

UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR
INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN



PROYECTO FINAL DE CARRERA

**SEGMENTACIÓN DE IRIS MEDIANTE
CONTORNOS ACTIVOS**

Rocío Sanchiz Redondo
Leganés, 2011



PROYECTO FINAL DE CARRERA

SEGMENTACIÓN DE IRIS MEDIANTE CONTORNOS ACTIVOS

Autora:

Rocío Sanchiz Redondo

Tutora:

Judith Liu Jiménez

Dpto. Tecnología Electrónica
Universidad Carlos III de Madrid

Leganés, 2011

El éxito consiste en hacer de cada paso una meta y de cada meta un paso
C.C. Cortez

Agradecimientos

A la hora de mirar atrás y pensar en todos aquellos a quienes quieres dar las gracias, a quienes crees que debes una parte de esto, siento una gran satisfacción. Porque a pesar de lo difícil o agotador que haya podido resultar en algunos momentos entre todos habéis conseguido que mereciera la pena y que los recuerdos buenos sean los que prevalecen.

Gracias, en primer lugar, a mi familia, por la paciencia, por el apoyo, por haber confiado en mí siempre.

Gracias a mi tutora, Judith Liu Jiménez, por descubrirme el bonito e interesante mundo de la biometría, y por haber luchado porque este proyecto saliera adelante.

Gracias a los que primero fueron compañeros de clase y después grandes amigos: Olga, Marta, Natalia, Floris, Zaida, Vir, Boris, Alvarito, Jose Luis, Edu, Patri, Iván. Mi mejor recuerdo universitario, sin duda, sois vosotros.

Mis compañeros de trabajo, que hacen que madrugar cada día duela mucho menos, y con los que me he sentido integrada desde el principio: Joaquín, Antonio, Carlos, Maripaz, Juan, Montse, María...

Mis amigas que han aguantado lloros y rabietas, sin dejar de animarme ni un segundo: Alicia, Bea, Olga, Vir, Mariluz, Loli, Laura, Vero, Montse...

A Pablo, por hacer que las horas duren cinco minutos.

Gracias por haber hecho que todo fuera más sencillo

Resumen

En el presente Proyecto Fin de Carrera se exploran los fundamentos de la biometría, una de las más potentes tecnologías en el ámbito de la seguridad y cada vez más presente en la sociedad actual. En concreto se centra en el estudio de una técnica novedosa y hasta ahora poco empleada como son los contornos activos. A través de dicha tecnología el proyecto tiene como objetivo el reconocimiento biométrico de iris, quizá la que mayor proyección de futuro presenta de entre todas las técnicas existentes en la biometría. Para desarrollar este estudio sobre los contornos activos el Proyecto se apoya en otra herramienta biométrica de enorme importancia: la Transformada de Hough. Estas técnicas precisan de una explicación exhaustiva para su completa comprensión, a lo largo de esta memoria partiendo de los conceptos básicos se desarrollan los fundamentos esenciales teóricos y prácticos en los que se basa este estudio. Para llevar a cabo la implementación de los algoritmos necesarios se ha empleado el software matemático MATLAB R2007a.

El proyecto se presenta estructurado en cuatro partes: la primera de ellas consiste en una introducción teórica al mundo de la biometría, a la identificación de iris y en una panorámica de lo logrado hasta la fecha. La segunda parte recoge los fundamentos teóricos y matemáticos en que se basan las técnicas empleadas en el estudio. La tercera parte muestra los resultados obtenidos y el nivel de exactitud logrado tanto al emplear la Transformada de Hough como los contornos activos. Finalmente en la cuarta parte se exponen las conclusiones surgidas del estudio realizado y se proponen posibles líneas futuras de investigación en este ámbito.

Es interesante comentar que este proyecto nace de la necesidad de exponer un estudio claro sobre la posible utilización de los contornos activos en el campo de la identificación biométrica de iris dado que este tema había sido, hasta la fecha, menos explorado de lo debido dada su utilidad y el avance sobre técnicas anteriores que supone.

Índice general

Resumen	ix
I Introducción a la biometría	1
1. Introducción a la identificación biométrica	3
1.1. Introducción a la seguridad informática	3
1.2. Introducción a la biometría	4
1.2.1. Conceptos básicos	4
1.2.2. El origen de la biometría	5
1.3. Funciones: Verificación vs Identificación	6
1.4. Características de un identificador biométrico	8
1.5. Partes de un sistema biométrico	8
1.6. Técnicas biométricas	10
1.7. Mecanismos de seguridad basados en la biometría	13
II El iris en la biometría	15
2. Reconocimiento biométrico de iris	17
2.1. Análisis anatómico y fisiológico del ojo.	17
2.1.1. El iris	18
2.2. Identificación biométrica mediante iris	19
2.2.1. Historia del reconocimiento biométrico de iris	19
2.2.2. Fundamentos del reconocimiento biométrico de iris	21
2.2.3. Estado de la técnica.	24
2.2.4. Motivación y objetivos.	29
III Fundamentos teóricos de los métodos empleados	31
3. Detección de la pupila: la transformada de Hough	33
3.1. Introducción.	33

3.2.	La Transformada de Hough.	34
3.2.1.	Algoritmos de reconocimiento de líneas rectas.	35
3.2.2.	Algoritmo de reconocimiento de líneas curvas.	37
4.	Contornos activos. Detección del borde exterior del iris.	39
4.1.	Introducción.	39
4.2.	Contornos activos	39
4.2.1.	Energía interna	41
4.2.2.	Energía de imagen	43
4.2.3.	Energía de fuerzas externas	48
4.3.	El problema de variación	49
4.3.1.	La ecuación de Euler-Lagrange	49
4.3.2.	Ecuación de Euler-Lagrange para el modelo del contorno activo	51
4.3.3.	Métodos para resolver la ecuación de Euler-Lagrange para el modelo de contorno activo (Método de gradiente descendente)	53
4.4.	Alternativas al modelo original.	54
4.4.1.	El modelo de contorno activo con fuerza externa de “globo” .	55
4.4.2.	El modelo de contorno activo con fuerza externa de flujo de vector de gradiente (GVF)	55
IV	Algoritmo y resultados	59
5.	Implementación del algoritmo y resultados	61
5.1.	Base de datos empleada	62
5.2.	Desarrollo del algoritmo	62
5.2.1.	Etapas de procesamiento inicial	62
5.2.2.	Búsqueda de círculos	67
5.2.3.	Detección de borde exterior	70
5.3.	Conclusiones y resultados	71
V	Conclusiones	79
6.	Conclusiones y líneas futuras	81
6.1.	Conclusiones	81
6.2.	Líneas futuras	82
Presupuesto		85
6.3.	Fases del proyecto	85
6.4.	Costes de personal	85
6.5.	Costes de material	86
6.6.	Costes totales	86

ÍNDICE GENERAL

XIII

Bibliografía

87

Índice de figuras

1.1. Esquema de un sistema biométrico	9
1.2. Partes de un sistema biométrico	10
1.3. Tipos de sistemas biométricos	11
2.1. Esquema del ojo humano	17
2.2. Iris localizado mediante Iris Codes	20
2.3. Transformación del iris a coordenadas cartesianas	26
2.4. Método espiral-logarítmico para la conversión del sistema de referencia	27
3.1. Representación gráfica de la transformada de Hough	35
3.2. Plano real y plano de Hough	36
3.3. Plano real y plano de Hough para una línea en representación normal.	37
4.1. Comportamiento del contorno activo con diferentes valores para las constantes	43
4.2. Imagen original y resultado de aplicar el operador laplaciano.	45
4.3. Imagen original y resultado de aplicar el operador gradiente.	46
4.4. Convolución imagen original(izq.) con una función Gaussiana con $\sigma = 3$	47
4.5. Convolucion con funcion Gaussian con $\sigma = 1$ (en medio) y $\sigma = 3$ (der.).	48
5.1. Diagrama de fases del algoritmo desarrollado	63
5.2. Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 1	66
5.3. Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 2	66
5.4. Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 3	66
5.5. Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 4	67
5.6. Detección de la pupila	68
5.7. Detección de la pupila	69
5.8. Diagrama de fases del algoritmo para el contorno activo	72
5.9. Detección del borde exterior del iris	73
5.10. Detección del borde exterior del iris	74
5.11. Detección del borde exterior del iris	75
5.12. Detección del borde exterior del iris	76

Índice de tablas

5.1. Valores significativos	70
6.1. Fases del proyecto	85
6.2. Coste de personal	86
6.3. Costes de material	86

Parte I

Introducción a la biometría

Capítulo 1

Introducción a la identificación biométrica

En este capítulo se describirán de manera general los conceptos básicos de la biometría, su utilización en el ámbito de la seguridad informática, las diferentes técnicas existentes y las ventajas que proporcionan en este campo, así como las características generales de funcionamiento de un sistema biométrico.

1.1. Introducción a la seguridad informática

Desde tiempos inmemoriales el ser humano ha sentido la necesidad de proteger el acceso por parte de individuos no deseados a lugares privados o información personal. De esta forma, a partir de la obsesión por la seguridad, surge el desarrollo de diversas técnicas para evitar accesos indebidos a parcelas privadas que han de estar protegidas por un motivo u otro. En una sociedad como la actual, denominada sociedad de la información, la seguridad supone un tema primordial, dado que aspectos fundamentales de la vida cotidiana están basados en el uso de información confidencial de gran importancia como números de cuentas bancarias, información de tipo empresarial, accesos a determinadas fuentes de información privadas y un sinnúmero de aplicaciones que implican la necesidad de mantener un acceso restringido de personas.

Por este motivo surge la necesidad de desarrollar sistemas cuya función sea preservar la seguridad del usuario en cuanto al acceso a esta información privada. De igual modo que la biometría, proviene de muchos siglos atrás y podemos encontrar remontándonos atrás en el tiempo mecanismos de seguridad inventados por el hombre para evitar precisamente el acceso por parte de extraños a información confidencial, así ya en la época de los romanos aparecen los códigos como medio de transmisión cifrada de información, o la escítala que utilizaban los griegos para

encriptar y ocultar datos privados ante ojos ajenos. Son famosos los mecanismos utilizados durante la Segunda Guerra Mundial basados en discos y rotores para llevar a cabo el cifrado de la información. Todo esto, llevó poco a poco al desarrollo y posterior uso de los ordenadores, para desarrollar algoritmos criptográficos más complejos, que permitiesen llevar a cabo los procesos de intercambio de información de manera más o menos fiable. Sin embargo, ninguno de los procesos desarrollados hasta la fecha garantiza que no se puedan configurar procesos análogos e inversos que permitan descodificar la información en curso aunque ello requiera gran tiempo y complejidad.

Por ello las actuales líneas de investigación tratan de garantizar que esta seguridad no sea ficticia sino permanente a través de técnicas como, por ejemplo, la biometría y la criptografía cuántica. Mientras esta última se estudia en un ámbito exclusivamente teórico hasta la fecha la biometría es una realidad en la práctica hoy día, desarrollándose nuevos avances y obteniéndose excelentes resultados en aspectos relacionados fundamentalmente con el control de accesos mientras es introducida en otros campos como la domótica.

Al margen de la biometría, tema que se tratará en mayor profundidad en adelante, para el desarrollo de sistemas de seguridad pueden utilizarse diferentes esquemas:

- Conocimiento: Basado en cierta información o dato conocido por el usuario (por ejemplo una contraseña).
- Posesión: Basado en un elemento físico (llave o tarjeta).
- Característica: Basado en un elemento que forma parte del usuario (biometría).

Lógicamente la combinación de estos tres factores conducirá al logro de mayores niveles de seguridad, por ejemplo la combinación de la tarjeta de crédito con el código PIN asociado. Sin embargo de esta forma aumenta también el nivel de complejidad del sistema. Así por ejemplo las técnicas biométricas pueden combinarse con las tarjetas inteligentes (smart cards), tarjetas que tienen la habilidad de almacenar grandes cantidades de información tanto biométrica como de cualquier otro tipo, de manera que combinando ambas tecnologías se logran ventajas tanto en el incremento de la seguridad como en cuanto a funcionalidad.

1.2. Introducción a la biometría

1.2.1. Conceptos básicos

Se define la biometría como la ciencia o el estudio de métodos automáticos para el reconocimiento único de humanos basándose en sus características físicas o de comportamiento, es decir a través de atributos que el ser humano posee de

manera intrínseca. La palabra se deriva de las raíces griegas "bios" (vida) y "metron" (medida).

El término biometría comprende un amplio espectro de tecnologías mediante el uso de las cuales se permite verificar la identidad de una persona a partir del análisis de la medida de estas características, confiando en atributos propios de cada individuo en lugar de en cosas que conocen o poseen.

Las huellas dactilares, la retina, el iris, los patrones faciales o la geometría de la palma de la mano, representan ejemplos de características físicas (estáticas), mientras que entre los ejemplos de características del comportamiento se incluye la firma, el paso y el tecleo (dinámicas).

La capacidad para la identificación biométrica llevada a cabo por cualquier persona es algo innato, ya que siempre se ha utilizado esta técnica de manera inconsciente para reconocer a una persona por la calle o en una fotografía por ejemplo. Los distintos tipos de tecnología biométrica varían en complejidad, capacidades y modo de funcionamiento y pueden ser usadas para verificar o establecer la identidad de una persona. Sin embargo comparten igualmente elementos comunes. Todos hacen uso de dispositivos de adquisición de información adaptados a cada caso en particular, tales como cámaras o escáneres para obtener imágenes, registros o medidores, al igual que de software y hardware adaptado para extraer, codificar, almacenar y comparar las características medidas. Este carácter automático de los sistemas biométricos permite que el proceso de toma de datos y decisión sea muy rápido en algunos casos de tan solo de unos segundos de tiempo real.

Este grupo de diversas tecnologías puede ser usado por si solo o en combinación con algunos de los otros factores con el fin de reforzar la seguridad. La biometría presenta diversas ventajas respecto a las tecnologías desarrolladas en base a otros elementos, sobre todo en el hecho de que en ningún momento se le puede perder u olvidar a una persona su característica biométrica a diferencia de, por ejemplo, una contraseña, siendo de esta forma sólo susceptible de falsificación, y, aún así, en muchos casos esta posibilidad de fraude al sistema ha sido estudiada y eliminada. La tecnología es por tanto capaz de aprovechar rasgos característicos de las personas, ya sean de carácter físico o comportamentales, para llevar a cabo el reconocimiento de una persona de manera automática.

1.2.2. El origen de la biometría

A pesar de que en un primer momento pueda parecer al hablar de identificación biométrica que se trate de una técnica futurista esto no es completamente cierto. Desde hace cientos de años existía la identificación basada de alguna forma en este sistema. Está comprobado, que en la época de los faraones, en el Valle del Nilo (Egipto) se utilizaban los principios básicos de la biometría para verificar a los individuos que participaban en diferentes operaciones comerciales y judiciales. Mu-

chas son las referencias de personas, que en la antigüedad, han sido identificadas por diversas características físicas y morfológicas como cicatrices, medidas, color de los ojos, tamaño de la dentadura. Esta clase de identificación se utilizaba, por ejemplo, en las zonas agrícolas, donde las cosechas eran almacenadas en depósitos comunitarios a la espera de que sus propietarios dispusieran de ellas. Los encargados de cuidar estos depósitos debían identificar a cada uno de los propietarios cuando estos hicieran algún retiro de su mercadería, utilizando para esta tarea principios básicos de biometría como eran sus rasgos físicos. Ésto es lógico, ya que al no disponer en este momento de otros medios se utilizaban las características de cada individuo que pudieran identificarle unívocamente.

En el siglo XIX comienzan las investigaciones científicas en este ámbito con el objetivo de desarrollar un sistema de identificación de personas con fines judiciales. A raíz de estas investigaciones se logran importantes avances en el tema y se comienzan a utilizar los rasgos morfológicos únicos en cada persona para la identificación. De alguna manera esto lo consiguió, durante la segunda mitad del siglo XIX, el francés Alphonse Bertillon. El funcionario de la Prefectura de Policía de París logró desarrollar, con las limitaciones de la época, una base de datos con las características fisiológicas de 1.500 procesados por delitos violentos en esa localidad. Aunque Bertillon menospreciaba la utilidad de los rastros dactilares al ser para él simples "marcas distintivas" su método se impuso en la Francia decimonónica, al punto que obtuvo el cargo de jefe nacional de identificación. El método (por aquel entonces denominado "bertillonage") incluía datos tales como la longitud de la mano izquierda, el largo y el ancho del cráneo, la longitud de la oreja izquierda y otros. Sirvió, por ejemplo, para determinar la verdadera identidad de perseguidos reincidentes. A más de cien años de la muerte de Bertillon, ya en el siglo XX, los métodos más aceptados de identificación se basan en la colección de rastros dactilares y, últimamente, de muestras de ácido desoxirribonucleico (ADN), cuyos grados de confiabilidad resultan casi infalibles. Hoy en día y como bien es conocido, la mayoría de los países del mundo utiliza las huellas digitales como sistema práctico y seguro de identificación. Con el avance tecnológico nuevos instrumentos aparecen para la obtención y verificación de huellas digitales. Además comienzan a ser utilizados otros rasgos morfológicos como variantes de identificación, por ejemplo el iris del ojo (en el que se centra este estudio) o la voz.

Actualmente la biometría se presenta en un sin fin de aplicaciones, demostrando ser, posiblemente, el mejor método de identificación humana.

1.3. Funciones: Verificación vs Identificación

Dependiendo de la aplicación requerida, los sistemas biométricos pueden ser usados en modo de verificación o de identificación. La verificación, también denominada autenticación, se utiliza para determinar que una persona realmente es quien dice

ser. Por otro lado la identificación o reconocimiento se usa para establecer la identidad de una persona. Ninguna comparación resulta perfecta en los sistemas, tanto de verificación como de identificación, ya que hay que garantizar que los patrones obtenidos son en todos los casos únicos, por tanto, el sistema deberá establecer un umbral que determine la tolerancia en el grado de semejanza, entre el patrón de prueba obtenido y la muestra registrada en la base de datos, siendo este umbral el que determina el límite entre el acceso permitido y el no permitido. Para ello tras la comparación de ambos patrones se lleva a cabo una medida de disimilaridad con el fin de obtener el grado de diferencia entre ambos en formato numérico que será comparado con el umbral predefinido para llevar a cabo la decisión oportuna. Veamos todas estas definiciones de una forma más precisa:

Verificación vs. Identificación.

Estas definiciones que se enfocan en este proyecto para el caso específico de las técnicas basadas en iris son válidas para todas las modalidades biométricas.

Identificación

El proceso de determinar cuál es la identidad de una entidad contra una base de datos contenedoras de entidades conocidas (realizar una comprobación entre una colección de entidades A, B, C,..., Z para saber si esta X). Esta parte no pertenece a la segmentación de iris pero si es incorporada en el reconocimiento de iris, donde la segmentación es importante, ya que su salida determina la característica (sub-imagen) a comparar.

Verificación

El proceso de aseverar si una entidad concuerda con la cual se compara (prueba de si X es el mismo que Y). En segmentación de iris, es la comprobación de qué partes de la imagen son iris. En el reconocimiento de iris es contrastar las características obtenidas (iris segmentado) con la almacenada y comprobar si coincide. En este escenario, en la segmentación de iris, se puede dar por cada componente (píxel) de la imagen cuatro determinadas salidas.

- Verdadera Aceptación: Sucede cuando el sistema determina que el píxel forma parte del iris y realmente es así.
- Falsa Aceptación: Sucede cuando el sistema determina que el píxel forma parte del iris y realmente no es así.
- Verdadera Negación: Sucede cuando el sistema determina que el píxel no forma parte del iris y realmente no forma parte de él.
- Falsa Negación: Sucede cuando el sistema determina que el píxel no forma parte del iris y realmente sí es parte de él.

Un dato importante y a menudo utilizado como métrica de fiabilidad es el Equal-Error Rate (EER), es una cantidad numérica que especifica cuando es idéntica la relación entre la falsa negación y la falsa aceptación.

1.4. Características de un identificador biométrico

Para que un sistema biométrico sea eficiente el elemento en que se basa debe reunir las siguientes cualidades:

- **Permanencia:** la característica no debe cambiar con el tiempo, o hacerlo muy lentamente.
- **Unicidad:** la existencia de dos personas con una característica idéntica debe tener una probabilidad muy pequeña. Esto es lógico, de otra forma no podría asegurarse la identificación.
- **Universalidad:** cualquier persona debe poseer esa característica. De otro modo el sistema no resultaría útil.
- **Cuantificación:** la característica ha de poder ser medida en forma cuantitativa, ya que si ésto no fuese así no podría realizarse la comparación.

A continuación se mostrará el esquema de un sistema biométrico y las partes que lo componen.

1.5. Partes de un sistema biométrico

El funcionamiento de un sistema biométrico puede resumirse en el esquema que se muestra en la siguiente figura:

En él se puede observar fácilmente los pasos seguidos en el proceso de identificación:

1. En primer lugar la imagen o característica biométrica es adquirida y procesada (extracción de las características fundamentales).
2. A continuación esta imagen (o las características derivadas de ella) se almacenan en una base de datos que será consultada más adelante.
3. Finalmente en el momento en que se realiza la identificación se produce un paso similar inicial, de nuevo se captura una imagen (o se mide la característica en que se basa el proceso) del individuo objeto de análisis y se procesa para ser

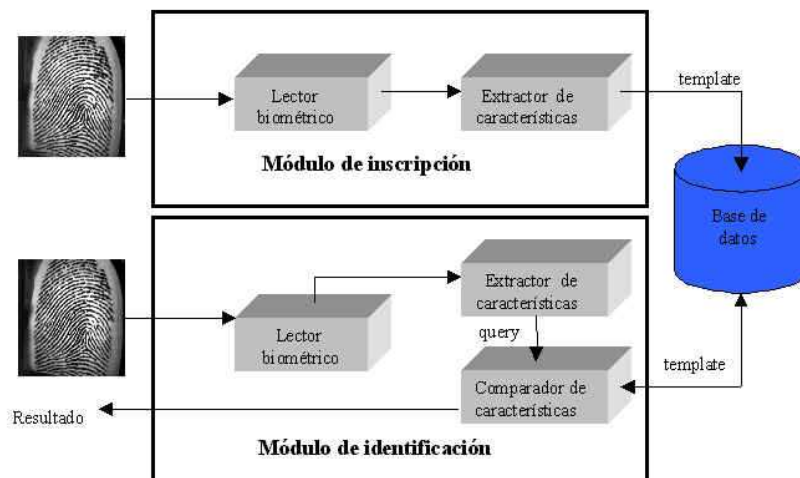


Figura 1.1: Esquema de un sistema biométrico

comparada con el registro almacenado en la base de datos. Como resultado de esta comparación se establece si la identificación es positiva o negativa.

