieron en la base de datos CASIA-IrisV4-Interval. Esto es lógico ya que CASIA-IrisV4-Interval es la base de datos que mejor promedio de tamaño de área en el iris, tiene imágenes con mejor contraste respecto a las otras 3 bases de datos utilizadas, a pesar de que está grandemente afectada por oclusiones de párpados y pestañas. Los métodos de extracción de características basados en puntos de interés detectados en el espacio de

escala requieren una adecuada cantidad de información para representar de forma fiable la información discriminante de una imagen capturada. Además, en este capítulo se demostró la superioridad del método propuesto respecto a los métodos del estado del arte en los modos de verificación e identificación. A pesar de que la etapa de extracción de características del método propuesto consume un tiempo considerable, la etapa de comparación es bastante eficiente respecto a los tiempos requeridos por los métodos del estado del arte. Por lo tanto, se puede concluir que el método propuesto es apropiado para implementar aplicaciones reales.

PARTE IV

“Conclusiones y trabajos futuros”

Conclusiones y trabajos futuros

En la presente investigación se presentó un método de reconocimiento de iris para condiciones no ideales. La utilización de esta nueva propuesta posee las ventajas de que no requiere una segmentación muy precisa del iris, no requiere que se normalice la región del iris como en los métodos tradicionales (esto permite evitarnos un coste computacional adicional y el problema de aliasing [1]), es robusto ante oclusiones provocadas por pestañas, párpados y otras fuentes de ruido en las imágenes. Las principales contribuciones de este trabajo se desarrollan en 4 direcciones principales: revisión y análisis profundos del campo del reconocimiento de iris utilizando métodos bibliométricos, segmentación del iris utilizando un esquema de gradientes agregados en puntos de interés de arcos sucesivos, segmentación de párpados utilizando un esquema de optimización de características geométricas de trozos de contornos y extracción de características del iris utilizando un esquema de fusión de puntuaciones de 3 fuentes de información, donde la fusión se realizó teniendo en cuenta ponderaciones obtenidas del ranking de medidas de desempeño de cada fuente. De forma general todos los objetivos planteados se cumplieron y a continuación se presentan con más detalles las principales conclusiones de la investigación desarrollada:

- Se presentó detalladamente una serie de conceptos básicos que facilitan el estudio del campo del reconocimiento de iris, así como los principales aportes desarrollados en este campo de investigación, y los autores que pueden ser considerados como más relevantes o influyentes. Además se identificaron las empresas más activas en la publicación de patentes y las patentes más citadas sobre reconocimiento de iris lo cual permite conocer el grado de permisividad para reproducir estos aportes con fines académicos o comerciales.
- En la revisión profunda desarrollada del campo del reconocimiento de iris mediante el estudio bibliométrico del período 2000-2012 se presentaron una serie de elementos importantes, los cuales particularmente son de gran utilidad para los investigadores que se inician en este campo de investigación. Como resultado de este estudio bibliométrico se logró identificar el progreso actual y las tendencias en las investigaciones sobre reconocimiento de iris. Como resultado del estudio

bibliométrico se pudo comprobar que las principales contribuciones aportadas al campo de investigación se produjeron en los últimos 5 años del período analizado con un 66 % del total de las publicaciones analizadas. Destacar además que los rankings de los autores más productivos y de los más citados no coinciden, por lo tanto se propuso un ranking más concluyente sobre los autores líderes con mayor impacto en el campo de investigación sobre la base de medidas de la calidad de la producción científica y de liderazgo de los investigadores. Otro elemento estudiado fue el patrón de colaboración de los autores más productivos donde se aprecia un alto grado de colaboración entre diferentes grupos de investigación. También se clasificaron los temas de investigación más relevantes en 3 categorías principales, lo cual permitió identificar eficientemente los temas de investigación que son prometedores para trabajos futuros. Además, los futuros investigadores sobre reconocimiento del iris deben conocer los contenidos de los artículos de los autores líderes con mayor impacto puesto que ellos son los que han realizado las aportaciones más significativas.

- Se ha presentado un método de segmentación del iris que se mantiene robusto con respecto a imágenes con grandes variaciones de factores de calidad (incluidas en las bases de datos CASIA-IrisV4-Interval y UBIRIS 1). El método propuesto basado en la detección de los bordes circulares que modelan los bordes interno y externo del iris utilizando un esquema de análisis de gradientes agregados en puntos de interés de arcos sucesivos, es una solución robusta y eficiente para la segmentación del iris. Esto pudo comprobarse mediante exhaustivas comparaciones respecto a segmentaciones manuales de 2 expertos por cada base de datos. Las exhaustivas comparaciones fueron avaladas con el desarrollo de un análisis estadístico avanzado sobre comparaciones múltiples de los resultados obtenidos de la calidad de las segmentaciones con el método propuesto y de la calidad de las segmentaciones con métodos del estado del arte sobre las bases de datos utilizadas. También se presentó una prueba de eficiencia de las segmentaciones teniendo en cuenta los tiempos de ejecución, en la cual se demostró la factibilidad de la utilización de métodos automáticos en la segmentación de imágenes del iris y lo competente que resulta el método propuesto respecto a los otros métodos del estado del arte utilizados, así como las principales recomendaciones para incrementar la eficiencia del método propuesto.