A partir de la observación del proceso seguido por los sistemas biométricos podemos distinguir de forma general tres bloques importantes en todos ellos:

- Un mecanismo para la obtención de datos, lógicamente se trata de una cámara o cualquier sensor para capturar la imagen (analógica o digital) o característica (voz, escritura, etc) que intervenga en el proceso de identificación.
- El software encargado de procesar y comparar la característica biométrica a analizar.
- La interfaz con la aplicación biométrica para interactuar con los elementos relativos al acceso una vez realizada la identificación.

En función de la complejidad del rasgo y de su tratamiento se hará uso de dispositivos más o menos complejos, así por ejemplo un sistema de reconocimiento mediante el patrón venoso de la retina necesita de cámaras adaptadas de alta resolución. Posteriormente la información obtenida es tratada, como hemos comentado, para que el ordenador pueda extraer de esta los datos relevantes y necesarios para el buen funcionamiento del sistema, tras lo cual y aplicados los algoritmos necesarios, se obtiene el patrón (template), mediante la cual se identifica a un usuario en particular. Este patrón se almacena o sirve como elemento de comparación dependiendo del proceso que esté teniendo lugar en el sistema. Si es el primer caso se almacenará en una base de datos y será la muestra accesible por el sistema de seguridad para posteriores comparaciones. Es en el bloque de decisión en el que se llevarán a

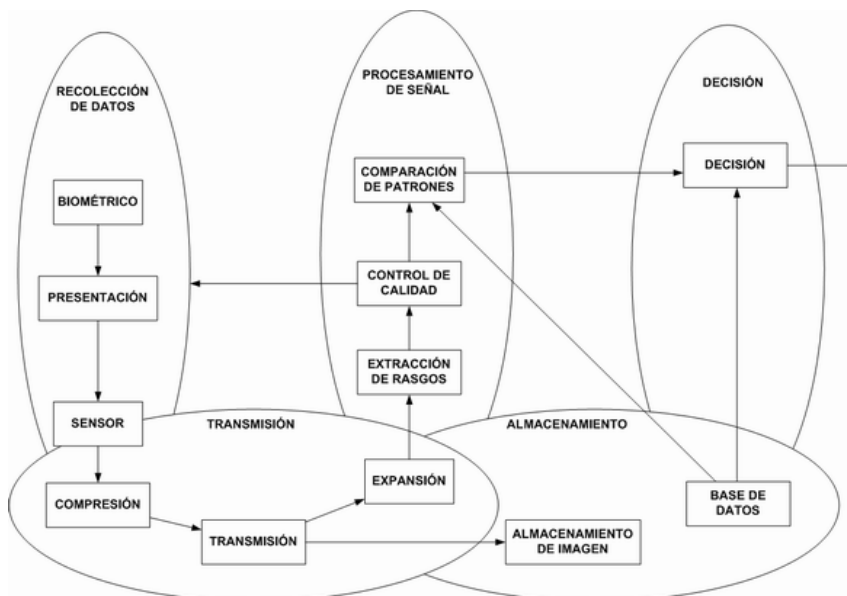


Figura 1.2: Partes de un sistema biométrico

cabo estas comparaciones y en función del resultado la identificación concluirá como positiva o negativa, como se había comentado anteriormente.

1.6. Técnicas biométricas

Como hemos visto brevemente en este trabajo existen diversas técnicas biométricas basadas en diferentes características del individuo objeto de la identificación. En función del rasgo en que se basa el sistema biométrico podemos establecer una clasificación:

- **Biometría estática o fisiológica:** Basada en el análisis y medida de características físicas, es decir, aquellas vinculadas y relacionadas con determinados órganos y sistemas del cuerpo humano. Dentro de este grupo se encuentran entre otras: huella dactilar, iris y retina, geometría de la mano, etc.
- **Biometría dinámica:** Basada en características psicológicas o de comportamiento del individuo, o lo que es lo mismo basada en rasgos funcionales o de conducta. Algunas de ellas pueden ser: dinámica de tecleo, reconocimiento de voz, reconocimiento de firma escrita, etc.
- **Mixtos:** Aquellos sistemas que emplean conjuntamente las características descritas anteriormente. Son los menos habituales.

Las características físicas de un usuario son relativamente estables, sin embargo una característica relativa al comportamiento puede verse alterada por diversos mo-

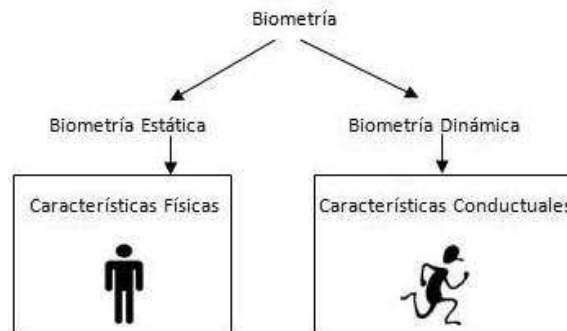


Figura 1.3: Tipos de sistemas biométricos

tivos psicológicos o de situación, lo que implica que en muchos casos sea necesario que los sistemas basados en estas características permitan la actualización de los patrones de los usuarios. En cambio una característica física permanece invariable a lo largo del tiempo, por ello se considera que éstas son más seguras a la hora de basar en ellas un sistema de seguridad.

Algunas de las más importantes técnicas de identificación biométrica son las siguientes:

- Reconocimiento biométrico facial. El funcionamiento básico de esta técnica consiste en analizar las características de la imagen de la cara de una persona, obtenida mediante una cámara digital. A partir de esta imagen se miden la estructura facial general, incluyendo las distancias entre ojos, nariz y boca, y otros aspectos de modificación más acusada como los contornos superiores de la cuenca de los ojos, el área circundante de los pómulos o los contornos cercanos a la boca. Estas medidas se almacenan en una base de datos, y se usan como base para la comparación sobre la imagen que se toma posteriormente del sujeto.
- Reconocimiento biométrico de huellas dactilares. El método para el análisis de huellas dactilares toma una imagen de la huella para llevar a cabo un proceso que consiste en el análisis de las espirales, arcos y curvas que se registran junto con los patrones de crestas, surcos y puntos específicos locales de los caballetes que se localizan tanto en los finales de los mismos como en las bifurcaciones (minucias), de los cuales se determina la posición x e y, y las variables direccionales. La extracción de características se determina por los datos obtenidos por la impresión producida por las crestas de las yemas de los dedos. La información obtenida es almacenada y el software realiza un mapa con el emplazamiento relativo de los puntos minutiae en el dedo, buscando información de estos puntos similar en los archivos de la base de datos.
- Geometría de la mano. A diferencia de las huellas dactilares, las manos de una

persona no tienen porqué ser únicas, no siendo los rasgos característicos de la mano lo suficientemente descriptivos para llevar a cabo una identificación de manera exitosa. Sin embargo la combinación de varios rasgos y medidas tanto de los contornos como de los dedos, y las relaciones entre estas, permiten llevar a cabo procesos de verificación totalmente válidos, para lo cual esta técnica emplea numerosas medidas de la mano incluyendo anchura y altura, la longitud de los dedos, el contorno de los nudillos y la distancia entre articulaciones. A pesar de que la geometría y tamaño de la mano humana permanece casi estable durante la etapa de vida adulta de las personas, es posible que se vean ligeramente afectadas por otros factores naturales y relativos al entorno y esto supone una desventaja frente a otros métodos.

- Reconocimiento biométrico de retina. Esta técnica biométrica analiza el fino estrato de la parte posterior del ojo, que procesa la luz que atraviesa la pupila, y que contiene numerosos vasos sanguíneos. Para escanear esta superficie es necesario hacer uso de una fuente de luz infrarroja de baja intensidad, y de un conector óptico capaz de interpretar los patrones de estos vasos con una elevada precisión. Es obligatorio para ello que el usuario se quite las gafas o lentillas, de modo que esto no impida el paso de la luz emitida, y coloque el ojo cercano al dispositivo, enfocándolo hacia un determinado punto. Los patrones de la retina son rasgos altamente distintivos, de este modo cada ojo tiene su patrón totalmente único de vasos sanguíneos, incluso si comparamos el ojo izquierdo y derecho de una persona o los ojos de dos hermanos gemelos, al igual que ocurre con el iris. Aunque en general el patrón de cada ojo permanece constante a lo largo de la vida de un ser humano, este puede verse afectado por ciertas enfermedades como el glaucoma, la diabetes, subidas de presión sanguínea, etc. A pesar de que la precisión y eficacia de estos sistemas es muy elevada, esta técnica tiene como grandes desventajas la molestia causada al usuario durante su utilización y el coste elevadísimo de hardware que requiere.
- Reconocimiento de iris. Esta técnica es la base fundamental de este proyecto por lo que será objeto de estudio con mayor profundidad en los capítulos sucesivos. El proceso biométrico de reconocimiento mediante iris se basa en el análisis del característico anillo de color que circunda la pupila del ojo y los resultados derivados del uso de este mecanismo muestran bajas tasas de error.
- Reconocimiento de voz.

En los sistemas de reconocimiento de voz el objetivo no es identificar lo que el usuario está diciendo, sino reconocer una serie de rasgos distintivos como puede ser un conjunto de sonidos y sus características para poder confirmar si el usuario realmente es quien dice ser. Se trata de una técnica basada en el comportamiento. Los instrumentos para el reconocimiento de voz miden el espectro de ésta en el tiempo. Esta forma de reconocimiento está basada en la similitud entre la voz recogida por un sensor y la voz almacenada en uno de

los patrones.

- Reconocimiento de firma. La verificación de la firma de un usuario es un proceso que trata de reconocer la firma manuscrita de un individuo cualquiera. Es también, al igual que la técnica anterior, uno de los tipos de reconocimiento de tipo dinámico o de comportamiento. La firma es tratada como una serie de movimientos que contiene información biométrica propia de cada persona, tal como ritmo de escritura, aceleración o el flujo de presión ejercida durante el proceso. Por tanto se puede decir que esta tecnología trata de analizar como cada persona lleva a cabo su firma en base a su propio comportamiento.

1.7. Mecanismos de seguridad basados en la biometría

Como ya hemos comentado, con motivo de satisfacer la creciente demanda en cuanto a sistemas de seguridad, la identificación personal basada características biométricas ha estado recibiendo gran atención durante las últimas décadas.

Estas técnicas biométricas pueden ser muy efectivas en la identificación de personas dado que miden rasgos que en mayor o menor medida son distintivos de cada persona, siendo precisamente el grado de singularidad de estos rasgos lo que determina la efectividad y la seguridad del proceso de identificación. El hecho de ser características fuertemente ligadas a cada individuo, confieren a estas técnicas una mayor confianza.

El futuro en el mercado de los sistemas biométricos depende lógicamente de las necesidades de uso que se puedan llegar a crear sobre ellos y sobre las aplicaciones derivadas de ellos, su usabilidad y el factor económico (que afectarán de manera importante al usuario final) son de indispensable consideración a la hora de diseñar y desarrollar el sistema.

Ciertas aplicaciones han sufrido un gran auge en los últimos tiempos al surgir técnicas que han permitido su desarrollo de forma más sencilla, y precisamente por ello han adquirido gran importancia. Algunas de ellas pueden ser:

- Control de acceso. Esta aplicación biométrica es la que, en principio, ha dado el salto del mundo teórico al práctico con más éxito. Ofrece un gran campo de operación, pudiendo ser utilizado como dispositivo de control de entrada para empresas, zonas de investigación que requieran elevadas condiciones de restricción por seguridad, e incluso para aplicaciones tan sencillas como acceso a material de una biblioteca, a un sistema informático, etc.
- Sistemas de pago mediante reconocimiento biométrico. Ya existen aplicaciones de este tipo que explotan esta tecnología ganando en eficiencia y rapidez, por

ejemplo para la identificación y pago por parte del personal en comedores de empresa, comercios, etc.

- Tarjeta bancaria con información biométrica del usuario. Este tipo de dispositivos permitiría al portador hacer uso de su tarjeta sin necesidad de memorizar ningún tipo de clave o número secreto, eliminando así las debilidades propias de estos sistemas (olvidos, robos, etc.).
- Control de presencia para personal. Por ejemplo para trabajadores que no disponen de ordenador personal en empresas.
- Control domótico. El Ambiente Inteligente es uno de los conceptos tecnológicos emergentes en la actualidad y engloba todo el conjunto de dispositivos y aplicaciones que tienen como objetivo facilitar la interacción con el usuario de una manera lo más natural posible. La biometría podría facilitar esta tarea identificando al usuario y asociándole con el perfil almacenado para su persona, esto podría ser útil por ejemplo para el control de acceso infantil a determinados canales de televisión o simplemente para aportar facilidades a la vida diaria.
- Documento de identificación con información biométrica. Presenta una enorme ventaja en cuanto a seguridad, garantiza la imposibilidad de falsificación gracias a que permite la identificación del individuo en base a sus características biofísicas. Ello aumenta enormemente la seguridad en comparación con ciertos sistemas actuales.

Después de haber realizado este pequeño paseo introductorio por el mundo de la biometría, sus aplicaciones, sus técnicas y sus características nos centraremos en el principal objetivo de este proyecto: el desarrollo de una técnica útil y eficiente para la identificación biométrica mediante iris ocular, y por lo tanto, nos centraremos en este elemento de ahora en adelante.

Parte II

El iris en la biometría

Capítulo 2

Reconocimiento biométrico de iris

En este capítulo, se estudiará el iris humano como elemento de identificación biométrica. En los últimos años se han desarrollado numerosos estudios en torno al reconocimiento de iris debido a las ventajas que ofrece. Se analizarán estos métodos y sus características para centrarnos en las particularidades que presenta la técnica presente en este proyecto.

2.1. Análisis anatómico y fisiológico del ojo.

Para comprender el procedimiento de reconocimiento biométrico basado en iris es importante conocer la anatomía del ojo humano cuya fisiología juega un papel fundamental en el desarrollo de la aplicación. En primer lugar, se estudiará el ojo como órgano del cuerpo humano y las estructuras que forman parte de el, y se analizarán su misión y disposición dentro del globo ocular.

A continuación podemos observar un esquema del ojo humano:

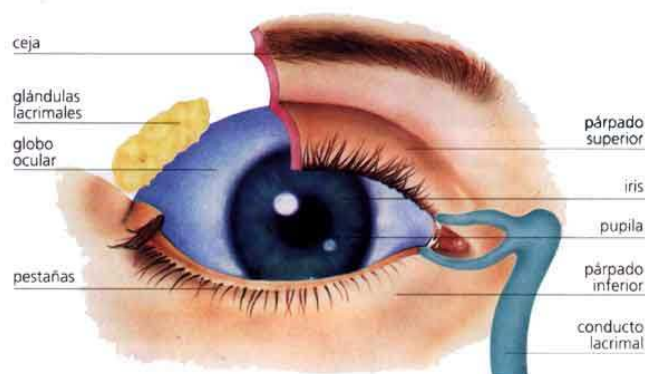


Figura 2.1: Esquema del ojo humano

El ojo, a través de sus distintos elementos recibe los estímulos luminosos externos, los codifica y transmite a través de la vía óptica al cerebro, lugar donde se produce el fenómeno de la visión. El ojo descansa sobre una cavidad ósea, en la mitad anterior de la órbita, rodeado de músculos extraoculares, grasa y tejido conectivo. Sólo está expuesta su parte más anterior, y está protegida por el reborde orbitario óseo.

En la figura que se muestra a continuación podemos observar las partes de las que se compone el ojo humano, que son a grandes rasgos:

- La pupila: Un agujero central, de color negro, que permite la entrada de luz al globo ocular y cuyo tamaño varía dependiendo de la cantidad de luz que llega a éste. El color negro que presenta, se debe a los pigmentos retinianos.
- El iris: Una membrana de color y circular cuya coloración le da la característica más visible de los ojos humanos, que es precisamente esta la diversidad de colores que presenta dependiendo del individuo. Su apertura central es la pupila. Esta membrana presenta un músculo de disposición circular que permite modificar el tamaño de la pupila.
- Un epitelio transparente, la córnea, que recubre tanto al iris como a la pupila. Esta es la primera y más poderosa lente del globo ocular, junto con el cristalino, son las lentes que permiten una visión nítida de las imágenes.
- Una zona de color blanco, la esclerótica, que forma parte de los tejidos de soporte del globo ocular. La esclerótica se continúa con la córnea por delante y con la duramadre del nervio óptico por su parte posterior. Posee función de protección y en su zona exterior está recubierta por una mucosa transparente.

2.1.1. El iris

El iris, el centro del análisis de este proyecto, es la membrana coloreada y circular del ojo que separa la cámara anterior de la cámara posterior. Como ya sabemos posee una apertura central de tamaño variable que comunica las dos cámaras: la pupila. El iris tiene como funcionalidad regular la cantidad de luz que entra en el interior del ojo, para ello varía su tamaño según la intensidad de luz que le llegue.

Corresponde a la porción mas anterior de la túnica vascular, la cual forma un diafragma contráctil delante del cristalino. Se ubica tras la córnea, entre la cámara anterior y el cristalino, al que cubre en mayor o menor medida en función de su dilatación.

Esta parte del polo anterior del ojo está constantemente activa, permitiendo a la pupila dilatarse (midriasis) o contraerse (miosis), de acuerdo a la intensidad que posea la fuente luminosa. Esta función tiene como objetivo regular la cantidad de luz que llega a la retina.

Las fibras musculares del iris se agrupan formando dos músculos: el esfínter del iris que produce la miosis, y el dilatador de la pupila que produce la midriasis.

2.2. Identificación biométrica mediante iris

2.2.1. Historia del reconocimiento biométrico de iris

Como se ha demostrado a lo largo de numerosos estudios (así como en este proyecto), los ojos representan una fuente fiable de patrones para identificación biométrica, tanto mediante el análisis de la retina como del iris. Si indagamos un poco en los antecedentes del reconocimiento biométrico basado en patrones oculares (iris, retina, etc) encontramos que el primero de estos métodos fue un sistema fundamentado en el análisis de la retina patentado por Robert Hill en 1978. Este sistema hacía uso de imágenes oftalmológicas de los patrones internos de distribución de la formación vascular del fondo del ojo. A pesar de que el color característico del ojo de una persona fue usado como identificador en el siglo XIX, por el físico francés Alphonse Bertillon, la idea de que la compleja disposición de patrones del iris pudiera usarse como una especie de huella óptica, fue propuesta por primera vez por Frank Burch, un importante cirujano ocular y oftalmólogo de St. Paul, en el año 1936, quien sugirió en uno de sus discursos, dirigidos a sus colegas de profesión en el congreso anual de la American Academy of Ophthalmology. El concepto que se presentaba por aquel entonces, se reprodujo en diversos libros de texto, y la idea fue igualmente usada en películas de ciencia ficción, pero no se produjo ningún progreso en más de medio siglo. Fue en 1987, cuando dos oftalmólogos, Leonard Flom y Aran Safir, rescataron la idea patentándola y presentándosela dos años más tarde al profesor por aquel entonces de la Harvard University John G. Daugman, con el objetivo de crear los algoritmos necesarios para desarrollar correctamente un sistema eficaz de reconocimiento de iris. Pese a su reticencia inicial a participar en el proyecto, debido a su inmediato traslado a la universidad de Cambridge, los dos oftalmólogos consiguieron atraer la atención del profesor Daugman, presentando sus ideas a través de fotografías del iris de diversos pacientes recogidas en su clínica. En estas fotografías, los iris presentaban complejos patrones aleatorios, creados por ligamentos arqueados, surcos, criptas, anillos, diversidad de pecas, una corona y un característico zigzag denominado collarete. En 1994, se concedió al Dr. Daugman una patente para sus algoritmos automatizados de reconocimiento de iris. En 1995, los primeros productos comerciales llegaron a estar disponibles

Los trabajos realizados por Daugman, que se recogen parcialmente en su trabajo titulado "High Confidence visual recognition by test of statistical independence", supusieron un avance definitivo en el campo de la identificación personal basada en patrones de iris. Los algoritmos que desarrollo posteriormente, fueron patentados en 1994 como hemos comentado ("Biometric Personal Identification System Based on

Iris Analysis”), sentando las bases de los actuales sistemas y productos de reconocimiento de iris. Este hecho dió lugar a que posteriormente, Aran Safir y Leonard Flor, fundaran conjuntamente con John Daugman la compañía Iris Corporation, poseedora de la patente y encargada distribuir las licencias, a las diferentes compañías desarrolladoras e integradoras de sistemas de reconocimiento que quisiesen hacer uso del patrón del iris. Una de estas empresas es Sensor Corporation, que creó una cámara especial, capaz de obtener imágenes de iris en los cajeros automáticos. Estas dos compañías (Iriscan Corp. y Sensor Corp.) se unieron creando Iridian Technologies. En 2005, la amplia patente que cubría el concepto básico de reconocimiento de iris expiró, proporcionando oportunidades comerciales para otras compañías que han desarrollado sus propios algoritmos para el reconocimiento de iris. La patente de la implementación de reconocimiento de iris, IrisCodes, desarrollada por el Dr. Daugman no expira hasta 2011.