- Se ha propuesto un nuevo método de segmentación de párpados para la segmentación precisa del iris en sistemas que lo requieran. El método propuesto se basa en un esquema de selección de trozos de contornos mediante optimización exacta con múltiples objetivos de características geométricas de trozos de contornos, donde una vez obtenido el conjunto de soluciones optimales se selecciona la solución que mejor ajusta al párpado con la utilización de un sistema de inferencia difusa de Mamdani que modela el concepto difuso de párpado. Los resultados obtenidos en las comparaciones de la segmentación con el método propuesto respecto a 2 segmentaciones de referencia sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval muestran que es muy preciso. Asimismo se demostró que con la utilización del método propuesto se mitigan los efectos adversos de las oclusiones por los párpados sobre las prestaciones del reconocimiento de iris. Los mejores resultados del reconocimiento sobre la base de datos CASIA-IrisV4-Interval se obtienen cuando se utiliza el método propuesto de segmentación de párpados y se descartan las imágenes de iris afectadas con más de un 20 % de oclusión provocada por los párpados.
- Además, se ha propuesto un método de extracción de características basado en un esquema de fusión de puntuaciones de 3 fuentes de información de detectores de puntos de interés en el espacio de escala, y que resulta de gran utilidad para reconocimiento de iris en condiciones no ideales. El método propuesto es muy apropiado para operar con imágenes de calidad variable, su funcionamiento bajo el esquema de fusión propuesto teniendo en cuenta ponderaciones obtenidas del ranking de medidas de desempeño de cada fuente lo hace posible. También se presentó un análisis estadístico para demostrar el poder complementario y discriminatorio de las fuentes de información utilizadas, así como el incremento del poder discriminante cuando estas fuentes se fusionan con el esquema propuesto para reconocer iris en condiciones de calidad no ideales. Los resultados obtenidos indican que el desempeño del método propuesto tiende a bajar en imágenes con menor resolución y donde se acentúan los factores de calidad, a pesar de que el método propuesto respecto a los métodos del estado del arte es el que se mantiene más robusto y estable en las bases de datos CASIA-IrisV4-Interval, ICE 2005, MMU 2 y UBIRIS 1. La superioridad del método propuesto respecto a los métodos del estado del arte se comprobó en los modos de verificación e

identificación. A modo de conclusión se puede destacar que los métodos de extracción de características basados en puntos de interés detectados en el espacio de escala requieren una adecuada cantidad de información para representar de forma fiable la información discriminante de una imagen capturada.

- La solución propuesta puede utilizarse tanto en problemas en tiempo real ya que a pesar de que la etapa de extracción de características del método propuesto consume un tiempo considerable la etapa de comparación es bastante eficiente respecto a los tiempos requeridos por los métodos del estado del arte y por tanto bastaría con tener codificada previamente la base de datos con los sujetos.
- Considerando las conclusiones anteriores, la conclusión fundamental es que se aporta un nuevo método de reconocimiento de iris que puede ser utilizado en condiciones no ideales.

7.1. Trabajos futuros.

El desarrollo del presente trabajo ha permitido la identificación de líneas de trabajo futuras para contribuir al desarrollo del reconocimiento de iris en condiciones no ideales. En especial se pueden destacar las siguientes líneas más concretas:

- Desarrollar nuevos estudios bibliométricos más específicos de las temáticas relacionadas con el reconocimiento de iris en condiciones no ideales para identificar el grado de avance en cada una de las mismas. De igual forma, se puede plantear un estudio similar en campos afines.
- Desarrollar una nueva variante del método propuesto de segmentación del iris que incorpore información del espacio de escala para ganar en robustez.
- Desarrollar nuevas variantes de segmentación de objetos utilizando esquemas de optimización de múltiples características geométricas de trozos de contornos.
- Desarrollar un nuevo detector de puntos de interés en el espacio de escala que logre integrar a ese nivel los puntos más relevantes bajo enfoques de detección de esquinas y detección de blobs con el objetivo de conformar un detector más robusto ante imágenes de calidad de textura variable. De esta forma, tratando

de buscar un equilibrio entre la calidad de los puntos de interés detectados de diferentes naturalezas quizás se pueda contribuir a la obtención de un nuevo mecanismo de selección de escala más apropiado.