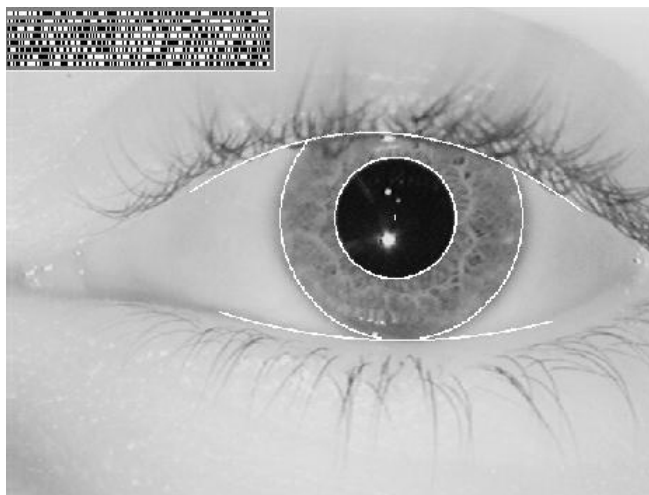


Figura 2.2: Iris localizado mediante Iris Codes

Agencias relacionadas con los cuerpos de seguridad y justicia de los Estados Unidos comenzaron a utilizar este tipo de dispositivos en 1994, siendo la prisión del estado de Lancaster (Pennsylvania) la pionera en el uso de esta tecnología para la identificación de los reclusos. Otro ejemplo puede encontrarse en el condado de Berkshire, donde la prisión estatal utiliza sistemas de reconocimiento basados en iris para el control de acceso y seguridad de sus empleados. En un entorno más comercial y enfocado al público general, se da en el aeropuerto internacional Charlotte/Douglas en Carolina del Norte o en el aeropuerto alemán de Frankfurt, donde se permite a los viajeros habituales registrar su patrón de iris con el objetivo de reducir lo máximo posible el tiempo necesario y la complejidad del proceso de embarque. También, dentro del campo de la seguridad aeroportuaria, tenemos los ejemplos de las instalaciones de los aeropuertos Schiphol en Ámsterdam, JFK en Nueva York, o Heathrow en Londres, donde son empleados tanto para realizar el embarque de viajeros como

en los controles de pasaportes e inmigración. Una de las aplicaciones relacionadas con los patrones de iris que está experimentando un estudio más exhaustivo, es la utilización de estos dispositivos en los cajeros automáticos. También se considera muy interesante la utilización de estos sistemas de reconocimiento biométrico para el control de acceso y seguridad en entornos domóticos. Entre las empresas que desarrollan este tipo de dispositivos y sistemas pueden destacarse Panasonic, LG, Oki, British Telecom, Unisys, Siemens o IBM.

Poco tiempo después de publicar Daugman sus estudios en este campo Richard P. Wildes propone en su publicación [1], una nueva investigación con un enfoque distinto, por ejemplo, en cuanto a la adquisición de las imágenes y al “ajuste” del modelo a la imagen de estudio, cimentando el reconocimiento de iris para futuras investigaciones.

Recientemente un gran número de publicaciones posteriores han retomado y ampliado el estudio a partir de las bases ya mencionadas. Sin embargo, actualmente la investigación de este campo ha tomado un nuevo enfoque muy interesante: la segmentación de iris en condiciones no cooperativas (o con dificultades añadidas), tales como las dadas en usuarios de gafas, lentillas (transparentes y pigmentadas) o adquisición fotográfica en ángulos forzados, ya que anteriormente la toma de imágenes estaba altamente condicionada (iluminación constante, posicionamiento de la cabeza, distancia de la adquisición entre la cámara y la entidad, etc). De esta forma, se aproxima el sistema biométrico a un entorno más real, en el cual se pueda identificar a un individuo sin necesidad de un condicionamiento tan exacto.

2.2.2. Fundamentos del reconocimiento biométrico de iris

Como hemos comentado al comienzo de este capítulo, el iris es una estructura muscular que adapta la apertura de la pupila dependiendo de la cantidad de luz que llega, y cuyos singulares detalles le dan un carácter peculiar. El iris no debe ser confundido con la retina que se encuentra en el interior de la parte posterior del ojo protegida del exterior por la córnea y es objeto de estudio en otros sistemas biométricos.

El reconocimiento por iris se basa precisamente en estos detalles que presenta su textura, que por características inherentes a su morfología presenta grietas, surcos o estrías entre otras características que conforman una textura altamente rica en detalles. Esta textura formada en la etapa embrionaria es estocástica y posiblemente de generación caótica, lo cual determina que los fenotipos de dos iris con el mismo genotipo, conjunto tal como gemelos idénticos y siameses, presenten detalles no correlacionados.

El iris, por tanto, presenta ciertas características especiales que le confieren un gran potencial para su aplicación en los sistemas biométricos. La cantidad de información que presenta este indicador biométrico es tan considerable que permite la

identificación de individuos a través de procedimientos no invasivos y que adicionalmente se desarrolla a distancias prudentiales y sin restricciones ambientales con resultados muy seguros, lo que permite la implementación de sistemas de verificación e identificación aplicables a condiciones reales; en estos sistemas se debe dar gran importancia a los algoritmos de preprocesado y procesamiento como tal, debido a que la información efectiva con que se cuenta para lograr el proceso de reconocimiento de identidad es mucho menor a la conseguida en sistemas similares con imágenes bajo condiciones controladas de prueba y evaluación. Entre los sistemas de reconocimiento de identidad existentes en la actualidad, son pocos los procedimientos no invasivos. En el mundo actual, donde las aplicaciones de seguridad son cada día más necesarias resulta de vital importancia el desarrollo de técnicas cuya implantación no represente incomodidad para los usuarios, ni supongan peligro para la integridad de las personas.

Características del iris como rasgo biométrico.

El iris, al igual que la vasculatura retinal, posee una estructura única por individuo formando un sistema muy complejo, de modo que la probabilidad de encontrar posibilidad de encontrar dos irises idénticos es de 1 entre 16 millones [2]. Además se mantiene inalterable durante toda la vida de la persona, y lógicamente es éste el factor principal que propicia el que el iris sea un rasgo de elevadas prestaciones en los sistemas biométricos. Adicionalmente encontramos el factor de que esta estructura contiene gran cantidad de información, muy propicia para el análisis biométrico ya que contiene alrededor de 266 características distintivas, entre las que se encuentra el retículo trabecular, que conforma un tejido que da la sensación de dividir el iris radialmente, así como estriaciones, anillos, surcos, pecas y la corona característica.

A continuación enumeraremos en mayor detalle algunos de los factores que hacen que el iris sea idóneo como objeto de identificación biométrica:

- La invariabilidad: El patrón del iris se mantiene sin cambios. No se degrada con el tiempo o con el ambiente gracias a la protección que le confiere la córnea. Esto supone que el patrón que se almacenó inicialmente puede ser utilizado durante toda la vida, ya que este es estable desde aproximadamente los dieciocho meses de edad.
- La cornea, gracias a su transparencia, permite hacer visible el iris desde el exterior. Es el único órgano interno que posee esta característica.
- Unicidad: Los patrones del iris son más complejos y aleatorios que otros patrones biométricos, lo cual ofrece un método de alta precisión para la autenticación individual de cada uno de los usuarios, con una tasa de error por falsa aceptación inferior a uno sobre 1.2 millones.
- Una característica importante para evitar posibles falsificaciones consiste en

que, incluso con iluminación uniforme, el iris presenta pequeñas variaciones en su apertura. Esta característica es explotada en sistemas de identificación ya que permite captar si el sujeto detectado es un sujeto vivo, evitando posibles fraudes, por ejemplo al presentar una fotografía al sistema.

- Como hemos comentado se trata de un método de identificación biométrica no invasivo. El usuario debe situarse frente al sistema de captura pero no es necesario mantener contacto con él.
- Sencillez: El estudio de patrones se hace con técnicas habituales de tratamiento de imágenes, lo que le confiere ventaja frente a la mayoría de técnicas de biometría modernas que requieren complejas reconstrucciones en 3D.
- El sistema es invariable al uso de lentes de contacto o gafas, ya que estos elementos no modifican la estructura de ojo. También se trata de un sistema invariable a las lentes de contacto de colores.
- Presentan elevadas tasas de reconocimiento.

La cantidad de información que puede ser medida en el iris es significativamente mayor que la que puede obtenerse de las huellas dactilares. Y aunque su precisión es menor que la que presenta el ADN, la identificación del iris se considera un método rápido y preciso.

En un sistema que ha de funcionar bajo condiciones físicas reales deben ser tomadas en cuenta ciertas consideraciones, por ejemplo que dos imágenes del mismo iris pueden estar ubicadas de manera diferente en la imagen, o con pequeñas rotaciones entre ambas, o adicionalmente pestañas y párpados pueden interferir en la información efectiva del iris, siendo éste un parámetro muy importante a considerar, sobre todo en nichos de población como el asiático, donde es más pronunciado este efecto, debido los característicos ojos rasgados. Las variaciones de la imagen introducidas por las fuentes de luz, que pueden ser disminuidas con los sistemas de adquisición actuales, aunque pueden representar dificultades sustanciales en el proceso de verificación de identidad.

Etapas de un sistema de reconocimiento basado en iris.

Las etapas que forman parte del proceso de identificación biométrica para el caso concreto del iris son las siguientes:

1. La primera de éstas sería, lógicamente, la fase de adquisición de la imagen del iris.
2. Posteriormente se lleva a cabo una etapa de preprocesado de la imagen, en la que se localiza y aísla la estructura del iris, detectando sus límites exterior e interior (frontera con la esclerótica y la pupila respectivamente). Es en esta

etapa del proceso en la que se centra este proyecto, determinando los límites interior y exterior del iris mediante la técnica de los contornos activos (snakes) que se detallará más adelante.

3. El paso siguiente será realizar la extracción de características de la imagen del iris preprocesada, con el objetivo de determinar una muestra correcta, que posteriormente será comparada con el patrón almacenado en la fase de reclutamiento.
4. El sistema de reconocimiento finalizará con la etapa de comparación, en la que se pueden aplicar diferentes algoritmos, como por ejemplo los basados en la mínima distancia entre el patrón de almacenado y los modelos obtenidos en cada una de las capturas realizadas cuando un individuo utiliza el sistema.

2.2.3. Estado de la técnica.

Esta sección presenta una revisión de los desarrollos más notables en la tecnología de reconocimiento del iris humano, así como nuevas aproximaciones que buscan una mayor robustez del proceso con diferentes optimizaciones a través de técnicas computacionales y/o matemáticas. Se pretende brindar una visión completa pero sucinta de los avances logrados. Algunos de los métodos que se analizarán son los desarrollados por:

- J. Daugman, [3].
- W. Boles y B. Boahash, [4].
- J. Kim, S. Cho y R. Marks, [5].
- L. Ma, T. Wang y T. Tan, [6].
- C. Tisse, L. Martin, L. Torres y M. Robert, [7].
- R.P. Wildes, [1].

A continuación se describen las principales técnicas aplicadas en cada etapa del proceso del reconocimiento del iris, resaltando los aportes más significativos y efectivos.

Localización

Para la localización del iris se han propuesto diferentes aproximaciones, unas con mayor fundamento teórico y otras más empíricas, pero ambas con resultados muy satisfactorios. Se aplicaron en [3] operadores integro-diferenciales para identificar bordes circulares en las imágenes, los cuales resultaron útiles para detectar los límites internos y externos del iris. Este método tiene en cuenta la geometría del iris (forma

circular) para encontrar su correcta ubicación, acompañado de una maximización de la derivada parcial con respecto al radio r que se incrementa progresivamente. Luego, se hizo una búsqueda mas fina para localizar el borde de la pupila. Este método se aprovechó de las ventajas de las diferencias en el tono entre las partes involucradas.

En [1] se localizó el iris a través de operaciones de filtrado e histogramas simples. Primero se aisló el iris usando filtros Gaussianos de paso bajo seguidos de un submuestreo espacial. Posteriormente, la segmentación se ejecutó utilizando un procedimiento muy simple bastante similar a la transformada generalizada de Hough (que se estudiará en capítulos posteriores). En [4] se empleó un filtrado de tipo diferencial (paso alto) con convoluciones Laplacianas o Gaussianas, que brindaba información de la variación fina de la intensidad en la imagen.

Se utilizó en [1] un método similar al [9] pero más eficiente, usando una estrategia de identificación del paso de una textura gruesa a fina en los bordes, para su proceso de búsqueda del contorno. Para lograr esto se aplica reescalado de la imagen, filtrado y extracción del borde con un operador Canny, hasta conformar una imagen binaria; luego, se localizan los bordes usando un operador integrodiferencial sobre los bordes gruesos hallados previamente. En [6] fue empleado un método basado en un filtrado simple de detección de bordes y transformada de Hough, que proporcionan resultados eficientes y seguros.

Otras aproximaciones interesantes desarrolladas para la localización del iris son las de [5] y [10]. En el primero de ellos todos los componentes del ojo (pupila, párpados, ojo) fueron segmentados usando un método de estimación paramétrico, detectando los límites del iris con los valores de la distribución de intensidad de la imagen, la cual aparece como una mezcla de tres distribuciones Gaussianas (oscuro, intermedio y brillante), cuyos parámetros se estiman usando el algoritmo EM [5]. Por su parte, en [10], fue empleado un algoritmo basado en la apariencia para la detección del iris, detectando primero la pupila, la cual se asume como más oscura que el iris (particularmente en ojos claros) y utilizando posteriormente la SVM (Máquina de Soporte de Vectores) con 12 vectores que irradiaban desde el centro de la pupila, los cuales se ingresaban a una red RBF (Función de Base Radial), para aprobar o no la existencia del iris en la imagen. Posiblemente, este método podría no funcionar bien en ojos oscuros, donde la pupila no se diferencia mucho del iris.

Representación estructural del iris

Para la codificación del patrón del iris, usualmente se venía realizando una conversión de la imagen del iris de coordenadas cartesianas a polares para facilitar la extracción de información, al pasar de una forma circular a una rectangular, tal como se observa en la siguiente figura. A la nueva representación, la mayoría de los autores, aplican filtros multicanal de Gabor, Fourier o Wavelet, para extraer los

coeficientes que finalmente conformaran el código del iris.

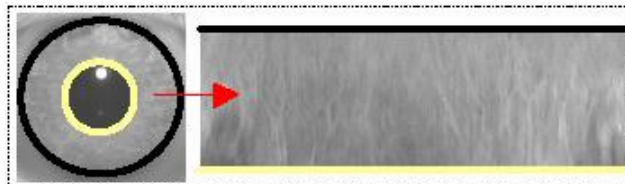


Figura 2.3: Transformación del iris a coordenadas cartesianas

Son codificadas estas imágenes transformadas del iris en donde los bits más significativos conforman el código denominado IrisCode, con un tamaño de 256 bytes (después de la aplicación de los filtros bidimensionales de wavelets tipo Gabor y la posterior compactación de los coeficientes). Éstos brindan información de alta resolución sobre la orientación y frecuencia espacial de la estructura del iris.

En [1] se consideró que la información distintiva se encuentra tanto en el área completa del iris, como en las áreas pequeñas, por lo cual se propuso una descomposición multiescala piramidal Laplaciana para representar las características distintivas espaciales del iris humano. En [4], por su parte, el centro de la pupila fue escogido como punto de referencia, y a partir de allí se construyeron círculos concéntricos para extraer la información de cada franja circular del iris, utilizando los niveles de gris de las imágenes para obtener señales unidimensionales (1D) que se convierten de esta forma en la firma del iris. Posteriormente, se calcula la representación de cruces de ceros con base en la transformada Wavelet, cuyos coeficientes resultantes conforman el patrón en el proceso de emparejamiento. De esta forma, el autor expone que su método está libre de la influencia de ruidos, debido a que los cruces de ceros no son afectados por estos. Por otro lado, las transformaciones unidimensionales arrojan un menor número de cruces, lo cual podría acelerar la velocidad del proceso. Un aspecto interesante de esta propuesta fue la habilidad de la transformada Wavelet para eliminar el efecto de los destellos producidos por la reflexión de la fuente de luz sobre la superficie del iris, aspecto que no había sido resuelto por anteriores propuestas.

Se empleó una FFT (Transformada de Fourier) en [11] para la extracción de la información, aunque se consideró adicionalmente que la transformada Wavelet podría arrojar mejores resultados. Éste utilizó una conversión en espiral logarítmica a intervalos de 50 píxeles, donde los picos que se observaron en las bandas más externas fueron producidos por los párpados (siguiente figura):

En [5], los autores consideraron que la información de alta frecuencia del iris era sensible a los ruidos, por lo cual usaron los componentes de baja frecuencia en dirección radial y los de frecuencia baja a media en dirección angular, permitiendo mayor robustez frente al ruido. En [8] se empleó un método basado en ACI (Análisis de Componentes Independientes). En primer lugar fueron calculados los componen-

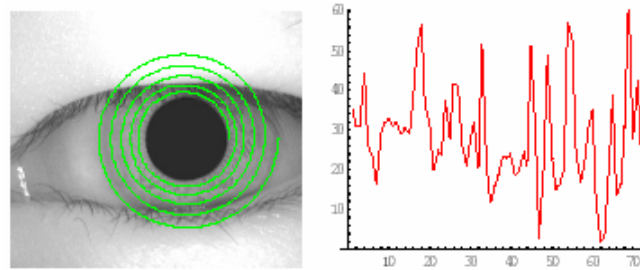


Figura 2.4: Método espiral-logarítmico para la conversión del sistema de referencia

tes independientes para cada ventana de tamaño N en la representación rectangular del iris, luego se estimaron los coeficientes para cada ventana, se cuantizaron y finalmente fue construido el código del iris con todos los coeficientes de cada ventana. También utilizaron un mecanismo de aprendizaje competitivo para determinar el centro de cada clase que puede almacenarse.

En [6] se reporta la utilización de un sistema de filtros bidimensionales de Gabor para representar la imagen del iris, con un total de 20 filtros localizados a diferentes frecuencias y direcciones, lo que produjo un total de 160 imágenes; a partir de éstas se extrajeron los atributos para conformar los vectores que representaban los respectivos iris, aplicando un método llamado ADD (desviación absoluta promedio).

Comparación de vectores de iris

Para la fase del reconocimiento, frecuentemente dividida en identificación y/o autenticación del iris, se han propuesto diversas estrategias, que se describirán a continuación:

En [9] se convirtió la etapa de reconocimiento de patrones en una simple prueba estadística de independencia de muestras. Este método calculó la distancia Hamming de cada vector (IrisCode) con todos los demás, aplicando una operación XOR (es decir, concordancia bit a bit) entre dos códigos diferentes, indicando si son el mismo patrón o son diferentes. Su contribución final fue una prueba matemática que indicaba que el patrón del iris tenía suficientes grados de libertad, o formas de variación entre los iris de diferentes individuos, para asignarles la misma singularidad de una huella digital.

Mientras en [1] se utilizó una técnica de registro de imágenes para verificar la correspondencia entre ellas, buscando maximizar la similaridad de los valores de píxeles de la imagen de entrada y los datos, y también compensar la variabilidad producida por la escala, la rotación y los saltos en la imagen. Ésta calculó el nivel de emparejamiento obtenido de la integración de las diferencias de píxel en todas las bandas de frecuencia disponibles, utilizando un discriminante lineal de Fischer. Se elaboraron modelos del iris en [3] usando las mismas constantes de normalización,

y con el número y localización de puntos de los cruces por cero, obteniendo de esta forma una medida de disimilaridad, escogiendo el iris que arroja el valor mínimo como el patrón correcto.

Por su parte, en [6] se implementó un método de emparejamiento basado en el cálculo de la distancia Euclídea ponderada (DEP) entre los vectores correspondientes, utilizando un clasificador k-NN (k vecino más cercano), donde el patrón k que arroja la mínima DEP, y que fuese menor que un umbral mínimo definido empíricamente, era el mejor. En [8] también se empleó un método similar al de [6], sólo diferenciándose en la utilización de una distancia promedia.

En [5] se empleó una medida de similaridad basada en los coeficientes de correlación cruzada normalizada entre las dos curvas simplificadas, reconstruidas a través de la interpolación entre un conjunto de puntos, utilizando un clasificador k-NN para llevar a cabo el reconocimiento. Se estudian en [7], [11], [12] y otros autores, la utilización del método de reconocimiento propuesto por Daugman basado en la prueba estadística sobre las distancias de Hamming, por sus cualidades de precisión, rapidez y robustez. Aunque superar los resultados de Daugman es una tarea ardua, existen distintas aproximaciones cuyas prestaciones permiten vislumbrar desarrollos algorítmicos que podrían competir con este método, como son la combinación de clasificadores basados en redes neuronales, SVM y lógica difusa, entre otros.

Comparación de métodos

Las propuestas presentadas anteriormente poseen algunas similitudes y diferencias que cabe resaltar.

La propuesta [14], por ejemplo, reporta resultados muy concluyentes, tanto en precisión como en velocidad del proceso completo, lo que condujo a la implementación comercial del sistema; y al mismo tiempo, dio una idea de que el problema del reconocimiento de iris ya estaba totalmente resuelto, lo que presumiblemente ha desmotivado la investigación en su optimización. Sus resultados han demostrado una excelente tasa de falsos rechazos (FR), y ninguna falsa aceptación (FA) de los patrones ensayados. Sin embargo, su aplicación práctica ha permitido conocer algunas debilidades, como son la sensibilidad de algunas personas ante la iluminación de ojo, y su respuesta ante imágenes de menor calidad.

Por su parte, la propuesta [1] no brindó resultados tan contundentes como los de [14], debido al tamaño pequeño de muestra empleado, lo cual dificultó su extrapolación. Además, el proceso completo tomó aproximadamente 10 segundos, lo cual es una desventaja grande frente a los 1.5 segundos de la propuesta [14] y lo convierte en poco viable para sistemas en tiempo real. En cuanto a la propuesta expuesta en [4], este buscó retomar las cualidades de ambos métodos, y mejorar el rendimiento del sistema completo. Para ello, intentó evitar que los iris no estuvieran forzados a estar en la misma ubicación en una imagen libre de destellos bajo condiciones fijas.

También evaluó la tolerancia de su sistema a diferentes niveles de ruido, aunque no es concluyente, porque utilizó un número limitado de imágenes. Uno de los aportes más interesantes, fue su afirmación de que los niveles intermedios de los filtros de la transformada Wavelet contenían la mayor cantidad de energía.

Por su parte, en [6] obtuvieron resultados bastante alentadores, superiores al 86 %, aunque su rendimiento depende en gran medida del número de muestras de entrenamiento del sistema. Los resultados experimentales de [5] arrojaron un éxito del 100 %, superando a otros métodos parecidos a los [1] y [14], pero que habría que corroborar en ambientes reales, y aspectos relacionados con la velocidad del proceso. En [1] obtuvieron tiempos de procesamiento comparables a los reportados en [3], y rendimientos del 97 % en el proceso de reconocimiento.

2.2.4. Motivación y objetivos.

El estudio a realizar, dentro del ámbito del reconocimiento de iris se centrará en la segmentación de la imagen para la obtención de aquella sub-imagen que sea únicamente iris.