- Desarrollar un esquema jerárquico de reconocimiento del iris que determine el proceso a seguir en función de los valores obtenidos para los distintos índices de calidad (calculados de forma eficiente).
- Continuar investigando en la obtención de nuevos métodos de reconocimiento de iris basados en segmentación menos precisa sobre el área del iris para extraer características basadas en puntos de interés detectados en el espacio de escala y así enfrentar con mayor robustez los problemas habituales de reconocimiento en condiciones no ideales. En este sentido, también sería interesante integrar información discriminante de la región periocular a este esquema de trabajo.
- Desarrollar un Toolbox con los métodos propuestos para liberarlo bajo el dominio de licencia pública GNU GPL(GNU General Public License) para que pueda ser reutilizado en futuras investigaciones sobre reconocimiento de iris. Este Toolbox deberá ser compatible para ejecutarse en herramientas informáticas como Matlab o Octave.

Bibliografía

- [1] H. Proenca and L. Alexandre, “Iris recognition: an analysis of the aliasing problem in the iris normalization stage,” in *International conference on computational intelligence and security*, vol. 2, 2006.
- [2] J. Pelaez and J. M. D. na, “A majority model in group decision making using qma-owa operators,” *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 21, no. 2, pp. 193–208, 2006.
- [3] T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk, “Local invariant feature detectors: A survey,” *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, vol. 3, no. 3, pp. 177–280, 2007.
- [4] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, “Speeded-up robust features (surf),” *International Journal on Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346–359, 2008.
- [5] V. Dorairaj, N. Schmid, and G. Fahmy, “Performance evaluation of non-ideal iris based recognition system implementing global ica encoding,” in *Proceeding International Conference on Image Processing ICIP*, vol. 3, pp. 285–288, 2005.
- [6] Y. Alvarez-Betancourt and M. Garcia-Silvente, “A fast iris location based on aggregating gradient approximation using qma-owa operator,” in *Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2010.
- [7] S. Shah and A. Ross, “Iris segmentation using geodesic active contours,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 4, no. 4, pp. 824–836, 2009.
- [8] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [9] A. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, “An introduction to biometric recognition,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 4–20, 2004.

-
- [10] Y. Alvarez-Betancourt and M. Garcia-Silvente, “An overview of iris recognition: a bibliometric analysis of the period 2000-2012,” *Scientometrics*, pp. 1–31, 2014.
 - [11] S. Z. Li and A. K. Jain, eds., *Encyclopedia of Biometrics*. Springer US, 2009.
 - [12] A. Bertillon, “Tableau de l’iris humain,” *Bulletin de la Société d’anthropologie de Paris*, vol. 3, no. 4, 2, pp. 384–387, 1892.
 - [13] L. Flom and A. Safir, “Iris recognition system,” *US Patent No. 4, 641, 349*, 1987.
 - [14] J. Daugman, “Biometric personal identification system based on iris analysis,” *US Patent No. 5, 291, 560*, 1994.
 - [15] R. Wildes, “Iris recognition: An emerging biometric technology,” in *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, 1997.
 - [16] Noh, K. Pae, C. Lee, and J. Kim, “Multiresolution independent component analysis for iris identification,” in *Proceedings International Conference on Circuits/Systems Computers and Communications*, (Phuket, Thailand), 2002.
 - [17] S. Sirohey, A. Rosenfeld, and Z. Duric, “A method of detecting and tracking irises and eyelids in video,” *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 6, pp. 1389–1401, 2002.
 - [18] K. Wai-Kin and D. Zhang, “Detecting eyelash and reflection for accurate iris segmentation,” *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 17, no. 6, pp. 1025–1034, 2003.
 - [19] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, “Personal identification based on iris texture analysis,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 12, 2003.
 - [20] J. Daugman, “How iris recognition works,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 21–30, 2004.
 - [21] C. Sanchez-Avila and R. Sanchez-Reillo, “Two different approaches for iris recognition using gabor filters and multiscale zero-crossing representation,” *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 2, pp. 231–240, 2005.

- [22] J. Daugman, "New methods in iris recognition," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 37, no. 5, pp. 1167–1175, 2007.
- [23] D. M. Monro, S. Rakshit, and D. Zhang, "Dct-based iris recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 4, pp. 586–595, 2007.
- [24] H. Proen  a and L. A. Alexandre, "Toward noncooperative iris recognition: A classification approach using multiple signatures," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 4, pp. 607–612, 2007.
- [25] J. Daugman and C. Downing, "Effect of severe image compression on iris recognition performance," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 3, no. 1, pp. 52–61, 2008.
- [26] Z. He, T. Tan, Z. Sun, and X. Qiu, "Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 9, pp. 1670–1684, 2009.
- [27] C. Belcher and Y. Du, "Region-based sift approach to iris recognition," *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 47, no. 1, pp. 139–147, 2009.
- [28] N. D. Kalka, J. Zuo, N. A. Schmid, and B. Cukic, "Estimating and fusing quality factors for iris biometric images," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, vol. 40, no. 3, pp. 509–524, 2010.
- [29] K. Roy, P. Bhattacharya, and C. Suen, "Towards nonideal iris recognition based on level set method, genetic algorithms and adaptive asymmetrical svms," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24, no. 3, pp. 458–475, 2011.
- [30] A. D. Rahulkar and R. S. Holambe, "Partial iris feature extraction and recognition based on a new combined directional and rotated directional wavelet filter banks," *Neurocomputing*, vol. 81, pp. 12–23, 2012.
- [31] S. Rakshit and D. M. Monro, "Medical conditions: Effect on iris recognition," in *IEEE 9Th International Workshop on Multimedia Signal Processing, MMSP 2007*, pp. 357–360, 2007.

-
- [32] J. R. Matey, O. Naroditsky, K. Hanna, R. A. Y. Kolczynski, D. J. Loiacono, S. Mangru, M. Tinker, and W. Y. Zhao, “Iris on the move: Acquisition of images for iris recognition in less constrained environments,” in *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, pp. 1936–1946, 2006.
 - [33] K. W. Bowyer, K. Hollingsworth, and P. J. Flynn, “Image understanding for iris biometrics: A survey,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 2, pp. 281–307, 2008.
 - [34] R. Chen, X. Lin, and T. Ding, “Liveness detection for iris recognition using multispectral images,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 12, no. 33, pp. 1513–1519, 2012.
 - [35] C. Rathgeb, A. Uhl, and P. Wild, *Iris Biometrics. From Segmentation to Template Security*. Springer Science+Business Media, LLC, 2013.
 - [36] K. Roy, P. Bhattacharya, and C. Y. Suen, “Iris segmentation using game theory,” *Signal, Image and Video Processing*, vol. 6, pp. 301–315, 2012.
 - [37] L. Birgale and M. Kokare, “Iris recognition without iris normalization,” *Journal of Computer Science*, vol. 9, no. 6, pp. 1042–1047, 2010.
 - [38] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Nakajima, “An effective approach for iris recognition using phase-based image matching,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 10, pp. 1741–1756, 2008.
 - [39] Z. Sun and T. Tan, “Ordinal measures for iris recognition,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 12, pp. 2211–2226, 2009.
 - [40] C. Sanchez-Avila and R. Sanchez-Reillo, “Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform,” *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 17, pp. 3–6, 2002.
 - [41] J. Huang and C. X. Ling, “Using auc and accuracy in evaluating learning algorithms,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 17, March 2005.

- [42] P. Li and H. Ma, "Iris recognition in non-ideal imaging conditions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 8, pp. 1012–1018, 2012.
- [43] J. Liu, Z. Sun, and T. Tan, "Distance metric learning for recognizing low-resolution iris images," *Neurocomputing*, vol. 144, pp. 484–492, 2014.
- [44] K. K. Sung and T. Poggio, "Example-based learning for view-based human face detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 1, pp. 39–51, 1998.
- [45] P. Viola and M. Jones, "Robust real-time face detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137–154, 2004.
- [46] Y. Chen, S. C. Dass, and A. K. Jain, "Localized iris image quality using 2-d wavelets," in *International Conference on Biometrics* (D. Zhang and A. Jain, eds.), pp. 373–381, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005.
- [47] N. D. Kalka, J. Zuo, N. A. Schmid, and B. Cukic, "Image quality assessment for iris biometric," in *Biometric Technology for Human Identification III*, 2006.
- [48] R. A. Jarvis, "Focus optimization criteria for computer image processing," *Microscope*, vol. 24, no. 2, pp. 163–180, 1976.
- [49] G. Zhang and M. Salganicoff, "Method of measuring the focus of close-up image of eyes," tech. rep., United States Patent 5953440.
- [50] B. J. Kang and K. R. Park, "A study on iris image restoration," in *International Conference on Audio- and Video- Based Biometric Person Authentication*, pp. 31–40, 2005.
- [51] A. Rav-Acha and S. Peleg, "Two motion-blurred images are better than one," *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 3, pp. 311–317, 2005.
- [52] L. Yuan, J. Sun, L. Quan, and H. Shum, "Image deblurring with blurred/noisy image pairs," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 26, no. 1, 2007.
- [53] T. Chien, Wen-Chao, and W. Che-Yen, "Restoration of linear motion and out-of-focus blurred images in surveillance systems chung-hao chen," in *IEEE Xplore*, pp. 17–20, 2008.