La extracción de características, y especialmente en el ámbito del reconocimiento de iris, la segmentación de iris, revierte un especial interés debido a la importancia de optimizar el sistema para una correcta localización y aproximación de la característica objeto de estudio en la identificación o verificación de personas. Disminuye el tiempo de computación y, sin llegar a ser ligera, mejora eficientemente el sistema para su uso en tiempo real, al eliminar partes que realmente no conforman el iris. Es decir, evita la adquisición de componentes no deseadas en el modelo y facilita la labor de las sucesivas fases.

Con este objetivo en este proyecto se ha desarrollado un algoritmo de segmentación de iris que puede emplearse tanto en procesos de reconocimiento biométrico como en otro tipo de aplicaciones, como por ejemplo ser pruebas médicas (existen en la actualidad, por ejemplo, pruebas de análisis de imagen oftálmica en cuyo proceso interviene la segmentación de iris para detección de glaucoma), mecanismos de detección de sujeto vivo. etc.

La motivación para el desarrollo de este algoritmo se debe a que los sistemas más empleados hasta la fecha se han basado en la detección de círculos perfectos. Como sabemos la pupila y el iris no han de ser perfectamente circulares por lo que el hecho de desarrollar un método capaz de adaptarse a la forma real del objeto que pretendemos detectar (en este caso el iris) y hacerlo con cierta exactitud supone un gran adelanto a la vez que abre nuevos caminos de investigación.

En sucesivos capítulos se analizará en detalle el algoritmo desarrollado que nos permite detectar el iris con mayor flexibilidad y adaptabilidad, así como los fundamentos matemáticos en que se basa.

Parte III

Fundamentos teóricos de los métodos empleados

Capítulo 3

Detección de la pupila: la transformada de Hough

En el presente capítulo se estudiarán los fundamentos teóricos en que se basa el algoritmo desarrollado en este proyecto. En primer lugar el preprocesado al que se somete la imagen para prepararla para su posterior segmentación.

3.1. Introducción.

Para realizar correctamente la identificación de un individuo mediante reconocimiento de iris es necesario un procesado de imagen que permita separar las características fundamentales (en este caso los puntos relevantes), que posteriormente serán comparadas con la información correspondiente de la base de datos. Para ello es necesario un preprocesado previo que transforme la imagen a un formato adecuado con el que poder localizar, de forma sencilla, las características buscadas.

En este capítulo y el siguiente, se analizarán las herramientas matemáticas empleadas en el desarrollo del algoritmo, tanto durante el preprocesado como en la propia segmentación.

La fase inicial del estudio consiste en la aplicación sobre la imagen de una serie de transformaciones, que se analizarán con detalle a continuación, para prepararla para una correcta segmentación.

Una vez la imagen se encuentra en un formato óptimo se inicia la primera etapa de la segmentación: la detección de la pupila. Se trata de localizar su centro con la mayor exactitud posible. De esta forma, este punto será tomado como origen en las siguientes fases de la segmentación para la localización de los bordes interior y exterior del iris.

Para la delimitación del centro de la pupila pueden emplearse distintas técnicas, en el presente proyecto se ha empleado para ello la Transformada de Hough para la

detección de círculos.

En este capítulo se detallarán los fundamentos teóricos de la herramienta empleada para la detección de la pupila: la Transformada de Hough. Esta transformada se aplicará sobre la imagen preprocesada del iris. Las etapas seguidas para realizar este preprocesado son explicadas en detalle en el capítulo 5.

3.2. La Transformada de Hough.

Tras el preprocesado realizado sobre la imagen objeto de estudio, ésta se encuentra preparada para la aplicación de la Transformada de Hough, herramienta que permitirá la detección del centro de la pupila.

Los principales métodos empleados para la búsqueda de contornos circulares se basan en la Transformada Hough, por su sencillez y robustez, y operadores de contornos activos, que han demostrado ser muy eficientes en su aplicación al preprocesado de iris ocular.

En nuestro caso la Transformada de Hough se emplea, como se ha comentado previamente, para la detección del centro de la pupila, punto del que parte el algoritmo basado en contornos activos para la identificación de los bordes interior y exterior del iris. Para ello se toma como aproximación inicial el contorno de la pupila como un círculo, a pesar de que realmente ni iris ni pupila son círculos perfectos. Más tarde se realizará su detección definitiva mediante contornos activos, como ya se ha comentado previamente, de forma que esta aproximación carecerá de importancia al deformarse el snake hasta alcanzar la forma del borde de la pupila por muy irregular que éste sea.

De los distintos métodos propuestos para el reconocimiento de círculos, la Transformada Hough ha sido el método más utilizado debido a su facilidad de implementación y sus resultados bastante satisfactorios. Su único inconveniente es el coste computacional, siendo éste inevitable en este tipo de algoritmos. Sin embargo se ha encontrado que el tiempo de procesado es similar, e incluso menor, al conseguido por otros sistemas como el propuesto por Daugman.

La Transformada de Hough es una técnica utilizada para aislar características de forma particular dentro de una imagen. La idea básica es encontrar curvas que puedan ser parametrizadas como líneas rectas, polinomios y círculos. [15]

En primer lugar describiremos el funcionamiento de la Transformada de Hough de forma general para luego centrarnos, en primer lugar, en la detección práctica de líneas rectas (caso más simple), y a continuación en el caso de líneas curvas cuyo proceso de detección resulta algo más complejo.

Se puede describir analíticamente un segmento de línea de varias formas. Sin embargo una ecuación conveniente para describir un conjunto de líneas es la notación paramétrica o normal:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (3.1)$$

Donde ρ es la longitud de una normal desde el origen hasta la línea y θ es el ángulo de ρ con respecto al eje x. Cualquier línea recta en una imagen es representada en un punto simple (ρ_1, θ_1) en el espacio paramétrico (ρ, θ) . Puntos colineales (x_i, y_i) con $i = 1, 2, 3 \dots N$ son transformados en N curvas sinusoidales en el plano (ρ, θ) .

$$\rho_i = x \cos \theta_i + y \sin \theta_i \quad (3.2)$$

Los puntos de intersección de las curvas en el espacio paramétrico, corresponden a los parámetros (ρ_k, θ_k) de las posibles rectas que se encuentran en la imagen.

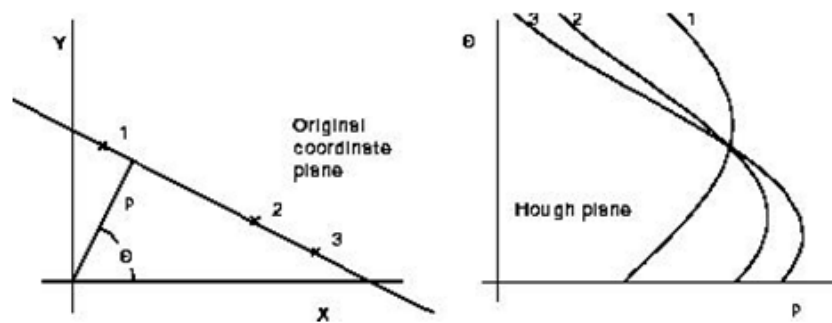


Figura 3.1: Representación gráfica de la transformada de Hough

El espacio paramétrico se representa por una estructura rectangular de celdas, llamada arreglo acumulador y cuyos elementos son las celdas acumuladoras $A(\rho_i, \theta_i)$, las cuales son los rangos esperados de (ρ, θ) . Las celdas acumuladoras con una magnitud superior a un cierto umbral pueden ser consideradas como líneas posibles.

3.2.1. Algoritmos de reconocimiento de líneas rectas.

En este caso la fórmula analítica en la que se basa el procedimiento es la de la línea recta:

$$y = ax + b \quad (3.3)$$

El objetivo será el de encontrar parejas de puntos (x_i, y_i) en la imagen que satisfagan la ecuación. En la fórmula de la recta, las variables son x e y, siendo m y b constantes.

En nuestro caso lo que buscamos son líneas rectas cuyas constantes desconocemos, pero sí tenemos conocimiento de los valores x_i e y_i , ya que son los píxeles de la imagen que, tras el preprocesado comentado en puntos anteriores, han sido considerados como bordes.

Puede resultar interesante transformar la ecuación de la recta en $b = -ax + y$, de esta forma se obtiene una nueva recta en las que a y b serían las variables y x e y las constantes. Este espacio es el denominado espacio de Hough.

Se puede observar como en el espacio de Hough cada punto (x,y) del plano normal de la imagen se convierte en una recta en el espacio Hough de pendiente $-x$ y ordenada en el origen y . Esta recta representa todas las rectas del plano imagen que pasan por este punto. De esta forma, si dos rectas se cruzan, el punto (a,b) en el que se cruzan corresponde a la recta que, en el plano imagen, une estos dos puntos.

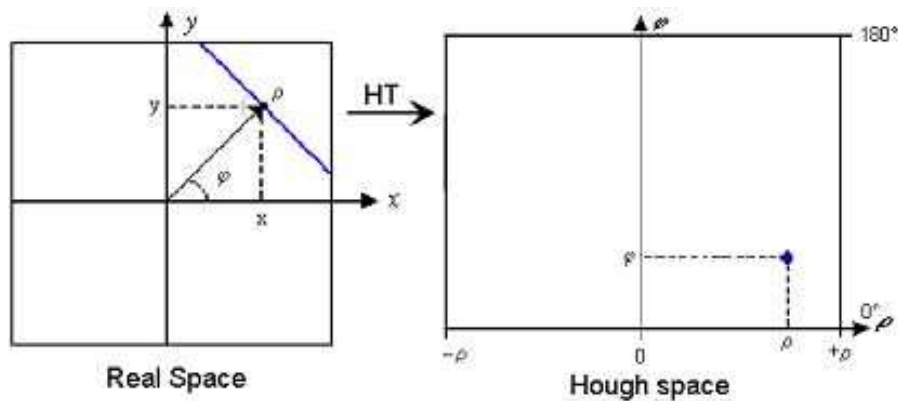


Figura 3.2: Plano real y plano de Hough

Para aplicar la transformada de Hough al caso de líneas rectas, se procede a discretizar el espacio de parámetros en celdas de acumulación, las cuales serán inicializadas a 0. Obteniendo unos intervalos para a y b que serán (a_{min}, a_{max}) y (b_{min}, b_{max}) formando una matriz bidimensional de celdas de acumulación. Debido a la naturaleza discreta de estos valores, los resultados obtenidos para b serán redondeados al valor más cercano.

Una vez inicializada la matriz de acumuladores, para cada valor (x,y) , se van tomando los valores posibles de a_i , obteniéndose el valor b_j . Una vez obtenido el valor de b , se aumenta el valor del acumulador $A(i,j)$ en una unidad.

Una vez recorridos todos los valores de a , los valores obtenidos más altos son los que corresponderán a las rectas detectadas (similar al "voting procedure"). Esta primera solución tiene el problema de delimitar los valores máximos de a y b , ambos valores tienden al infinito a medida que aumentamos su valor. Por ello es más conveniente utilizar la representación normal de la línea que se comentó al comienzo de esta sección:

$$\rho_i = x \cos \theta_i + y \sin \theta_i \quad (3.4)$$

Empleando esta representación para la recta la transformada conduciría a la obtención de curvas sinusoidales en el espacio de Hough, que se cruzan en los puntos correspondientes a las rectas del espacio imagen. En este caso los valores están acotados.

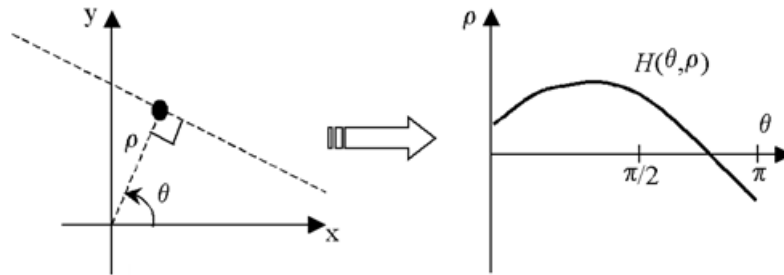


Figura 3.3: Plano real y plano de Hough para una línea en representación normal.

3.2.2. Algoritmo de reconocimiento de líneas curvas.

Este es el caso empleado en el proyecto, la detección de círculos. La forma de calcular circunferencias es muy parecida a la descrita para las líneas rectas, las principales diferencias residen en que la fórmula de la función que buscamos varía y con ello el número de parámetros, que ahora serán tres.

Como sabemos la ecuación de la circunferencia puede ser descrita de la siguiente manera:

$$r^2 = (x - a)^2 + (y - b)^2 \quad (3.5)$$

para una circunferencia de radio centro a , b y radio r . Por lo tanto podemos deducir que estos serán los parámetros. Por ello en este caso los acumuladores serán tridimensionales, luego en lugar de una matriz bidimensional como en el caso anterior, trabajaremos con una matriz tridimensional, es decir un cubo. El proceso consistirá en que para cada punto (x, y) se irá incrementando a y b , determinando r mediante la fórmula vista anteriormente, luego en esta ocasión será necesario un numero mucho mayor de operaciones, ya que tenemos una complejidad N^2 , en lugar de N , como en el caso de rectas. Si se decidiese emplear este método para la localización también del borde externo del iris, encontraríamos muchas más limitaciones que con los contornos activos. Sería necesario un procesamiento diferente, que permitiera localizar líneas curvas como los párpados, que no se pueden representar con

la ecuación del círculo, esta ecuación debería ser sustituida por la ecuación de la elipse, por ejemplo.

Una característica importante para la aplicación que estamos buscando, reconocimiento de ojo humano en fotografías, es que podemos reconocer una circunferencia aunque ésta no sea completa, es decir, aunque esté parcialmente oculta. Lo que nos permitiría reconocer la circunferencia de un ojo humano, aunque este no esté totalmente abierto.

La ventaja que supone el contorno activo es su adaptabilidad, que le permite autodeformarse hasta alcanzar la frontera deseada, lo que resulta muy útil a la hora de procesar ojos humanos para resolver el problema de los párpados y las pestañas.

En el capítulo siguiente, se estudiarán los fundamentos teóricos en que se basan los contornos activos, herramienta fundamental en el algoritmo de segmentación de iris desarrollado en este proyecto.

Capítulo 4

Contornos activos. Detección del borde exterior del iris.

En este capítulo se presenta una reseña teórica acerca de los modelos de contornos activos existentes, su base matemática, sus características y las ventajas o desventajas que podrían presentar para el algoritmo propuesto en este proyecto.

4.1. Introducción.

El primer modelo activo lo propone en 1987 Kass [16], desde entonces se han desarrollado otros modelos, lo que obliga a catalogar los modelos por sus características. En este proyecto se trabaja con modelos activos paramétricos, pues como se verá más adelante se representan por curvas parametrizadas. De los modelos activos paramétricos existen dos variantes; los snakes y los b-snakes. El primero es el que se utilizará en todo lo que resta del proyecto. Los b-snakes requieren de una definición distinta a las snakes debido a que los primeros utilizan una técnica de interpolación (beta splines), que tiene características deseables en su versión discreta, definiendo con una función toda la curva, y la segunda se basa solamente en puntos discretos en donde cada uno es sometido a la ecuación del modelo. Estudiar los b-snakes estaría fuera de los alcances de este proyecto para conseguir su implementación

4.2. Contornos activos

El modelo activo snake o contorno activo deformable como también se le conoce, es representado matemáticamente como una curva $v[s]=[x(s),y(s)]$ que se mueve en el espacio constantemente dentro de un número de iteraciones que se puede interpretar como una secuencia de tiempo. Obsérvese que la curva está representada

paramétricamente, teniendo como único parámetro a s . Este parámetro, que está relacionado con ambas variables en el espacio (x,y) , representa la curva ubicada en el espacio que en este caso es la imagen de operación. Existe otro parámetro relacionado con la cantidad de iteraciones representadas para desenvolverse. Debido a su representación se considera a este parámetro como t . Se tiene entonces un modelo activo definido como una curva $v[s,t]=[x(s,t),y(s,t)]$ en donde:

- s es el espacio que ocupa la curva
- t es la cantidad de iteraciones representado como la secuencia de tiempo.

Para fines prácticos en este análisis se considera solamente el parámetro s en las definiciones siguientes, sin perder con ello generalidad en el modelo. Esto es posible ya que a continuación se hará un análisis correspondiente sólo al espacio. Se aclarará el uso del parámetro t cuando sea pertinente.

El modelo original del contorno activo propuesto por Kass [16], esta representado como una curva parametrizada $v[s]=[x(s),y(s)]$, $s \in [0, 1]$ que se mueve a través de un dominio espacial y busca minimizar el siguiente funcional¹ de energía.

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s))ds \quad (4.1)$$

La integral del funcional de energía E_{snake} está definida para una curva abierta, sin embargo en este estudio sólo se utilizarán curvas cerradas, es decir que se unirá el primer y el último punto de la curva. En la ecuación 4.1, el funcional de energía se divide en otros funcionales para su mayor entendimiento:

$$\begin{aligned} E_{snake}^* &= \int_0^1 E_{snake}(v(s))ds = \int_0^1 E_{interna}(v(s))ds + \\ &+ \int_0^1 E_{imagen}(v(s))ds + \int_0^1 E_{fuerzas_externas}(v(s))ds \end{aligned} \quad (4.2)$$

La ecuación 4.2 presenta tres nuevos funcionales de energía: $E_{interna}$, E_{imagen} , $E_{fuerzas_externas}$. Cada uno de ellos representa un comportamiento específico que se desea tenga el modelo. A continuación se dará una definición de cada uno de estos funcionales, recordando que cada uno está definido de tal manera que sus mínimos ocasionen que el modelo se acerque a la posición que se desea.

¹Funcional es una cantidad o función que depende del comportamiento de una o más funciones. En otras palabras, el dominio de un funcional es un conjunto o el espacio de las funciones admisibles más que de un espacio de coordenadas o variables independientes. El término de funcional es muy utilizado en el cálculo de variaciones en donde se busca encontrar los extremos de los funcionales mas que de un número finito de variables independientes

4.2.1. Energía interna

El funcional de energía interna es definido originalmente por Kass [16] como:

$$E_{interna}(v(s)) = \frac{1}{2}\alpha(s) \left| \frac{dv(s)}{ds} \right|^2 + \frac{1}{2}\beta(s) \left| \frac{dv^2(s)}{ds^2} \right|^2 \quad (4.3)$$

Simplificando, el funcional también se puede representar como:

$$E_{interna}(v(s)) = \frac{1}{2}\alpha |v_s|^2 + \frac{1}{2}\beta |v_{ss}|^2 \quad (4.4)$$

En donde los subíndices s representan las derivadas respecto a s y la cantidad de subíndices representa el grado de derivación. También se considera en la ecuación 4.4 que $\alpha(s) = \alpha$ y $\beta(s) = \beta$. Estas variables se igualan a constantes para mantener así un modelo más sencillo y que mantenga un comportamiento equivalente durante su variación.

La ecuación 4.4 tiene dos términos que pueden relacionarse con el comportamiento físico de una liga, la cual se puede colapsar manteniendo una estructura que el usuario desee. Entonces, si se utiliza la ecuación 4.2 y la ecuación 4.4, analizando solamente el funcional de $E_{interna}$, se tiene que:

$$\int_0^1 E_{interna}(v(s)) ds = \frac{1}{2}\alpha \int_0^1 |v_s(s)|^2 ds + \frac{1}{2}\beta \int_0^1 |v_{ss}(s)|^2 ds \quad (4.5)$$

El primer sumando de la integral de la parte derecha de la igualdad en la ecuación 4.5 es una expresión similar a la utilizada para la longitud del arco, es decir:

$$\frac{1}{2}\alpha \int_0^1 |v_s(s)|^2 ds \quad (4.6)$$

Esta expresión equivale a obtener la longitud de la curva, lo que se puede demostrar. Considerando que se tiene una medida de longitud de curva y que se desea que la ecuación 4.2 se minimice, entonces el proceso de minimizar la ecuación 4.2 provoca que el contorno activo se colapse. Cabe resaltar que la expresión 4.6 es conocida también como el término de tensión. El término de tensión se le da a α debido a que la derivada de primer orden $v_s(s)$ en la ecuación 4.3 tendrá valores grandes cuando exista una discontinuidad o un hueco en la curva. Esto suena contradictorio, ya que se generan valores grandes en discontinuidades y se le llama al término de tensión. Lo anterior tiene sentido si se recuerda que se busca minimizar el funcional de energía E_{snake}^* de la ecuación 4.1, entonces la integral definida para este funcional también se desea minimizar. La ecuación 4.2 muestra que el funcional de energía interna $E_{interna}$ debe de ser también minimizado, por lo tanto se busca una expresión que genere altos valores para que éstos sean minimizados. Si se recuerda esto será muy sencillo comprender todo el modelo en conjunto.

Es importante hacer el comentario de que la expresión 4.6 se interpretó como la minimización de longitud de arco, sin embargo Kass [16] diseña el modelo original para que este no presente discontinuidades y genere este fenómeno de tensión que ya se ha comentado anteriormente.

El termino restante en la ecuación 2.5 es:

$$\frac{1}{2}\beta \int_0^1 |v_{ss}(s)|^2 ds \quad (4.7)$$

En donde la segunda derivada respecto al parámetro es una forma de representar la tasa de cambio de la tangente en cada punto infinitesimal de la curva parametrizada. Entonces, el minimizar el termino 4.7 presenta un control en la curvatura. cuanto más pequeño sea este termino, la variación de cambio de la tangente en la curva presenta un fenómeno que en el modelo es conocido como rigidez.

El termino de rigidez puede ser entendido si se recuerda que se busca una expresión que genere altos valores para que estos sean minimizados. Para este caso, se busca que $v_{ss}(s)$ genere valores elevados, esto se presenta cuando existen tasas de cambio elevadas. Entonces estos cambios serán minimizados para suavizar el modelo y es por ésto que se presenta un fenómeno de rigidez.

El papel de las constantes α y β en la ecuación 4.5 es el de mantener un control de importancia en los términos de tensión y rigidez respectivamente. El caso extremo más representativo es cuando $\beta = 0$, en este caso no existe un término de rigidez y por lo tanto se tiene un modelo que fácilmente se puede doblar o dicho en términos matemáticos, produce que la curva tenga una discontinuidad de segundo orden y pueda encontrar así esquinas debido a que no se consideran los valores elevados que estas esquinas producen y por lo tanto no serán minimizados. El caso contrario ocurre cuando $\beta = 1$, entonces se suaviza la curva.