-
- [54] R. P. Wildes, G. L. G. J. C. Asmuth, J. R. M. S. C. Hsu, R. J. Kolczynski, and S. E. McBride, “A system for automated iris recognition,” in *IEEE Workshop Mach. Vis.*, pp. 121–128, 1994.
 - [55] J. Cui, Y. Wang, T. Tan, L. Ma, and Z. Sun, “A fast and robust iris localization method based on texture segmentation,” in *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, vol. 5404, pp. 401–408, 2004.
 - [56] Z. He, T. Tan, Z. Sun, and X. Qiu, “Robust eyelid, eyelash and shadow localization for iris recognition,” in *Proceedings of the International Conference on Image Processing*.
 - [57] M. Tae-Hong and P. Rae-Hong, “Eyelid and eyelash detection method in the normalized iris image using the parabolic hough model and otsu’s thresholding method,” *Pattern Recognition Letters*, pp. 1138–1143, 2009.
 - [58] R. Gonzalez and E. Woods, *Digital Image Processing*. 2nd ed. Upper Saddle River, N J: Prentice Hall, 2002.
 - [59] R. P. Wildes, J. Asmuth, S. C. Hsu, R. J. Kolczynski, J. R. Matey, and S. E. McBride, “Automated, noninvasive iris recognition system and method,” tech. rep., U.S. Patent 5 572 596, 1996.
 - [60] E. C. Lee, K. R. Park, and J. Kim, “Fake iris detection by using purkinje image,” in *International Conference on Biometrics*, pp. 397–403, Springer LNCS 3832, 2006.
 - [61] S. Rakshit and D. M. Monro, “Iris image selection and localization based on analysis of specular reflection,” in *IEEE Workshop on Signal Processing Applications for Public Security and Forensics, SAFe ’07*, pp. 1 – 4, 2006.
 - [62] J. Zhu and J. Yang, “Subpixel eye gaze tracking,” in *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, (Washington, D.C.), pp. 124–129, 2002.
 - [63] A. Ross and K. N. A. Jain, *Handbook of Multibiometrics*. 1st edn. Springer, New York, USA, 2006.
 - [64] A. Jain, K. Nandakumar, and A. Ross, “Score normalization in multimodal biometric systems,” *Pattern Recognition*, vol. 38, pp. 2270–2285, 2005.

- [65] M. Wöllmer, M. Al-Hames, F. E. B. Schuller, and G. Rigoll, “A multidimensional dynamic time warping algorithm for efficient multimodal fusion of asynchronous data streams,” *Neurocomputing*, vol. 73, pp. 366–380, 2009.
- [66] Y. Cui, Z. Jin, and J. Jiang, “A novel supervised feature extraction and classification fusion algorithm for land cover recognition of the off-land scenario,” *Neurocomputing*, vol. 140, pp. 77–83, 2014.
- [67] X. Zhang, “Interactive patent classification based on multi-classifier fusion and active learning,” *Neurocomputing*, vol. 127, pp. 200–205, 2014.
- [68] X. Zhang and C. Liu, “Image annotation based on feature fusion and semantic similarity,” *Neurocomputing*, 2014.
- [69] C. Sanderson and K. K. Paliwal, “Information fusion and person verification using speech and face information,” *Research Paper IDIAP-RR , IDIAP*, pp. 02–33, 2002.
- [70] J. Kittler, M. Hatef, R. P. Duin, and J. Matas, “On combining classifiers,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, March 1998.
- [71] Y. Wang, T. Tan, and A. K. Jain, “Combining face and iris biometrics for identity verification,” in *Fourth International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, (Guildford, UK), pp. 805–813, 2003.
- [72] H.-A. Park and K. R. Park, “Iris recognition based on score level fusion by using svm,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, pp. 2019–2028, 2007.
- [73] A. Rattani and M. Tistarelli, “Robust multi-modal and multi-unit feature level fusion of face and iris biometrics,” in *International Conference on Biometrics* (M. Tistarelli and M. S. Nixon, eds.), pp. 960–969, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2009.
- [74] R. Choras, “Multimodal biometric personal authentication integrating iris and retina images,” in *Image Processing and Communications Challenges 2, AISC 84* (R. Choras, ed.), pp. 121–131, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.

-
- [75] V. Conti, C. Militello, F. Sorbello, and S. Vitabile, “A frequency-based approach for features fusion in fingerprint and iris multimodal biometric identification systems,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol. 40, no. 4, 2010.
 - [76] D. L. Woodard, S. Pundlik, P. Miller, R. Jillela, and A. Ross, “On the fusion of periocular and iris biometrics in non-ideal imagery,” in *International Conference on Pattern Recognition*, 2010.
 - [77] L. Latha and S. Thangasamy, “A robust person authentication system based on score level fusion of left and right irises and retinal features,” *Procedia Computer Science*, vol. 2, pp. 111–120, 2010.
 - [78] D. Sánchez and P. Melin, “Modular neural network with fuzzy integration and its optimization using genetic algorithms for human recognition based on iris, ear and voice biometrics,” in *Soft Computing for Recognition Based on Biometrics, SCI 312*, pp. 85–102, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.
 - [79] M. D. Marsico, M. Nappi, and D. Riccio, “Noisy iris recognition integrated scheme,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 1006–1011, 2012.
 - [80] N. Radha and A. Kavitha, “Rank level fusion using fingerprint and iris biometrics,” *Indian Journal of Computer Science and Engineering*, vol. 2, 2012.
 - [81] H. Benaliouche and M. Touahria, “Comparative study of multimodal biometric recognition by fusion of iris and fingerprint,” *The Scientific World Journal*, 2014.
 - [82] C. M. Sempere, “A survey of the european security market,” Tech. Rep. 43, DIW Berlin, German Institute for Economic Research, 2011.
 - [83] S. V. Sheela and P. A. Vijaya, “Iris recognition methods - survey,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 3, no. 5, pp. 0975–8887, 2010.
 - [84] A. Pritchard, “Statistical bibliography or bibliometrics,” *Journal of Documentation*, vol. 25, no. 4, 1969.
 - [85] K. H. Chen and P. Y. Liao, “A comparative study on world university rankings, a bibliometric survey,” *Scientometrics*, vol. 92, pp. 89–103, 2012.

- [86] Dong, G. Xu, X. Luo, Y. Cai, and W. Gao, “A bibliometric analysis of solar power research from 1991 to 2010,” *Scientometrics*, pp. 1–17, 2012.
- [87] F. Natale, G. Fiore, and J. Hofherr, “Mapping the research on aquaculture, a bibliometric analysis of aquaculture literature,” *Scientometrics*, vol. 90, pp. 983–999, 2012.
- [88] M. Pinto, M. I. Escalona-Fernández, and A. Pulgarín, “Information literacy in social sciences and health sciences: a bibliometric study (1974-2011),” *Scientometrics*, vol. 95, pp. 1071–1094, 2013.
- [89] A. A. C. Teixeira and L. Mota, “A bibliometric portrait of the evolution, scientific roots and influence of the literature on university-industry links,” *Scientometrics*, pp. 1–25, 2012.
- [90] H. Wang, M. Liu, S. Hong, and Y. Zhuang, “A historical review and bibliometric analysis of gps research from 1991-2010,” *Scientometrics*, pp. 1–10, 2012.
- [91] F. de Moya-Anegón, Z. Chinchilla-Rodriguez, B. Vargas-Quesada, E. Corera-Alvarez, F. J. M. noz Fernandez, A. Gonzalez-Molina, and V. Herrero-Solana, “Coverage analysis of scopus: A journal metric approach,” *Scientometrics*, vol. 73, no. 1, pp. 53–78, 2007.
- [92] L. I. Meho and K. Yang, “Impact of data sources on citation counts and rankings of lis faculty: Web of science versus scopus and google scholar,” *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 58, no. 13, pp. 2105–2125, 2007.
- [93] L. I. Meho and Y. Rogers, “Citation counting, citation ranking, and h-index of human-computer interaction researchers: A comparison of scopus andweb of science,” *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 59, no. 11, pp. 1711–1726, 2008.
- [94] L. Bornmann and D. Hans-Dieter, “The state of h index research,” *EMBO reports*, vol. 10, no. 1, pp. 1–6, 2009.
- [95] J. E. Hirsch, “An index to quantify an individual’s scientific research output,” in *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, vol. 102, pp. 16569–16572, 2005.

-
- [96] B. Jin, “h-index: an evaluation indicator proposed by scientist,” *Science Focus*, vol. 1, pp. 8–9, 2006.
 - [97] F. Moya-Anegón, V. P. Guerrero-Bote, L. Bornmann, and H. F. Moed, “The research guarantors of scientific papers and the output counting: a promising new approach,” *Scientometrics*, vol. 97, pp. 421–434, 2013.
 - [98] L. Bornmann, F. Moya-Anegón, and L. Leydesdorff, “The new excellence indicator in the world report of the scimago institutions rankings 2011,” *Journal of Informetrics*, vol. 6, pp. 333–335, 2012.
 - [99] E. Yan, Y. Ding, and Q. Zhu, “Mapping library and information science in china: a coauthorship network analysis,” *Scientometrics*, vol. 83, pp. 115–131, 2010.
 - [100] W.-L. Shiau and Y. K. Dwivedi, “Citation and co-citation analysis to identify core and emerging knowledge in electronic commerce research,” *Scientometrics*, vol. 94, pp. 1317–1337, 2013.
 - [101] J. B. Slyder, B. R. Stein, B. S. Sams, D. M. Walker, B. J. Beale, J. J. Feldhaus, and C. A. Copenheaver, “Citation pattern and lifespan: a comparison of discipline, institution, and individual,” *Scientometrics*, vol. 89, pp. 955–966, 2011.
 - [102] T. Kohonen, “Self-organizing maps,” *Springer, Berlin Heidelberg*, 1995.
 - [103] M. J. Burge and K. W. Bowyer, *Handbook of Iris Recognition*. Springer-Verlag London, 2013.
 - [104] Boles and Boashash, “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998.
 - [105] J. Hammerle-Uhl, E. Pschernig, and A. Uhl, “Cancelable iris biometrics using block re-mapping and image warping,” in *Proceedings of 12th International Information Security Conference* (P. Samarati, M. Yung, F. Martinelli, and C. Ardagna, eds.), vol. 5735, pp. 135–142, LNCS, Springer, New York, 2009.
 - [106] C. Tisse, L. Martin, L. Torres, and M. Robert, “Iris recognition system for person identification,” *Pattern Recognition in Information Systems*, pp. 186–199, 2002.