La figura 4.1 muestra el comportamiento del contorno activo para distintos valores de α y β para imágenes de 64x64 píxeles. En ésta se observa la figura original en rojo y el comportamiento del contorno activo en azul. Como se comentó anteriormente si se considera únicamente el valor de α como el más relevante, entonces el modelo tenderá a colapsarse. Por otro lado, si la única constante relevante es β entonces el contorno activo se comporta como un objeto rígido que no presenta discontinuidades. Si a ambas constantes se les da la misma importancia, entonces se tiene una combinación de las características comentadas, es decir, un contorno rígido que tiende a colapsarse. Estas características del modelo se conocen también como las características intrínsecas.

Hasta el momento el contorno activo tiende a colapsarse y mantener rigidez si es que se desea así su comportamiento, sin embargo se requiere que éste se ajuste a ciertas características en una imagen. Es por ésto que también se consideran otros funcionales de energía, los cuales se tratarán en las siguientes subsecciones

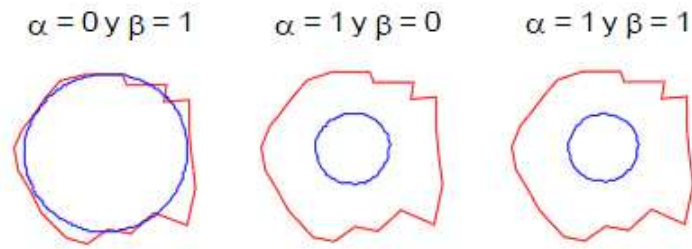


Figura 4.1: Comportamiento del contorno activo con diferentes valores para las constantes

4.2.2. Energía de imagen

Como se comentó en la sección anterior, para que el contorno activo sea útil se requiere un funcional de energía que permita atraer al contorno a características relevantes en una imagen. El modelo original propone tres diferentes funcionales de energía que atraen al modelo hacia líneas, bordes y terminaciones.

$$E_{imagen} = \omega_{linea}E_{linea} + \omega_{borde}E_{borde} + \omega_{termino}E_{termino} \quad (4.8)$$

Energía de línea

Este es el funcional de energía más sencillo. Se encuentra definido como el mapa de intensidades de la imagen expresado como:²

$$E_{linea} = I(x, y) \quad (4.9)$$

Dependiendo del valor del signo de ω_{linea} , este se acercara a líneas oscuras o claras. Por ejemplo, si $\omega_{linea} = 1$, entonces el funcional tendrá sus mínimos en valores cercanos a cero, que es lo mismo al color negro en una imagen. Por otro lado si $\omega_{linea} = -1$, entonces tendrá sus mínimos en valores muy grandes, que en el caso de imágenes de intensidad como las utilizadas en MATLAB, correspondería a un valor de 255 que es el color blanco.

Se vuelve a recordar la regla para diseñar el modelo: se busca una expresión que genere altos valores para que éstos sean minimizados. Considérese esta regla para la ecuación 4.9. Si se desea que se evadan los valores grandes correspondientes al valor del pixel dado por $I(x, y)$ considerando que $\omega_{linea} = 1$, es decir valores como 255

²Este funcional de línea se da en términos de x y y para darle más generalidad. Se hará lo mismo para todos los funcionales correspondientes a la energía de imagen pues estos son más sencillos de comprender si se generalizan en un espacio (en este caso toda la imagen), que si se ven como coordenadas de la curva. Por lo comentado anteriormente, se intuye que $x = x(s)$ y $y = y(s)$

(blanco), entonces se provoca que los colores claros se evadan y se tenga tendencia a colores oscuros como se explico anteriormente.

Existe la alternativa de utilizar otro funcional de energía de línea por medio de una función Gaussiana de dos dimensiones que se convolucionará con el mapa de intensidades de la imagen, de esta forma:

$$E_{linea} = G_{\sigma}(x, y) * I(x, y) \quad (4.10)$$

En donde G representa la función Gaussiana de dos dimensiones con una desviación estándar σ . El signo * representa convolución.

En la práctica el funcional definido en 4.9 y 4.10 solamente es útil para una línea homogénea del mismo color que tiene como fondo un plano uniforme, por ejemplo, una línea negra que se encuentra en un fondo blanco. Sin embargo, se requiere trabajar con imágenes más complejas, con varios tonos de grises y fondos en donde lo único que divide a éstos es un borde que se puede perder con mucha facilidad. Para estos objetos se requiere definir otro tipo de funcional para reconocer bordes, que es el que se analizará a continuación.

Energía de borde

Si se desea que el modelo se acerque a los bordes de un objeto, se puede utilizar un funcional de energía de borde definido como:

$$E_{borde} = - |\nabla I(x, y)|^2 \quad (4.11)$$

Donde ∇ el operador nabla que representa la operación gradiente el cual es utilizado para realzar bordes en imágenes. El gradiente de la función $I(x, y)$ en las coordenadas se encuentra definido como un vector columna de dos dimensiones:

$$\nabla I = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

La ecuación 4.12 indica que el operador gradiente es utilizado para obtener las respectivas derivadas parciales que serán útiles en el desarrollo del modelo en las próximas secciones.

Una de las características del operador gradiente, es que las derivadas parciales en 4.12 no son invariantes a la rotación, es decir que si se gira la imagen, el resultado de la operación no será el mismo. A los operadores que tienen esta característica de invariabilidad a la rotación se les conoce como isotrópicos. Cabe mencionar que las derivadas parciales de la ecuación 4.12 son operaciones lineales.

Existe otro operador que mantiene mejores características que el operador de gradiente en el aspecto de que es un operador isotrópico y de que su magnitud

es lineal. Este es conocido como operador laplaciano y su magnitud se encuentra definida como:

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (4.13)$$

Si se realiza un análisis de las ecuaciones 4.12 y 4.13, se puede concluir que el operador de gradiente produce bordes más gruesos y tiene mayor respuesta a saltos en niveles de grises. Por otro lado, el operador laplaciano tiene una respuesta más fina en cuanto a detección de líneas más delgadas y puntos aislados.

La figura 4.2 muestra el resultado de aplicar el operador laplaciano a una imagen de intensidad³ de 385x537 píxeles. Se observa como los bordes del objeto se ven realzados tras utilizar este operador. De la misma manera, se observa en la figura 4.3 el resultado de aplicar el operador de gradiente por medio de un operador Sobel. En éste se muestra como se realzan los bordes de la imagen pero de forma más gruesa y con menos detalle que en la figura 4.2. Lo anterior concuerda con las conclusiones que se dieron en el párrafo anterior.



Figura 4.2: Imagen original y resultado de aplicar el operador laplaciano.

En el modelo de contorno activo se utiliza el operador de gradiente para el funcional de energía de borde, pues éste genera bordes gruesos para imágenes estáticas además de que solamente se requiere obtener la derivada parcial para obtener un buen resultado.

De la misma forma que el funcional de energía de línea, el funcional de energía de borde se puede expresar de una manera alternativa a la expresada en la ecuación 4.11:

³En MATLAB, las imágenes de niveles de grises también son conocidas como imágenes de intensidad.



Figura 4.3: Imagen original y resultado de aplicar el operador gradiente.

$$E_{borde} = - |\nabla G_{\sigma}(x, y) * I(x, y)|^2 \quad (4.14)$$

En donde nuevamente $G_{\sigma}(x, y)$ representa la función Gaussiana de dos dimensiones con una desviación estándar σ el signo $*$ representa convolución. El uso de esta función Gaussiana en la ecuación 4.14, se debe a que los mínimos de este funcional recaen en los cruces por cero que definen los bordes.

Se puede deducir que un incremento de σ producirá que la imagen se vuelva mas borrosa. El obtener el gradiente de una imagen con estas características aumenta el rango de captura⁴ del contorno activo. Lo anterior se muestra en la figura 4.4, en donde se convoluciona la imagen original con una función Gaussiana con desviación estándar $\sigma = 3$. Se ve claramente que la imagen resultante es mucho mas borrosa, lo que aumentará el rango de captura. Esto se puede apreciar en la figura 4.5, en donde se aplica el operador gradiente al resultado de la convolución de la función Gaussiana con la imagen de intensidad. Nótese que el aumento de valor de la desviación estándar, ocasiona que el borde se haga mas grueso, así se puede comprobar experimentalmente que el rango de captura es proporcional al valor de la desviación estándar.

Para finalizar, obsérvese la figura 4.5 en donde el borde de interés es de color claro, siguiendo la definición para diseñar el modelo que se dio al principio de esta sección, el signo negativo de las ecuación 4.11 y 4.14 tiene sentido.

⁴El rango de captura se define como la región en donde un contorno puede ser inicializado y poder encontrar el límite deseado guiándose así de las fuerzas externas.



Figura 4.4: Convolución imagen original(izq.) con una función Gaussiana con $\sigma = 3$

Energía de término

Este funcional de energía se propone para encontrar terminaciones de línea y esquinas. Para la definición de la misma, considérese que $C(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y)$ es una versión borrosa de la imagen original, $\theta = \tan^{-1}(C_y/C_x)$ sea el parámetro correspondiente al ángulo del gradiente de los siguientes vectores unitarios que representan respectivamente al vector tangente y normal a la dirección del gradiente de la imagen, $n = (\cos\theta, \sin\theta)$ y $n_\perp = (-\sin\theta, \cos\theta)$. Entonces la curvatura de $C(x, y)$ se puede escribir como:

$$E_{termino} = \left[\frac{\partial n_\perp}{\partial \theta} \right]^{-1} ds = \frac{\frac{\partial^2 C}{\partial n_\perp^2}}{\frac{\partial C}{\partial n}} ds \quad (4.15)$$

Que de forma discreta se puede representar como:

$$E_{termino} = \frac{C_{yy}C_x^2 + C_{xx}C_y^2 - 2C_{xy}C_xC_y}{(C_x^2 + C_y^2)^{3/2}} ds \quad (4.16)$$

La ecuación 4.15 es más fácil de conceptualizar si se observa la figura 4.6. En ésta se presenta una imagen de dos colores (izq.). La imagen resultante de las operaciones correspondientes a la ecuación 4.15 se muestra en la figura 4.6 por medio de vectores que apuntan hacia la máxima variación de cambio, que es otra definición del gradiente. Entonces, la derivada de los vectores perpendiculares a los mostrados en la figura 4.6, tendrá un mayor valor cuando sus cambios sean abruptos, es decir, cuando existan esquinas o terminaciones de línea. Eso es lo que quiere decir la ecuación

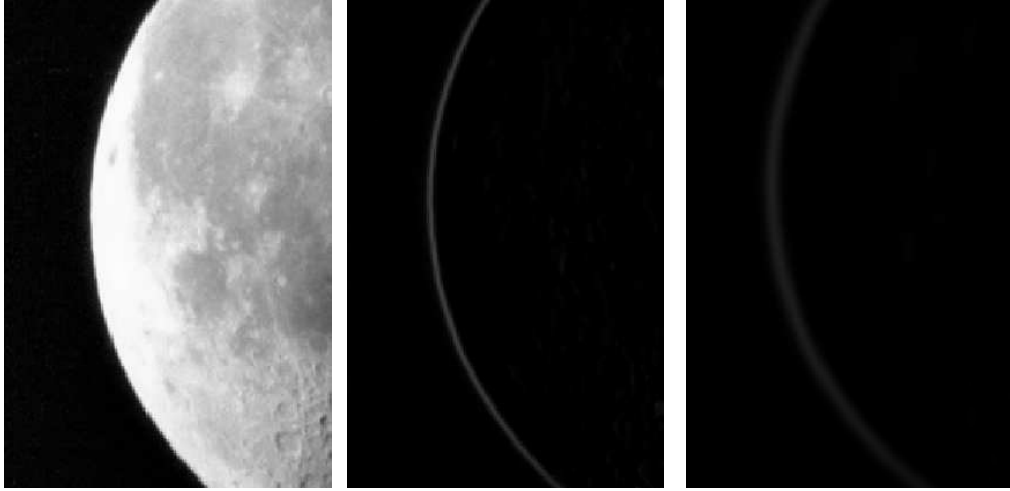


Figura 4.5: Convolucion con funcion Gaussian con $\sigma = 1$ (en medio) y $\sigma = 3$ (der.).

ción 4.15, en donde el recíproco se toma para tener un mínimo cuando se presenten esquinas o términos de línea.

4.2.3. Energía de fuerzas externas

Este funcional de energía, corresponde a un control que el usuario puede ejercer ubicando puntos para formar una guía para el contorno activo. Así el contorno activo no se pierde en mínimos locales que pueden cerrar un contorno falso. El ejemplo utilizado por Kass [16] es parecido a un resorte que ejerce una fuerza. Entonces se puede pensar en dos puntos (x_1 y x_2) en donde uno sea un punto en la imagen (x_1) y el otro sea un punto de la curva correspondiente al contorno activo (x_2). De esta manera se puede definir un funcional de energía de fuerzas externas como:

$$E_{fuerzas-externas} = k |x_1 - x_2|^2 \quad (4.17)$$

Este funcional es mínimo cuando $x_1 = x_2$. También se puede expresar otro funcional que repele al contorno activo.

$$E_{fuerzas-externas} = \frac{k}{|x_1 - x_2|^2} \quad (4.18)$$

Este funcional es máximo cuando $x_2 = x_1$. El negar la constante k representa un cambio de atracción a pseudo repulsión y de repulsión a pseudo atracción. Con esto se quiere decir que un valor negativo en la constante ocasionará mínimos infinitos que en el caso del modelo de contorno activo no se pueden utilizar ya que el funcional de energía no es continuo lo que imposibilita minimizar la ecuación 4.2.

4.3. El problema de variación

Hasta el momento se ha logrado definir un modelo para el contorno activo, pero se requiere saber que curva disminuye al funcional de la ecuación 4.2. Este tipo de problemas se conoce como el problema de variación y se puede resolver utilizando una herramienta de las matemáticas conocido como cálculo de variaciones⁵. A continuación se utilizará el cálculo de variaciones [13] para obtener la ecuación de Euler-Lagrange.

4.3.1. La ecuación de Euler-Lagrange

Antes de derivar la ecuación de Euler-Lagrange se utiliza el lema básico del cálculo de variaciones:

Si x_1 y $x_2 (> x_1)$ son constantes fijas y $G(x)$ es una función continua en particular en donde $x_1 \leq x \leq x_2$ y

$$\int_{x_1}^{x_2} \eta(x)G(x)dx = 0 \quad (4.19)$$

Para cada opción de la función continuamente diferenciable $\eta(x)$ para la cual

$$\eta(x_1) = \eta(x_2) = 0 \quad (4.20)$$

se concluye que:

$$G(x) = 0 \text{ idénticamente en } x_1 \leq x \leq x_2 \quad (4.21)$$

La demostración de este lema se puede consultar en el libro "Calculus of Variations" de R.Weinstock. Ahora bien, si se tiene una función dos veces diferenciable $y = y(x)$ que satisface la condición $y(x_1) = y_1$, $y(x_2) = y_2$ y ocasiona que la integral

$$I = \int_{x_1}^{x_2} f(x, y, y')dx \quad (4.22)$$

genere un mínimo; ¿cuál sería la ecuación diferencial que satisface $y(x)$? Si se resuelve dicha ecuación diferencial, entonces se tiene una forma explícita de la función que satisface la ecuación 4.22. Para resolver dicho problema se propone una familia con un parámetro

$$Y(x) = y(x) + \epsilon\eta(x) \quad (4.23)$$

⁵El cálculo de variaciones es una especie de generalización del cálculo, este busca una trayectoria, curva, superficie, etc., que para una función tenga un valor estacionario (en problemas de física es usualmente un mínimo o un máximo).

En donde $\eta(x)$ es una función arbitraria en la cual

$$\eta(x_1) = \eta(x_2) = 0 \quad (4.24)$$

y ϵ es el parámetro de la familia. Entonces para cada función $\eta(x)$ se tiene una sola familia de un parámetro de la forma 4.23. Con $\eta(x)$ cada valor de ϵ designa un solo miembro de esa familia de un parámetro. Con lo anterior la función $y(x)$ que minimiza la integral de la ecuación 4.22 corresponde a un miembro de todas las familias de la ecuación 4.23 cuando el parámetro $\epsilon = 0$. Tomando en cuenta todo lo anterior:

$$I(\epsilon) = \int_{x_1}^{x_2} f(x, Y, Y') dx \quad (4.25)$$

Se observa que la integral es función del parámetro ϵ . La ecuación 4.25 encontrará entonces su mínimo cuando $\epsilon = 0$ como ya se mencionaba anteriormente. Lo importante de esto es que el mínimo existe sin importar la familia $\eta(x)$ y además se tiene una expresión que corresponde a un problema del calculo diferencial de una sola variable, en este caso el parámetro ϵ . Entonces se sabe que una condición necesaria para encontrar un mínimo es:

$$I'(0) = 0 \quad (4.26)$$

Entonces se tiene que:

$$\begin{aligned} \frac{dI}{d\epsilon} &= I(\epsilon) = f(x_2, Y, Y') \frac{dx_2}{d\epsilon} - f(x_1, Y, Y') \frac{dx_1}{d\epsilon} + \int_{x_1}^{x_2} \frac{\partial f}{\partial \epsilon} dx = \\ &= \int_{x_1}^{x_2} \left(\frac{\partial f}{\partial Y} \frac{\partial Y}{\partial \epsilon} + \frac{\partial f}{\partial Y'} \frac{\partial Y'}{\partial \epsilon} \right) dx = \int_{x_1}^{x_2} \left(\frac{\partial f}{\partial Y} \eta + \frac{\partial f}{\partial Y'} \eta' \right) dx \end{aligned} \quad (4.27)$$

En donde se ha utilizado la definición de diferencial de una integral, regla de la cadena para diferenciar y la ecuación 4.23 para conseguir el resultado. Con la ecuación 4.23, 4.26 y 4.27 se tiene:

$$I'(0) = \int_{x_1}^{x_2} \left(\frac{\partial f}{\partial y} \eta + \frac{\partial f}{\partial y'} \eta' \right) dx = 0 \quad (4.28)$$

Integrando por partes el segundo término y considerando la restricción 4.24, se tiene que:

$$\begin{aligned} I'(0) &= \frac{\partial f}{\partial y'} \eta \Big|_{x_1}^{x_2} + \int_{x_1}^{x_2} \left(\frac{\partial f}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial f}{\partial y'} \right) \right) \eta dx = \\ &= \int_{x_1}^{x_2} \left(\frac{\partial f}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial f}{\partial y'} \right) \right) \eta dx = 0 \end{aligned} \quad (4.29)$$

El lema que se comentó al principio de esta sección indica que:

$$\frac{\partial f}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial f}{\partial y'} \right) dx = 0 \quad (4.30)$$

La ecuación 4.30 es la llamada ecuación diferencial de Euler-Lagrange. El método para obtenerla es el mismo que utiliza Weinstock [13]. La descripción de la obtención de esta ecuación se explica para tener un concepto más claro de que es lo que se está tratando de resolver, además de que servirá de base para obtener la ecuación del modelo del contorno activo, que se verá a continuación.

4.3.2. Ecuación de Euler-Lagrange para el modelo del contorno activo

Para el funcional de energía de la ecuación 4.2 se tiene que:

$$E_{snake}^* = \int_0^1 (F(s, v(s), v'(s), v''(s))) ds \quad (4.31)$$

Se propone nuevamente una familia de un parámetro como se hizo en la ecuación 4.23

$$V(s) = v(s) + \epsilon \eta(s) \quad (4.32)$$

La ecuación 4.32 ofrece la posibilidad de definir la ecuación 4.31 como:

$$E_{snake}^*(\epsilon) = \int_0^1 (F(s, V(s), V'(s), V''(s))) ds \quad (4.33)$$

Los mismos argumentos que se usaron anteriormente son válidos para el modelo, por lo que, sin perder generalidad, se tiene que:

$$\begin{aligned} \frac{dE_{snake}^*}{d\epsilon} = E_{snake}^*{}'(\epsilon) &= \int_0^1 \frac{\partial F}{\partial \epsilon} ds = \int_0^1 \left(\frac{\partial F}{\partial V} \frac{\partial V}{\partial \epsilon} + \frac{\partial F}{\partial V'} \frac{\partial V'}{\partial \epsilon} + \frac{\partial F}{\partial V''} \frac{\partial V''}{\partial \epsilon} \right) ds \\ &= \int_0^1 \left(\frac{\partial F}{\partial V} \eta + \frac{\partial F}{\partial V'} \eta' + \frac{\partial F}{\partial V''} \eta'' \right) ds \end{aligned} \quad (4.34)$$

Nuevamente se integra por partes considerando la restricción 4.24, que se asume para η , así:

$$\begin{aligned}
E_{snake}^*(0) &= \frac{\partial F}{\partial v'} \eta|_0^1 + \int_0^1 \left(\frac{\partial F}{\partial v} - \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial F}{\partial v'} \right) \right) \eta + \frac{\partial F}{\partial v''} \eta'' ds \\
&= \frac{\partial F}{\partial v'} \eta|_0^1 + \frac{\partial F}{\partial v''} \eta'|_0^1 + \int_0^1 \left(\frac{\partial F}{\partial v} - \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial F}{\partial v'} \right) \right) \eta - \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial F}{\partial v''} \eta' \right) ds \\
&= \frac{\partial F}{\partial v'} \eta|_0^1 + \frac{\partial F}{\partial v''} \eta'|_0^1 - \frac{\partial F}{\partial v''} \eta'|_0^1 + \int_0^1 \left(\frac{\partial F}{\partial v} - \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial F}{\partial v'} \right) + \frac{d^2}{ds^2} \left(\frac{\partial F}{\partial v''} \right) \right) \eta ds \\
&= \int_0^1 \left(\frac{\partial F}{\partial v} - \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial F}{\partial v'} \right) + \frac{d^2}{ds^2} \left(\frac{\partial F}{\partial v''} \right) \right) \eta ds \quad (4.35)
\end{aligned}$$

Nuevamente haciendo referencia al lema dado en la sección 4.2.1, se puede argumentar que la ecuación de Euler-Lagrange para el modelo de contorno activo es la siguiente:

$$\left(\frac{\partial F}{\partial v} - \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial F}{\partial v'} \right) + \frac{d^2}{ds^2} \left(\frac{\partial F}{\partial v''} \right) \right) = 0 \quad (4.36)$$

Se considera nuevamente la ecuación 4.2 como una forma abreviada para los funcionales de energía, de esta forma se define un funcional más general que se llamará funcional de energía externa, definido como:

$$E_{externa} = E_{imagen} + E_{fuerzas_externas} \quad (4.37)$$

De esta forma se redefine la ecuación 4.2 como:

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds = \int_0^1 E_{interna}(v(s)) ds + \int_0^1 E_{externa}(v(s)) ds \quad (4.38)$$

Entonces el funcional que se definió en 4.31 puede quedar expresado como:

$$F(s, v(s), v'(s), v''(s)) = E_{externa} + \frac{1}{2} \alpha |v_s(s)|^2 + \frac{1}{2} \beta |v_{ss}(s)|^2 \quad (4.39)$$

Si se considera la igualdad 2.4

Sin embargo se va a generalizar la ecuación 4.39 para entregar un mejor modelo matemático. En otras palabras, se considera nuevamente la ecuación 4.3, así:

⁵Nótese que tanto el símbolo ' como el sufijo s representan derivadas y su número de aparición es igual al grado de la derivada. También se aclara que hasta que no se indique lo contrario $v(s) = s$

$$F(s, v(s), v'(s), v''(s)) = E_{externa} + \frac{1}{2}\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \frac{1}{2}\beta(s)|v_{ss}(s)|^2 \quad (4.40)$$

Al sustituir la ecuación 4.40 en la ecuación 4.36 se tiene que:

$$\frac{\partial E_{externa}}{\partial v} - (\alpha(s)v'(s))' + (\beta(s)v''(s))'' = 0 \quad (4.41)$$

Para entender mejor la ecuación 4.41, se puede interpretar esta como una suma de fuerzas que se equilibran:

1.

$$F_{externa}^{(p)} = \frac{\partial E_{externa}}{\partial v} \quad (4.42)$$

2.

$$F_{interna} = -(\alpha(s)v'(s))' + (\beta(s)v''(s))'' = 0 \quad (4.43)$$

3.

$$F_{externa}^{(p)} + F_{interna} = 0 \quad (4.44)$$

Estas dos fuerzas gobiernan el comportamiento del modelo del contorno activo de la siguiente forma:

- La fuerza interna $F_{interna}$ controla la rigidez y la tensión del modelo.
- La fuerza externa $F_{externa}^{(p)}$ atrae al modelo hacia zonas de interés de la imagen, ya sean bordes, puntos, ciertos colores, etc.