- [107] Y.-P. Huang, S.-W. Luo, and E.-Y. Chen, “An efficient iris recognition system,” in *International Conference of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 1, pp. 450–454, November 2002.
- [108] J. Gil and Y. Rubio, “A new method for iris pupil contour delimitation and its application in iris texture parameter estimation,” in *CIARP 2005*, pp. 631–641, Springer LNCS 3773, 2005.
- [109] F. Silva and E. Garea, “A fast adaboosting based method for iris and pupil contour detection,” in *CIARP 2005*, Springer LNCS 3773, 2005.
- [110] G. Sutra, S. Garcia-Salicetti, and B. Dorizzi, “The viterbi algorithm at different resolution for enhanced iris segmentation,” in *5th IAPR International Conference on Biometrics*, pp. 310–316, 2012.
- [111] A. Uhl and P. Wild, “Weighted adaptive hough and ellipsopolar transforms for real-time iris segmentation,” in *Proceedings of 5th International Conference on Biometrics*, (New York), pp. 283–290, IEEE, 2012.
- [112] A. Uhl and P. Wild, “Multi-stage visible wavelength and near infrared iris segmentation framework,” in *Proceedings of 9th International Conference on Image Analysis and Recognition* (A. Campilho and M. Kamel, eds.), vol. 7325, (New York), pp. 1–10, LNCS, Springer, 2012.
- [113] M. Vatsa, R. Singh, and A. Noore, “Improving iris recognition performance using segmentation, quality enhancement,match score fusion, and indexing,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 38, pp. 1021–1035, 2008.
- [114] J. M. D. na, *Modelado de los procesos de toma de decisión en entornos sociales mediante operadores de agregación OWA*. PhD thesis, Universidad de Málaga, España.
- [115] R. Yager, “Families of owa operators,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 59, no. 2, pp. 125–148, 1993.
- [116] J. Pelaez and J. M. D. na, “Majority additive-ordered weighting averaging: A new neat ordered weighting averaging operators based on the majority process,” *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 18, no. 4, pp. 469–481, 2003.

-
- [117] L. Masek and P. Kovesi, “Matlab source code for a biometric identification system based on iris patterns,” tech. rep., The School of Computer Science and Software Engineering, The University of Western Australia, 2003.
 - [118] A. Sivaraman, “Iris segmentation code, available online: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/15652-iris-segmentation-using-daugman-s-integrodifferential-operator>.”
 - [119] E. Krichen, B. Dorizzi, Z. Sun, and S. Garcia-Salicetti, *Guide to Biometric Reference Systems and Performance Evaluation*, ch. Iris recognition, pp. 25–49. Springer, New York, 2009.
 - [120] S. García and F. Herrera, “An extension on “statistical comparisons of classifiers over multiple data sets” for all pairwise comparisons,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 9, pp. 2677–2694, 2008.
 - [121] J. Demšar, “Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 7, pp. 1–30, 2006.
 - [122] M. Friedman, “The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 32, pp. 675–701, 1937.
 - [123] R. L. Iman and J. M. Davenport, “Approximations of the critical region of the friedman statistic,” *Communications in Statistics*, pp. 571–595, 1980.
 - [124] M. Bister, C. Yap, K. Ng, and C. Tok, “Increasing the speed of medical image processing in matlab,” *Biomedical Imaging and Intervention Journal*, vol. 3, no. 1, 2007.
 - [125] P. Li, X. Liu, L. Xiao, and Q. Song, “Robust and accurate iris segmentation in very noisy iris images,” *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 246–253, 2010.
 - [126] F. Rossant, B. Mikovicova, M. Adam, and M. Trocan, “A robust iris identification system based on wavelet packet decomposition and local comparisons of the extracted signatures,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010.