Es importante aclarar que en la ecuación 4.41 se supone que son conocidos $v(0)$, $v(1)$, $v'(0)$, $v'(1)$.

4.3.3. Métodos para resolver la ecuación de Euler-Lagrange para el modelo de contorno activo (Método de gradiente descendente)

La ecuación 4.41 es una ecuación diferencial ordinaria que por sus características tiene muchas soluciones que corresponden al mínimo local. Kass [16] propone una técnica para encontrar el mínimo local por medio de métodos de gradiente descendente, el inconveniente con ello es que el modelo se puede perder en varios mínimos locales, aunque hay que comentar que el modelo original se creó con este propósito ya que se desea hacer las interpretaciones de procesos de alto nivel más flexibles y

no limitarlo a decisiones irreversibles de bajo nivel. Una de las consecuencias negativas de utilizar este método, es que el contorno activo debe de tener una buena inicialización.

Como se comentaba anteriormente, la ecuación 4.41 es posible de resolver utilizando el método de gradiente descendente. Para hacerlo así se reescribe la ecuación 4.41 como:

$$\left(\frac{\partial v(s, t)}{\partial t}\right) = \left(\frac{\partial E_{externa}}{\partial v(s, t)}\right) - (\alpha(s)v'(s, t))' + (\beta(s)v''(s, t))'' \quad (4.45)$$

El incluir la variable de tiempo en la ecuación hace que esta se vuelva dinámica, sin embargo no se incluyen en los factores de tensión $\alpha(s)$ ni de rigidez $\beta(s)$ ya que no se desea que varíen dinámicamente en el tiempo.

La razón de la ecuación 4.43 es debido a que la ecuación 4.41 garantiza que cuando existe un equilibrio, es decir que el contorno activo ha encontrado un mínimo local, el modelo no se moverá. Así, si se supone que se tiene un bosquejo (contorno inicializado cerca del objeto) del contorno que se desea cerrar y se utilizan varias iteraciones haciendo el modelo dinámico y esperando encontrar un equilibrio en donde el término $v(s, t)$ de la ecuación 4.43 desaparezca y se cumpla la ecuación 4.41.

La ecuación 4.43 se desarrollará de forma discreta para su implementación en software, como se verá en el capítulo correspondiente a la implementación del algoritmo.

4.4. Alternativas al modelo original.

El modelo de contorno activo que se ha tratado a lo largo del capítulo se propuso en 1987 por Kass [16], sin embargo éste sufre de considerables desventajas que se han encontrado en el transcurso del tiempo. Algunas desventajas del modelo corresponden a debilidades de la solución de la ecuación diferencial 4.41 debido al método de gradiente descendente que intuye una aproximación cercana al objeto que se desea ubicar. También existe la posibilidad de que en el proceso iterativo que establece la ecuación, un punto de control sobrepase el contorno deseado y no pueda retomar su camino hacia el objeto en el peor de los casos. Temas de eficiencia también son cuestionados, así como la decisión de la elección de los parámetros que le quitan generalidad al modelo. Por ello, para este proyecto, se han estudiado otras alternativas para el desarrollo de nuestro algoritmo según sus ventajas y desventajas, como veremos brevemente a lo largo de esta sección y de forma práctica a lo largo de lo que resta de proyecto.

4.4.1. El modelo de contorno activo con fuerza externa de “globo”

En 1991 Laurent D. Cohen [17] propone un anexo al modelo original. Recuérdese de puntos anteriores que la fuerza externa representa una fuerza externa particular la cual se considera constante. En este modelo se propone para representar una fuerza más general que se subdivide en dos tipos: Estática y dinámica. La estática es igual a la fuerza particular, es decir que no varía. La dinámica por otro lado varía mientras el modelo se va ajustando. Este nuevo tipo de fuerza vale la pena aclarar que se ajusta al análisis a pesar de que su campo no es constante.

La propuesta de Cohen surge por la incapacidad del modelo original de Kass de superar dificultades en ciertos momentos al cabo de numerosas iteraciones, y nunca sea capaz de hallar el contorno deseado.

El autor sugiere redefinir la fuerza externa a través de una normalización de esta fuerza externa y el uso de un vector unitario normal (fuerza de presión) de forma que se controlen las oscilaciones del modelo.

El modelo final con el modelo de L. Cohen logra evitar el ruido y no se colapsa, sin embargo su punto de equilibrio está un poco mas alejado del que se espera pues existe un ligero efecto del vector normal mencionado, que en ocasiones puede perjudicar pues en las discontinuidades suele seguir expandiéndose.

Por tanto el modelo de L.Cohen propone una nueva variante para la fuerza externa con la característica de inflar o colapsar el modelo ante situaciones de ruido o de posiciones donde los puntos están lejos del mínimo para evitar que el modelo se colapse. Las desventajas de elegir este modelo son:

- Se agrega un nuevo parámetro de control que le quita generalidad al modelo en el sentido de que la selección de este puede funcionar correctamente solo para situaciones muy específicas.
- Puede cerrarse un contorno falso debido a la presencia del vector unitario.

4.4.2. El modelo de contorno activo con fuerza externa de flujo de vector de gradiente (GVF)

Chenyang Xu [18] propone en 1999 un modelo de contorno activo en donde expone una fuerza externa general con las siguientes ventajas:

- Los puntos de control se pueden ubicar lejos del contorno que se desea cerrar asegurando convergencia.
- Se pueden cerrar contornos que presenten concavidades.

El modelo con la fuerza GVF (Gradient Vector Flow) soluciona o mejora casi todas las desventajas del algoritmo del modelo de Cohen, aunque la cantidad de operaciones requeridas para solucionar el modelo de Xu son una desventaja considerable contra los demás modelos.

El análisis del modelo con la fuerza GVF se basa en disminuir el siguiente funcional de energía:

$$E_{GVF} = \int \int \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v_{GVF} - \nabla f| dx dy \quad (4.46)$$

En donde:

- $v_{GVF}(x, y) = [u(x, y)v(x, y)]$ es el campo vectorial que tendrá las características que se desean.
- u_x, u_y, v_x, v_y representan las derivadas parciales respecto a la variable representada en el subíndice de las coordenadas del campo vectorial v_{GVF}
- f es una función que se le conoce como mapa de bordes que tiene la característica de tener valores grandes en los bordes de las imágenes, esta puede estar definida como $f(x, y) = -E_{externa}$

Recuérdese que el funcional de energía externa (definido en la ecuación 4.37), es utilizado para tener valores mínimos en los bordes de las imágenes, esta es la razón del signo negativo de la ecuación. Entonces el gradiente del mapa de bordes ∇f apuntará de forma normal hacia la máxima variación de cambio que en este caso es hacia los valores máximos correspondientes a los bordes. El mapa de bordes tiene las siguientes desventajas:

- Se presentan magnitudes altas en las cercanías de los bordes.
- Si los valores en la imagen son constantes (generalmente zonas alejadas de los bordes), entonces el valor de ∇f tiende a ser cero.

La primera característica es deseable y se desea mantener, ésto se ve reflejado en el segundo sumando de la doble integral. En donde si ∇f es grande (se está cerca de un borde), este término de la suma se vuelve dominante y entonces si se quiere minimizar el campo vectorial v_{GVF} se debe de tener que $v_{GVF} = \nabla f$ para que se vuelva mínimo el funcional de la ecuación.

La segunda característica no es deseable, entonces cuando ∇f sea pequeño (se esta alejado de los bordes), el segundo término de la suma de la doble integral se desprecia y solo se considera el primer sumando, que esta definido por la suma de los cuadrados de las derivadas parciales u_x, u_y, v_x, v_y multiplicadas por un parámetro μ

que nivela su efecto ante la presencia de ruido. La razón de este término se debe a que se tiene un campo vectorial v_{GVF} que no se conoce pero se desea tenga ciertas características, ya se definió una en la que $v_{GVF} = \nabla f$ cuando se esté cerca de los bordes, sin embargo cuando se este lejos este término $(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)$ será cero y es un efecto que se desea minimizar en el campo vectorial v_{GVF} . Con esto se consigue un campo uniforme lejos de los bordes. Esta idea se ha propuesto en modelos como el de flujo óptico que representa una distribución de velocidad aparente cuando se presentan cambios en los patrones de brillo en una imagen y se requiere modelar un caso en el que objetos opacos tienen movimiento y no se tiene un verdadero cambio de brillo, por lo que no se considera movimiento, siendo que si existe, entonces se plantea un término similar al primer sumando de la ecuación para suavizar el patrón de cambio del brillo de la imagen para simular una velocidad aparente. Es de hecho esta idea la que utiliza Xu para proponer la ecuación que ya tiene un campo vectorial que contempla la primera ventaja que se comentó al inicio de esta sección, sin embargo no se hace tan evidente la segunda característica correspondiente a las concavidades, pero es un resultado consecuente de la ecuación que promueve una competencia entre los términos de su suma que permite realizar esta tarea.

Por todo lo anterior el campo vectorial se puede sustituir en 4.43 por:

$$\left(\frac{\partial v(s, t)}{\partial t} \right) = v_{GVF} - (\alpha(s)v'(s, t))' + (\beta(s)v''(s, t))'' \quad (4.47)$$

Es importante resaltar que la curva deformable que se genere de la ecuación anterior no representa las ecuaciones de Euler-Lagrange del problema que se plantea en el modelo original pues no es un campo irrotacional como lo es utilizado en el modelo de Kass. Sin embargo Xu argumenta que el comportamiento mejorado del contorno deformable GVF (el que soluciona dicha ecuación) resuelve este inconveniente.

Nuevamente la ecuación que nos ocupa se resuelve utilizando cálculo de variaciones. En este caso el campo vectorial GVF no es tan sencillo de obtener como el caso del modelo de contorno activo original, aunque el objetivo es basarse en las ecuaciones de Euler para resolverlo. Las especificaciones de la obtención de las ecuaciones de Euler se pueden verificar en [18] en este trabajo se seguirá el mismo procedimiento utilizado por Xu para encontrar el campo vectorial GVF. Se ha empleado este modelo de contornos activos en el presente proyecto por ser el que mejor resultados proporcionaba en las pruebas realizadas.

En el próximo capítulo se analizará de forma detallada el algoritmo desarrollado así como los resultados prácticos obtenidos.

Parte IV

Algoritmo y resultados

Capítulo 5

Implementación del algoritmo y resultados

Ya se han analizado las propuestas con las que se va a trabajar en lo que resta de este proyecto, el siguiente paso es diseñar un programa que pueda realizar la tarea requerida. A continuación se describirá la implementación de un método de preprocesado y segmentación de iris ocular, utilizando como base todo lo estudiado hasta el momento y como herramienta de programación el software de desarrollo matemático MATLAB para poder simular cada modelo debido a que éste presenta herramientas que facilitan el cálculo de operaciones que resultan trascendentales para los modelos pero que pueden tomar mucho tiempo en realizarse, tal sea el caso del cálculo de gradientes, operaciones matriciales, interfaces gráficas, etc. Es necesario comentar que todos los resultados presentes en este proyecto se han obtenido con un ordenador portátil con un procesador de 2GHz y una memoria RAM de 2GB, son un sistema operativo Windows Vista y empleando MATLAB R2007a.

A lo largo de este capítulo recordaremos los cada uno de los pasos seguidos en el desarrollo del procesado de imagen que concluye con la segmentación y localización de iris. Veremos en detalle en qué consiste la implementación cada uno de estas etapas y su aportación para la consecución del resultado deseado.

Como ya se ha comentado, los modelos basados en contornos activos han sido empleados como base para este proyecto, en primer lugar se probaron diferentes modelos, los mencionados en capítulos anteriores, para escoger después para su utilización en el algoritmo aquel que arrojaba mejores resultados para las imágenes en que se centra este proyecto, dejando de lado los modelos que no funcionaban de forma eficiente. Los modelos que se manejan en este capítulo, por tanto, se basan en los algoritmos diseñados por Xu (como se estudió en el capítulo anterior). Estos modelos se eligieron debido a que utilizan las ventajas que MATLAB tiene (operaciones

matriciales, cajas de herramientas para procesado digital de imágenes), haciendo así un modelo fácil de programar y con buenos resultados.

A lo largo del capítulo se describen cada una de las etapas, vistas de forma generalizada anteriormente, de que consta el algoritmo en detalle. Sin embargo nos parece necesario comentar en primer lugar brevemente las características de la base de datos empleada para las pruebas realizadas.

5.1. Base de datos empleada

La base de datos CASIA V1 cuenta con un total de 108 individuos (ojos) diferentes, divididos en 2 carpetas, en total existen 7 fotos de cada ojo, en total 708 imágenes. Cada una de estas carpetas representa una sesión diferente en la que se realizó la captura. El sistema de adquisición empleado utiliza cámaras infrarrojas. Además la iluminación es bastante uniforme, luego los niveles grises de las imágenes son homogéneos.

5.2. Desarrollo del algoritmo

A continuación se describirán cada una de las fases mostradas en el diagrama 5.1 en mayor detalle.

5.2.1. Etapa de procesado inicial

Para realizar correctamente la identificación de un individuo mediante reconocimiento de iris es necesario un procesado de imagen que permita separar las características fundamentales (en este caso los puntos relevantes), que posteriormente serán comparadas con la información correspondiente de la base de datos. Para ello es necesario un preprocesado previo que transforme la imagen a un formato adecuado con el que poder localizar, de forma sencilla, las características buscadas. En esta sección se analizarán las herramientas matemáticas empleadas en el desarrollo del algoritmo durante el preprocesado.

Conversión a escala de grises

El objetivo de esta etapa previa es disminuir la complejidad de la imagen, lo que permite trabajar con una única matriz en lugar de las tres dimensiones que la imagen RGB proporciona, facilitando los siguientes pasos en gran medida. Para

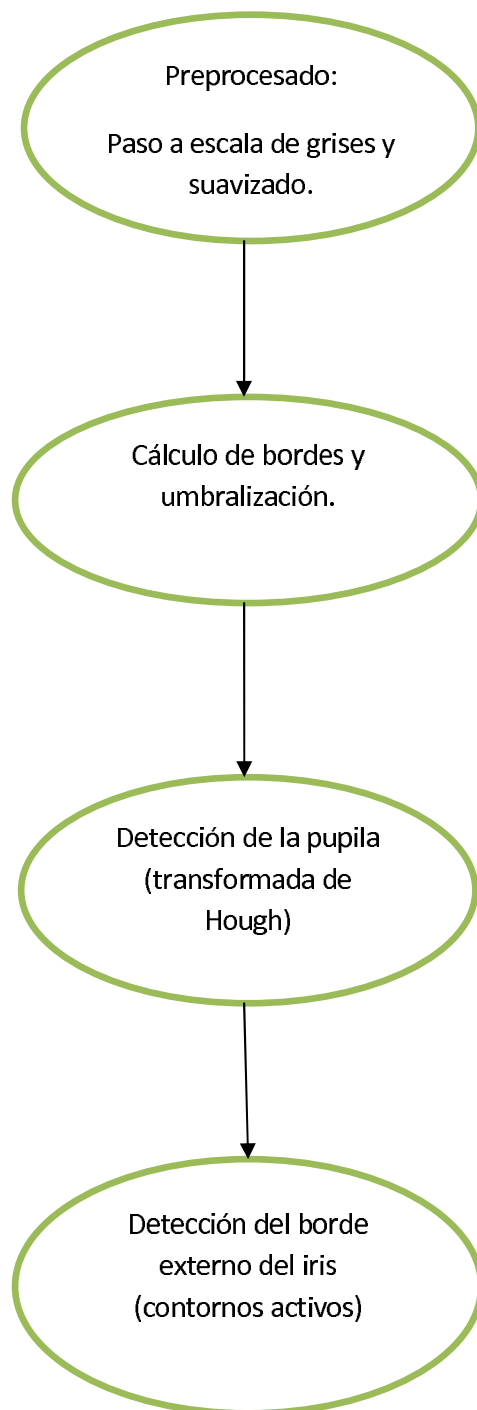


Figura 5.1: Diagrama de fases del algoritmo desarrollado

lograr esto son eliminadas las componentes H (tono) y S (saturación). De esta forma la intensidad de los distintos niveles de gris irá de 0 a 255 (un byte). El tratamiento de imágenes es una tarea ardua y requiere de gran capacidad de procesado, por lo que es siempre recomendable el intentar reducir la complejidad de éstas, de esta forma se podrá llevar a cabo el preprocesado de forma más sencilla y rápida.

Suavizado de la imagen

Como se ha comentado en capítulos anteriores es una práctica habitual del procesado digital de imágenes el hecho de realizar un suavizado de la imagen previo al cálculo de bordes o, en este caso, el paso a imagen binaria.

Este suavizado tiene como objetivo eliminar o disminuir, en la medida de lo posible, errores presentes en la imagen, ruido, etc. Este procedimiento consigue reducir las posibilidades de que, en pasos posteriores, se tomen como relevantes puntos que realmente no lo son, por ejemplo interpretando como borde una zona de la imagen que realmente no lo es. Como su propio nombre indica se trata de disminuir los cambios bruscos de intensidad con cuidado de no eliminar partes importantes de la imagen.

Para lograr el suavizado se siguen a su vez una serie de pasos:

1. **Calculo del histograma:** El histograma es una representación de la frecuencia relativa de cada color en la imagen. En este caso mide la frecuencia relativa de apariciones de los niveles de gris de una imagen. Se trata de una herramienta visual de gran utilidad al permitir con tan solo mirar tener una idea aproximada de la distribución de los niveles de gris, el contraste que presenta y una pista del método más adecuado para manipularla.
2. **Filtrado del histograma:** Uno de los métodos más habituales para eliminar el ruido (en este caso gaussiano) y suavizar la imagen consiste en aplicar un filtro paso bajo al histograma calculado previamente. Una vez realizado el suavizado de la imagen, el siguiente paso consiste en la umbralización. De esta forma se convierte la imagen en binaria.

Conversión en imagen binaria

La umbralización es una técnica de segmentación ampliamente utilizada en el procesado de imagen. Se trata de definir un umbral, de forma que separe los objetos de interés respecto del fondo. Para su aplicación se exige una clara diferencia entre los objetos y el fondo de la escena. La técnica más utilizada es la segmentación por análisis del histograma, método empleado en el desarrollo de nuestro algoritmo. Tras el resultado de la etapa anterior y conociendo la información que nos ofrece el

histograma se realiza un paso previo y complementario a la umbralización, se realiza una búsqueda de transiciones o “bordes” basada en el concepto de la “vecindad” como se comentó previamente.

El algoritmo ideal de cálculo de bordes debe cumplir una serie de condiciones:

- Buena detección. El algoritmo debía de encontrar el máximo de bordes posibles evitando los falsos positivos (bordes detectados no existentes en la realidad).
- Mínima respuesta. Un borde, ha de marcarse solamente una vez, evitando bordes excesivamente gruesos o detectar varias veces el mismo borde, además hay que evitar que se detecten como bordes ruido de la imagen
- Buena localización. Los bordes marcados han de ser lo más parecido posible a los reales. Este parecido era medido por la distancia entre el borde encontrado y el real. Esta distancia debería de ser lo menor posible.

Precisamente por su sencillez, nuestro cálculo de bordes resulta muy efectivo en la posterior detección de iris.

El primer paso que se lleva a cabo sobre la información arrojada por el cálculo del histograma es el cálculo de la primera derivada (operador gradiente). De esta forma localizamos los mínimos en nuestra imagen.

El siguiente procedimiento es la supresión de los falsos mínimos. Esto consiste en comprobar la dirección del gradiente, comprobando los valores de los píxeles que tiene en dirección del gradiente y dirección contraria. El mínimo local es aquel punto cuyo gradiente sea menor que los puntos “vecino”, eliminaremos el resto de puntos que no se correspondan con mínimos locales. De esta forma tratamos de que la línea que se descubra sea una línea delgada, asegurando el objetivo de mínima respuesta. Ahora se tiene un número determinado de mínimos locales, pero aún no hay una imagen binaria, luego hay que proceder a seleccionar aquellos puntos con un valor determinado que sea mayor que un umbral, es decir, proceder a la umbralización de la imagen.

En este proyecto se ha llevado a cabo una umbralización muy sencilla, se define el umbral en vista de los valores obtenidos en el histograma de forma que el umbral siempre estará relacionado con la información contenida en la imagen. Se ha comprobado de forma práctica que los resultados óptimos se obtenían empleando como umbral la media de la intensidad de los píxeles de la imagen. A continuación se muestran algunas de las imágenes binarizadas empleadas a lo largo de este proyecto:

Podemos observar como el preprocesado de imagen consistente en la eliminación de ruido mediante el suavizado, el filtro aplicado y la umbralización nos proporcionan

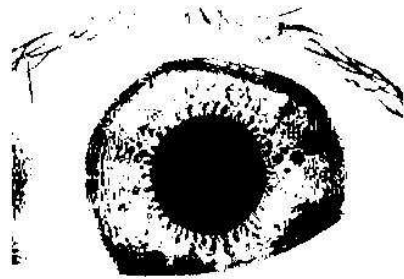
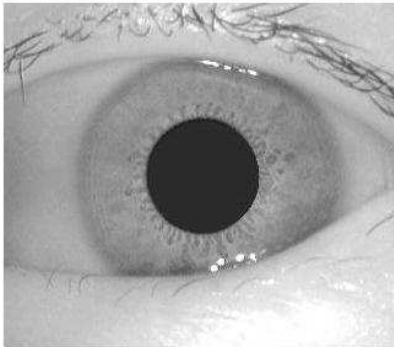


Figura 5.2: Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 1

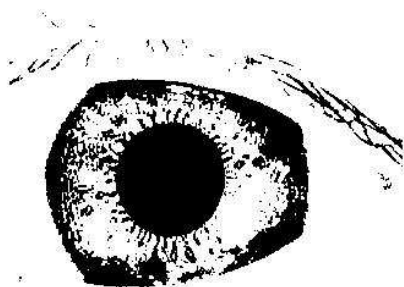
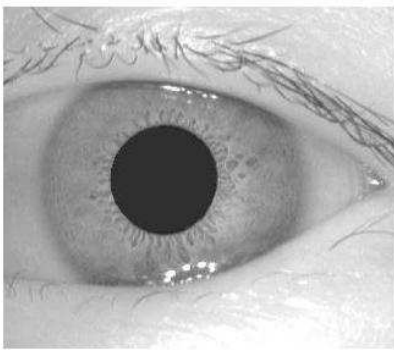


Figura 5.3: Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 2

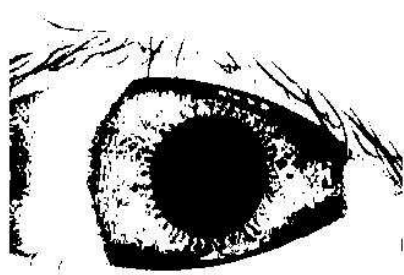
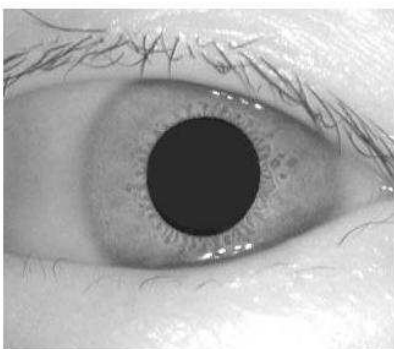


Figura 5.4: Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 3



Figura 5.5: Imagen real frente a imagen de bordes ejemplo 4

una imagen con la información precisa que se necesita para los siguientes pasos del algoritmo, por ello en la imagen se ha eliminado todo elemento innecesario o molesto para la segmentación.

5.2.2. Búsqueda de círculos

Como ya se comentó a lo largo del capítulo 3 en una primera aproximación a la detección de iris se realiza sobre la imagen una búsqueda de círculos destinada a la localización de la pupila, que se utilizará posteriormente como punto de partida para “lanzar” el contorno activo en el paso final del algoritmo de segmentación.

Para ello, como también se ha comentado, se optó por la realización de lo que podríamos denominar ataque de “fuerza bruta” para la búsqueda, por medio de la Transformada Hough, de círculos. Este consistía en que una vez realizada la umbralización, se procedía a buscar para cada píxel de la foto, en los círculos de radios entre el máximo y el mínimo, cuando éstos eran considerados “borde” por la imagen devuelta por nuestro algoritmo. Este método, demostró funcionar de forma correcta, a pesar de suponer un gran coste computacional, el procesado requerido para llevarlo a cabo es grande, con unos tiempos de cálculo elevados, sin embargo se consideraron asumibles en este proyecto ya que los tiempos de procesado para el cálculo de los contornos activos suponen un coste aún mayor y, con los medios disponibles, inevitable.

Podemos observar a continuación los resultados obtenidos:

Después de realizar numerosas pruebas con diferentes bases de datos (CASIA) los resultados obtenidos muestran que la tasa de acierto es del 95,2%. Este cálculo de

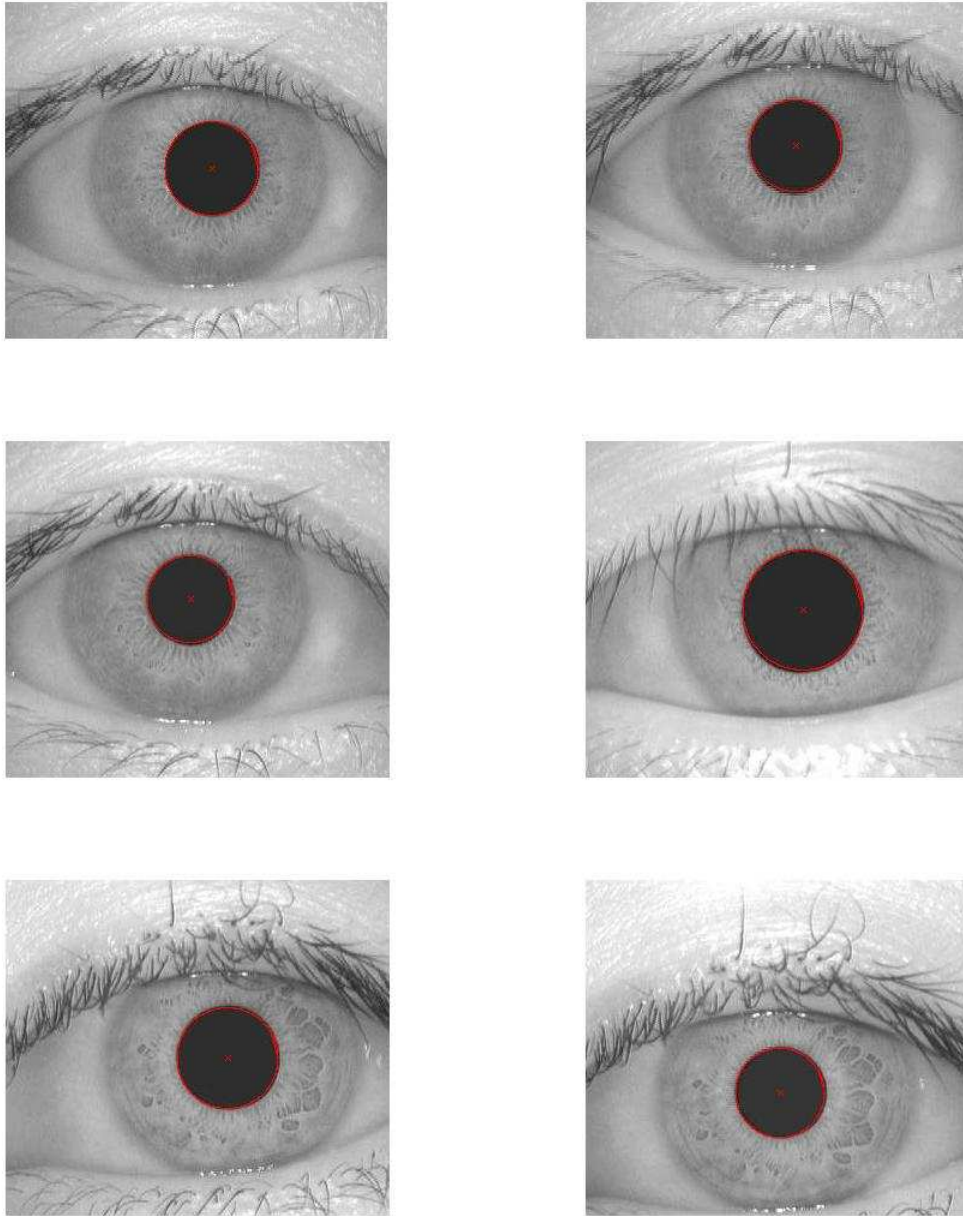


Figura 5.6: Detección de la pupila

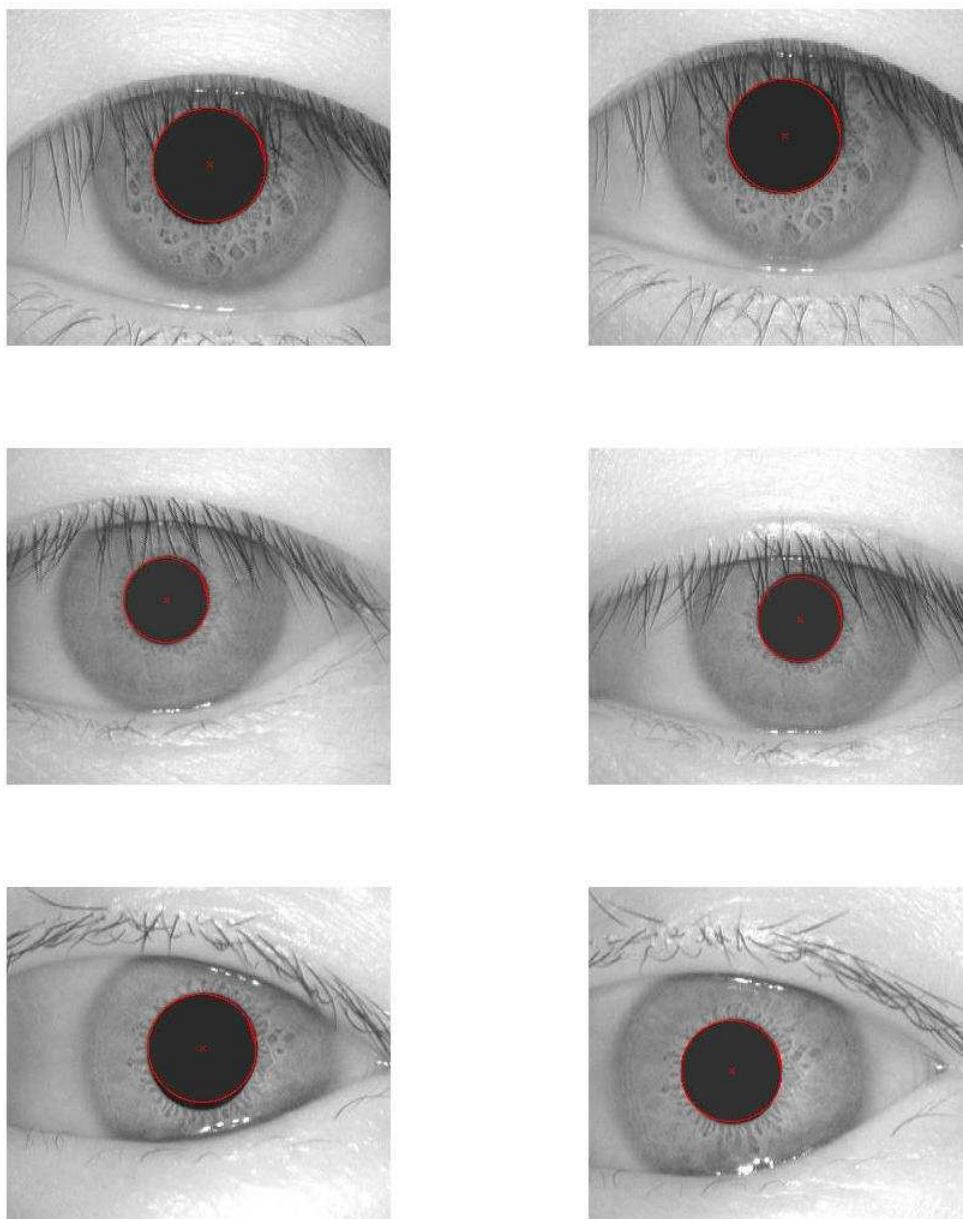


Figura 5.7: Detección de la pupila

error ha tenido que realizarse de forma visual, al observar el ajuste, en las imágenes resultado, del contorno a la pupila real.

5.2.3. Detección de borde exterior

Finalmente el punto más importante del algoritmo, la detección por medio del modelo de contorno activo. Como ya se ha comentado al inicio de este capítulo el modelo finalmente elegido para formar parte de nuestro algoritmo de detección de iris ha sido el modelo de Xu (GVF) [18], por los excelentes resultados que proporcionaba en las pruebas realizadas así como por que ofrecía ciertas ventajas en su implementación en MATLAB.

Ya se han estudiado profundamente en el capítulo anterior los fundamentos teóricos de los modelos basados en contornos activos, y no se repetirán en este punto del proyecto por lo tedioso de su estudio. Se muestra a continuación (figura 5.8) un diagrama de flujo que permite comprender de una forma más visual los pasos seguidos desde el momento en que se localiza la pupila. Como hemos comentado en el apartado anterior, la pupila se localiza mediante la Transformada de Hough, y el método desarrollado a partir de ella nos proporciona el centro y radio calculado como solución. De esta forma (y como se puede apreciar en la figura 5.9) el contorno activo se inicializa tomando este centro como punto de partida deformándose a sí mismo a partir de las ecuaciones específicas para los snakes GVF . El algoritmo ha sido desarrollado buscando el mejor resultado posible para cada imagen, por lo que se han evaluado un rango de valores (los establecidos por Xu en su estudio [18]) determinado para cada parámetro de elasticidad, rigidez, etc. Empleando aquel en cada caso que alcanzaba un resultado más efectivo. Estos rangos son los que se muestran a continuación:

Tabla 5.1: Valores significativos

Parámetro	Valor Empleado
Alpha	0.05-0.55
Beta	0-1
Gamma	1
Kappa	0.15-2.15
Tiempo medio de procesado	14.3 minutos
Número de Iteraciones	250

A su vez es necesario comentar que este resultado óptimo, y por tanto la solución al problema planteado se alcanza cuando el algoritmo se detiene por considerar que ha llegado al borde deseado. Este hecho se produce cuando existe un equilibrio, es decir que el contorno activo ha encontrado un mínimo local que satisface su ecuación

y el modelo no se moverá, es en este momento cuando el algoritmo desarrollado se detiene y ofrece este contorno final como borde exterior del iris. De esta forma, habiendo sido localizado el borde interior del iris (contorno de la pupila) en el paso anterior y conociéndose ahora el borde externo el iris queda localizado como se pretendía en este proyecto.

Es necesario comentar que tan solo las imágenes que se procesaron proporcionando un resultado correcto para la detección de la pupila se han empleado en esta parte del algoritmo. Aquellas que proporcionaron un resultado erróneo en el primer paso del análisis fueron desechadas. Por tanto todas las imágenes procesadas correctamente en esta etapa del algoritmo lo fueron también en la fase inicial.

Podemos observar varios ejemplos de segmentación de iris, tan solo una pequeña muestra de la infinidad de pruebas realizadas (no se han incluido todas las imágenes por simplicidad, ya que presentan resultados muy similares) a partir de la figura 5.10.

5.3. Conclusiones y resultados

Los resultados logrados han sido plenamente satisfactorios, se ha conseguido ajustar el modelo eficazmente a cada una de las imágenes analizadas.

Si expresamos estos resultados en cifras:

- Tasa de acierto para la detección del borde interior del iris: 95,2 %
- Tiempo medio de procesado para la detección del borde interior: 2,7 minutos
- Tasa de acierto para la detección del borde exterior del iris: 90,1 %
- Tiempo medio de procesado para la detección del borde exterior: 11,6 minutos

Se ha alcanzado una tasa total de acierto del 85,55 % sobre todas las imágenes procesadas (base de datos CASIA 1). Como se ha comentado previamente, no se trata de un dato calculado de forma matemática, debido a las características del proyecto, ya que el acierto o fallo se ha determinado en este caso por el análisis del ojo humano, observando para cada imagen si el contorno resultado se corresponde con la posición real del iris en la imagen. Esta tasa de acierto se corresponde al resultado final tras ambos procesados (se ha detectado correctamente el 95,2 % de las pupilas analizadas y el 90,1 % de los bordes exteriores, por tanto se ha procesado satisfactoriamente el 85,55 % de las imágenes de la base de datos analizada).

El otro dato numérico de gran importancia a la hora de sacar conclusiones en este estudio, en cuenta es el tiempo medio de procesado por imagen: 14,3 minutos como tiempo total tras la detección de ambos bordes. Un tiempo bastante elevado