- [127] X. M. Liu, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn, “Experiments with an improved iris segmentation algorithm,” in *Proceedings of Fourth IEEE Workshop Automatic Identification, Advanced Technologies (AutoID)*, 2005.
- [128] E. H. Mamdani and S. Assilian, “An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller,” *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 7, no. 1, pp. 1–13, 1975.
- [129] K. Deb, *Search Methodologies*, ch. Multi-Objective Optimization, pp. 273–316. 2005.
- [130] C. A. C. Coello, C. Dhaenens, and L. Jourdan, *Advances in Multi-Objective Nature Inspired Computing*, ch. Multi-Objective Combinatorial Optimization: Problematic and Context. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.
- [131] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.
- [132] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, *Pattern recognition, fourth edition*. Elsevier, 2009.
- [133] C.-L. Tisse, L. Martin, L. Torres, and M. Robert, “Person identification technique using human iris recognition,” in *Vision Interface*, 2002.
- [134] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, “Efficient iris recognition by characterizing key local variations,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 6, pp. 739–750, 2004.
- [135] P. Yao, J. Li, X. Ye, Z. Zhuang, and B. Li, “Iris recognition algorithm using modified log-gabor filters,” in *International Conference on Pattern Recognition*, pp. 461–464, August 2006.
- [136] W. Boles and B. Boashash, “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 46, no. 4, pp. 1185–1188, 1998.
- [137] S. Chowhan and G. Shinde, “Evaluation of statistical feature encoding techniques on iris images,” in *WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering*, vol. 7, pp. 71–75, March 2009.

-
- [138] J. Gan and Y. Liang, “Applications of wavelet packets decomposition in iris recognition,” in *International Conference on Biometrics*, pp. 443–449, January 2006.
 - [139] Z. Zhiping, H. Maomao, and S. Ziwen, “An iris recognition method based on 2dwPCA and neural network,” in *Chinese Control and Decision Conference (CCDC 09)*, pp. 2357–2360, June 2009.
 - [140] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Nakajima, “An efficient iris recognition algorithm using phase-based image matching,” in *International Conference on Image Processing*, pp. 49–52, 2005.
 - [141] K. Roy and P. Bhattacharya, “Optimal features subset selection and classification for iris recognition,” *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2008, p. 20, 2008.
 - [142] K. Mikolajczyk and C. Schmid, “Scale & affine invariant interest point detectors,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 1, pp. 63–86, 2004.
 - [143] F. Alonso-Fernandez, P. Tome-Gonzalez, V. Ruiz-Albacete, and J. Ortega-Garcia, “Iris recognition based on sift features,” in *Proceedings of International Conference on Biometrics, Identity and Security*, pp. 1–8, 2009.
 - [144] A. Ross and M. S. Sunder, “Block based texture analysis for iris classification and matching,” in *IEEE Computer Society Workshop on Biometrics at the Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2010.
 - [145] Y. Du, C. Belcher, and Z. Zhou, “Scale invariant gabor descriptor-based noncooperative iris recognition,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, p. 13, 2010.
 - [146] H. Mehrotra, B. Majhi, and P. Gupta, “Robust iris indexing scheme using geometric hashing of sift keypoints,” *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 33, pp. 300–313, 2010.
 - [147] H. Mehrotra, B. Majhi, and P. Sa, “Unconstrained iris recognition using f-sif,” in *8th International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, 2011.

- [148] G. Santos and E. Hoyle, “A fusion approach to unconstrained iris recognition,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 984–990, 2012.
- [149] S. Sun, S. Yang, and L. Zhao, “Noncooperative bovine iris recognition via sift,” *Neurocomputing*, vol. 120, pp. 310–317, 2013.
- [150] K. Zuiderveld, “Contrast limited adaptive histogram equalization,” *Graphic Gems IV. San Diego: Academic Press Professional*, pp. 474–485, 1994.
- [151] T. Lindeberg, “Scale-space theory: A basic tool for analysing structures at different scales,” *Journal of Applied Statistics*, vol. 21, no. 2, pp. 224–270, 1994.
- [152] J. J. Koenderink, “The structure of images,” *Biological Cybernetics*, vol. 50, pp. 363–396, 1984.
- [153] K. Mikolajczyk and C. Schmid, “A performance evaluation of local descriptors,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, October 2005.
- [154] J. Fierrez-Aguilar, D. Garcia-Romero, J. Ortega-Garcia, and J. Gonzalez-Rodriguez., “Bayesian adaptation for user-dependent multimodal biometric authentication,” *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 8, pp. 1317–1319, 2005.
- [155] N. Jankowski and M. Grochowski, “Comparison of instances selection algorithms i. algorithms survey,” ICAISC 2004, LNAI 3070, pp. 598–603, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004.
- [156] P. Verlinde, G. Chollet, and M. Achery, “Multi-modal identity verification using expert fusion,” *Information Fusion*, vol. 1, pp. 17–33, 2000.
- [157] D. J. Sheskin, *Handbook of Parametric and nonparametric statistical procedures*. Chapman & Hall/CRC, 2004.
- [158] J. Daugman, “How iris recognition works,” in *Proceedings of 2002 International Conference on Image Processing*, vol. 1, 2002.