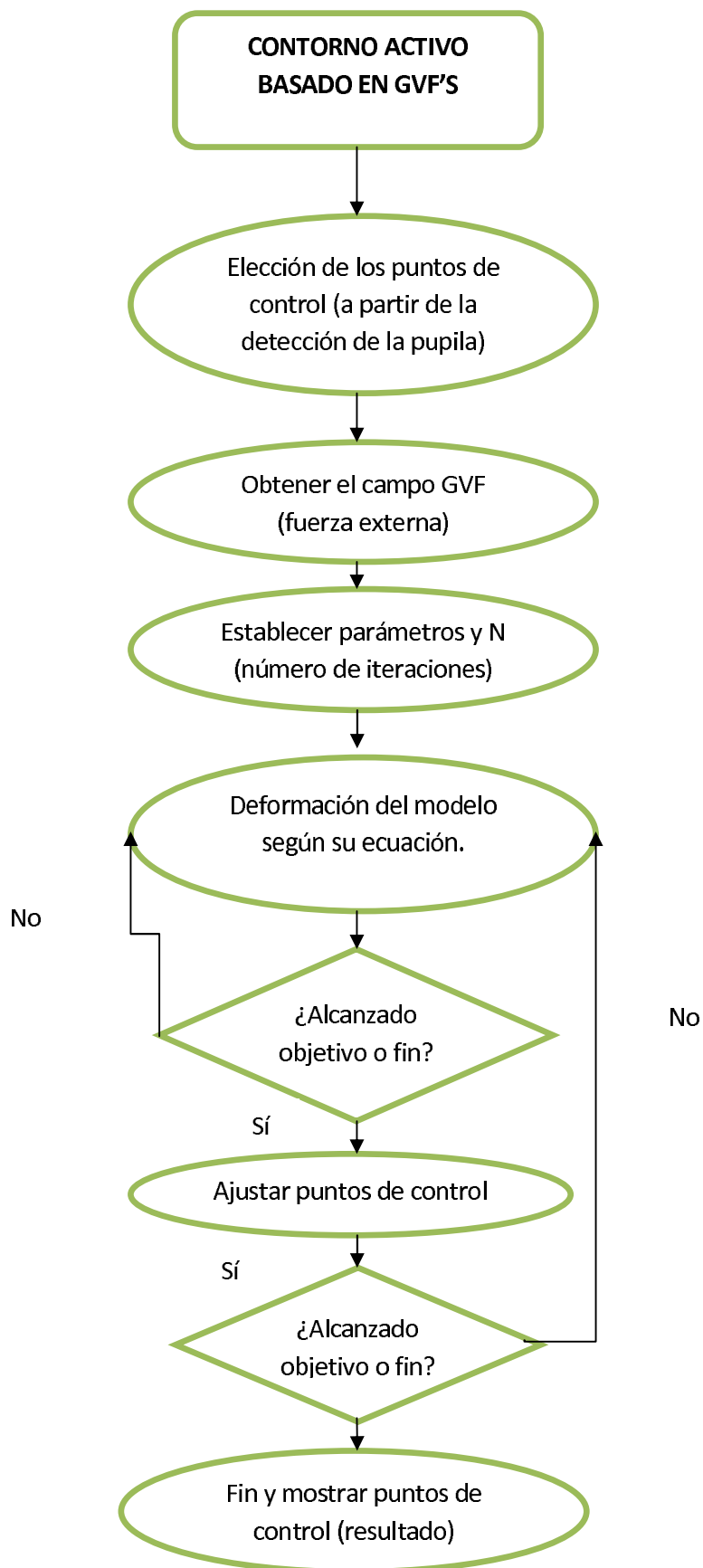


Figura 5.8: Diagrama de fases del algoritmo para el contorno activo

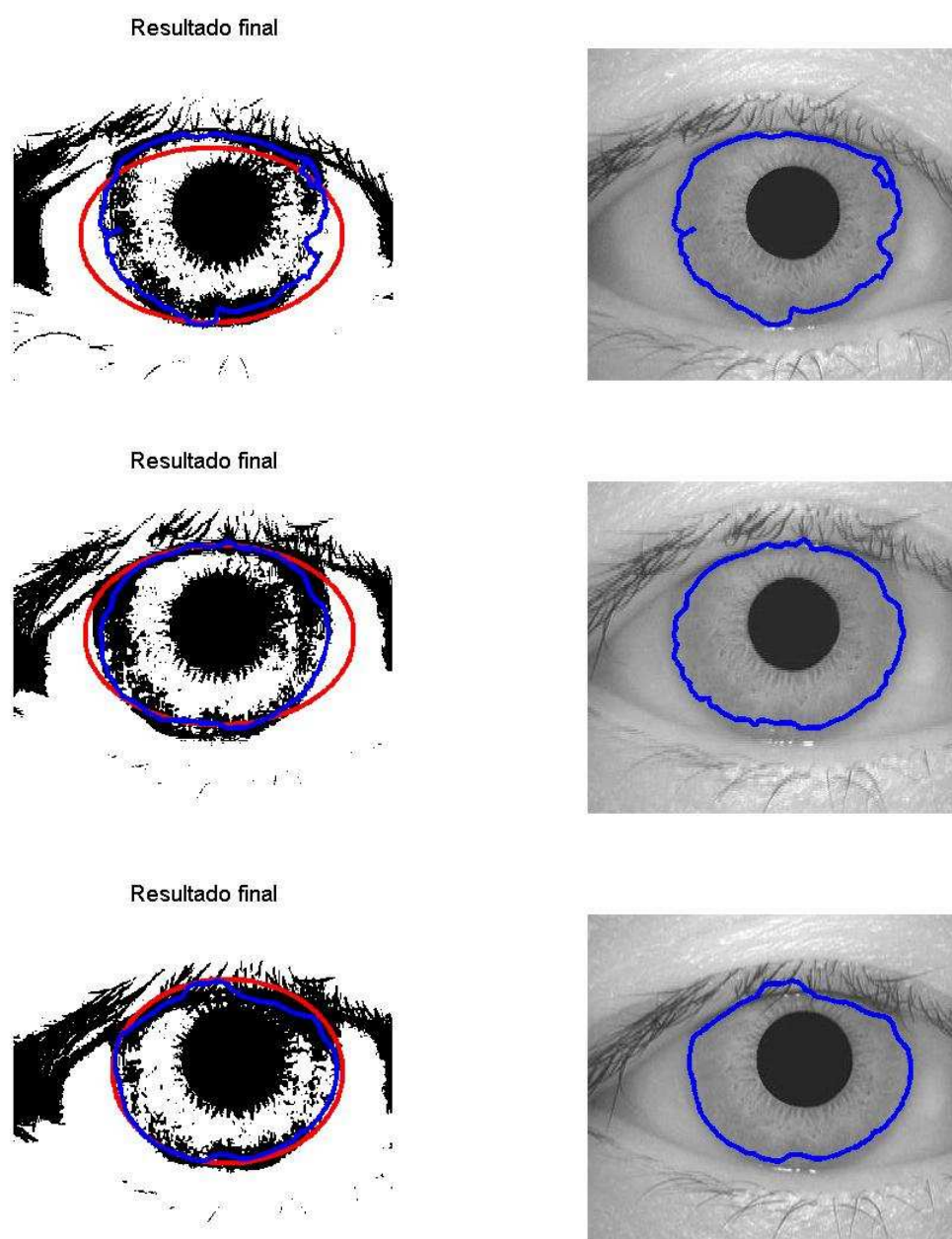


Figura 5.9: Detección del borde exterior del iris

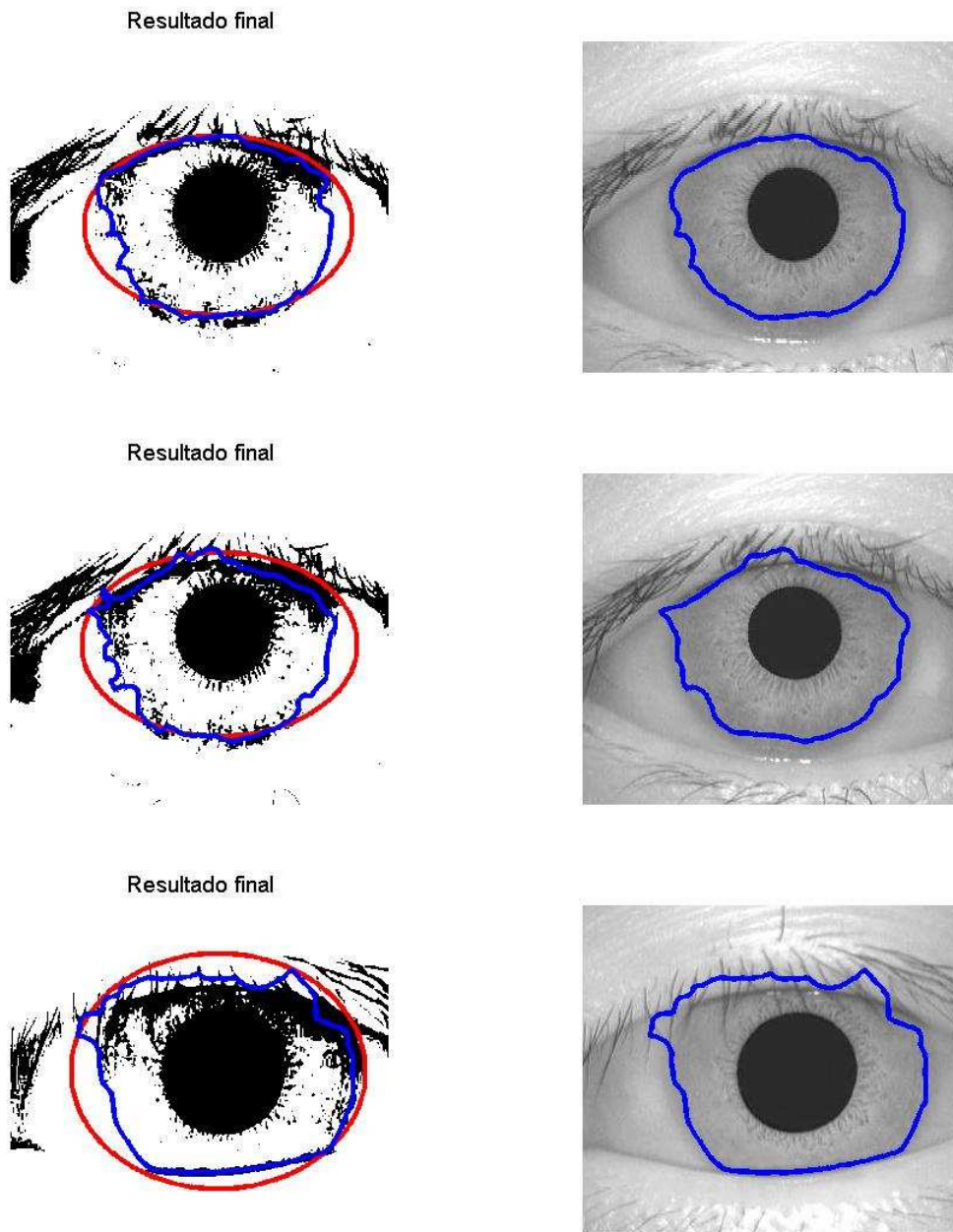


Figura 5.10: Detección del borde exterior del iris

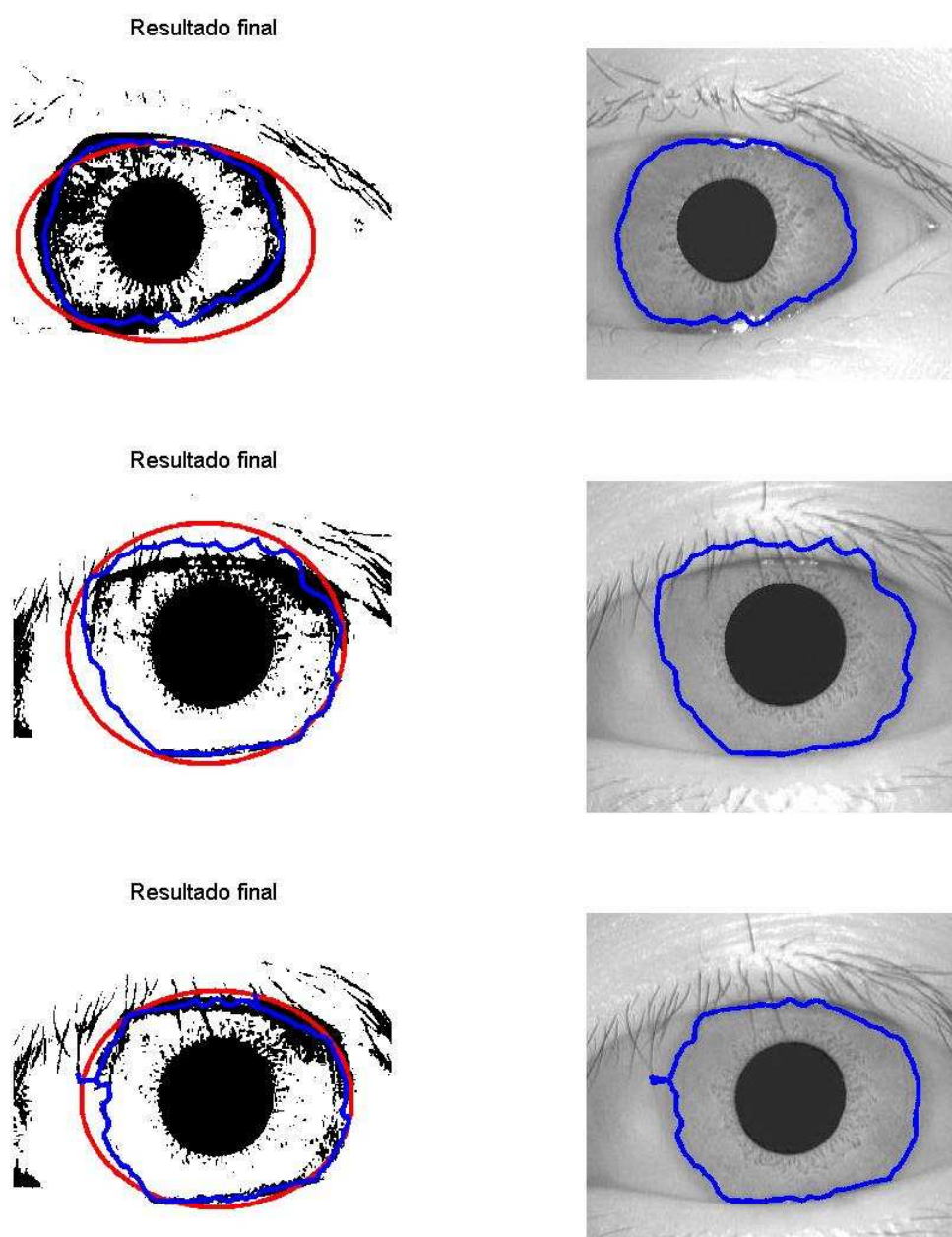


Figura 5.11: Detección del borde exterior del iris

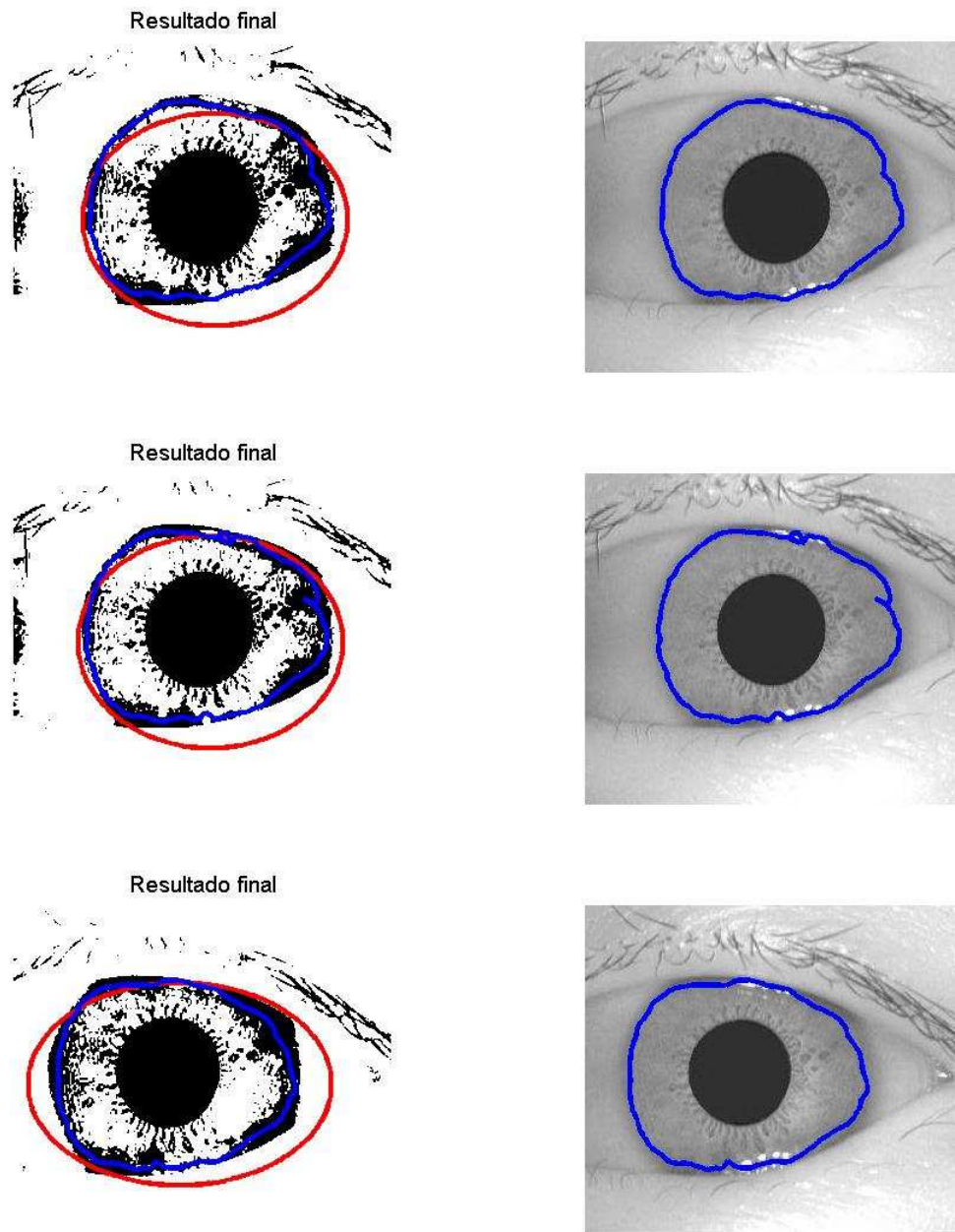


Figura 5.12: Detección del borde exterior del iris

para poder aplicarse este método a un sistema en tiempo real. Lógicamente futuras investigaciones en este campo deberán dirigirse en este sentido, disminuir el coste computacional del contorno activo, para que este método sea aplicable en un sistema de uso en la vida cotidiana, obviamente no resultaría práctico que, en una aplicación en tiempo real de detección (y verificación si fuese necesario) de iris tan solo una de las etapas supusiese un tiempo tan alto.

Sobre los diferentes métodos empleados podemos concluir que la transformada de Hough, si bien también presenta un tiempo de procesamiento elevado (2,7 minutos), proporciona unos resultados de enorme exactitud (95,2 %) que han resultado imprescindibles para poder trabajar con los contornos activos de forma correcta, ya que sin el punto de partida obtenido gracias a la localización de la pupila el contorno presenta un tiempo de computación mayor aún hasta que encuentra el borde deseado.

Finalmente comentar que, como se ha visto, de todos los modelos de contornos activos existentes ha sido el método propuesto por Xu [18] y basado en GVF el que mejores resultados proporciona, unos resultados excelentes, del 90,1 % en las imágenes analizadas (85,55 % para el sistema completo) como hemos comentado, mientras que para el modelo original propuesto por Kass [16] se presentaron problemas de colapso del contorno activo tras un largo tiempo de cálculo. Por lo que a pesar de su elevado tiempo de computación el modelo de Xu presenta características que le hacen una excelente opción, una vez refinado el algoritmo, para detección biométrica dotada de una mayor flexibilidad en futuros estudios.

Parte V
Conclusiones

Capítulo 6

Conclusiones y líneas futuras

En el presente proyecto se detallan todas y cada una de las fases llevadas a cabo para la elaboración de un algoritmo de segmentación de iris ocular. Para ello ha sido necesario un estudio concienzudo de las más diversas técnicas de procesado de imágenes. Ha sido pues un interesante aprendizaje por suponer una oportunidad de internarse en otro terreno totalmente nuevo, la biometría y sus diferentes usos.

Para el desarrollo del algoritmo, a su vez, ha sido necesario internarse en el interesante y complicado estudio de los contornos activos, de los diferentes modelos existentes para lograr implementar un algoritmo comprometido entre la eficacia y la eficiencia, que nos proporcionase resultados aceptables en un tiempo asumible con los recursos que teníamos a nuestra disposición. El resultado final ha sido plenamente satisfactorio. Aun así de este proyecto se pueden sacar muchas propuestas de trabajos futuros, que mejoren, amplíen o corrijan el sistema presentado. Algunas de estas propuestas se detallan en este capítulo.

6.1. Conclusiones

Uno de las partes más gratas de este proyecto ha consistido en implementar un algoritmo que ha demostrado ser muy eficaz para la detección de ojos en imágenes suponiendo además un enfoque más flexible para la segmentación de iris por el hecho de haber logrado desarrollar un sistema que se adapta a las irregularidades presentes en el ojo humano: surcos, pestañas, etc. Esto supone una ventaja fundamental que proporciona el uso de contornos activos, frente a otras técnicas más rígidas incapaces de ofrecer una solución que se adapte a una imagen de, por ejemplo, un ojo entreabierto, un ojo perteneciente a un individuo de rasgos asiáticos, etc. Estos métodos, hasta la fecha, solían aproximar el iris humano por un círculo o elipse, mientras que los contornos activos, como podemos observar en las imágenes incluidas en el apartado anterior, se deforman hasta adaptarse totalmente al iris o a la parte de

él que aparece en la imagen. Todo ello con una tasa de acierto del 85,55 %, dato nada despreciable a la hora de considerar el método propuesto como una opción de estudio y mejora en el futuro.

Se ha comentado previamente que el mayor inconveniente encontrado durante el desarrollo de este proyecto es el tiempo de cómputo. La Transformada de Hough y, especialmente los contornos activos, se componen de una matemática costosa y pesada que eleva el tiempo de procesado en gran medida: 2,7 minutos para la detección del borde interior y 11,6 minutos para el borde exterior, es decir, 14,3 minutos en total por imagen. También se ha comentado la dificultad que ello conlleva a la hora de incluir este algoritmo en un análisis para una aplicación en tiempo real. Sin embargo se concluye de este proyecto que éste es solo un pequeño punto de partida para una serie de estudios futuros que podrían ofrecer provechosos resultados.

Finalmente, como conclusión acerca de la biometría y sus posibles utilidades, se han constatado las enormes dificultades que conlleva el procesado de imagen, analizando fríamente la gran capacidad de procesado necesaria para encontrar un ojo en una imagen, en la cual, básicamente, no hay nada más que un ojo. Son un ejemplo de lo lejos que se está aún de desarrollar de forma sencilla y bajo coste computacional sistemas complejos capaces de proporcionar unos buenos resultados y de la cantidad de esfuerzo que hace falta para lograr unos resultados tan simples. Sin embargo, es cierto que, con unos medios mejores de los empleados en este proyecto, como por ejemplo, un hardware potente para el procesado de imagen el tiempo de cómputo disminuiría considerablemente.

Sin embargo, se consideran los resultados logrados en el presente proyecto a partir de los medios disponibles muy satisfactorios a pesar del gran tiempo de procesado que es necesario invertir en la ejecución del algoritmo en MATLAB. Pueden considerarse costes asumibles en vista de los mencionados buenos resultados y sabiendo que aún queda mucho por explorar en este campo. Podríamos decir que el procesado de imágenes es uno de los terrenos de la ingeniería donde más posibilidades de investigación hay en la actualidad, ya que es una ciencia que tiene mucho por descubrir

6.2. Líneas futuras

Son numerosas las aplicaciones que pueden surgir de un sistema de biometría como el que se ha presentado aquí, además de otras posibles aplicaciones que se le podrían dar al sistema de preprocesado por sí solo. Sería muy interesante aplicarlo no sólo a sistemas destinados a preservar la seguridad de alguna forma, si no también, por ejemplo, a aplicaciones biomédicos, de forma que gracias al estudio

automatizado del iris (con la segmentación formando parte del sistema) pudiesen diagnosticarse dolencias o enfermedades. Aunque al hablar de líneas futuras no podemos pensar solo en posibles aplicaciones, de las cuales ya hablamos en su momento en el capítulo introductorio de este documento. Debemos estudiar también que sistemas, o qué mejoras podrían aumentar el rendimiento de las implementaciones que tenemos actualmente.

Un sistema que aumentaría el rendimiento del sistema sería aquel capaz de desechar fotografías que no ofrezcan una calidad suficiente para el procesado, ya fuese por falta de nitidez, como por escasa apertura del ojo. Además la implementación en un lenguaje de alto nivel, por ejemplo C++ supondría una mejora en cuanto a procesado significativa.

Una mejora en el hardware disponible, como se comentaba anteriormente en este capítulo, aumentando la capacidad de procesado y memoria del sistema, supondría una importante mejora en el rendimiento total del algoritmo que lo posibilitaría para ser incluido en una aplicación para su uso en el día a día.

Lógicamente el siguiente paso en este estudio basado en contornos activos sería la detección en movimiento, es decir, emplear la potente matemática de los contornos activos para poder realizar segmentación en video de sujetos en continua actividad. Ésta es la principal línea futura que se propone como continuación de este proyecto.

Por otro lado el algoritmo implementado podría dar origen a otras muchas aplicaciones, además de las propias de la biometría, como ya ha sido expuesto, estas aplicaciones pueden ser de “eye tracking”, ayuda a la conducción, estudio de comportamientos, etc.

Finalmente se propone como línea futura la inclusión de este algoritmo en un sistema completo de detección de iris.

Presupuesto

En este capítulo se detallan los costes globales de personal y material que se derivan de la realización de este proyecto fin de carrera. Para calcular los costes asociados al tiempo empleado en el desarrollo del proyecto, se ha estimado la duración del mismo en 6 meses, invirtiendo un total de 8 horas al día

6.3. Fases del proyecto

En la tabla a continuación se muestran las fases del proyecto y el tiempo, aproximado, invertido en cada una de ellas. De esta forma, se desprende que el tiempo total dedicado a su elaboración ha sido de 960 horas, distribuidas de la siguiente forma:

Tabla 6.1: Fases del proyecto

Fase I: Estudio sobre algoritmos de detección de círculos y snakes	125 horas
Fase II: Estudio sobre algoritmos de detección de Iris	125 horas
Fase III: Desarrollo de algoritmo de segmentación de Iris	250 horas
Fase IV: Pruebas	350 horas
Fase VI: Redacción de la memoria	160 horas

6.4. Costes de personal

En estos gastos se incluyen todos aquellos costes relativos a los recursos humanos requeridos en el proyecto en concepto de mano de obra. Para el cálculo del coste del personal se ha tenido en cuenta la tabla de honorarios del Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación, donde se establecen unas tarifas de 74,88 euros por hora, teniendo en cuenta que son horas dentro de la jornada laboral, es decir, 8 horas al día y 20 días al mes. De esta forma los recursos humanos a tener en cuenta son:

- Costes correspondientes al proyectante durante 6 meses de duración estimada con un total de 960 horas.

- Costes correspondientes labores administrativas, realizadas por el mismo proyectando.

Tabla 6.2: Coste de personal

Actividad	Horas	Coste/Hora	Total
Ingeniero	960	78.88	71884.8
Administrativo	120	19	2280
			74164.8 €

6.5. Costes de material

En este apartado se desglosan los costes correspondientes al material utilizado para la implementación del proyecto. Por lo tanto hay que incluir el uso de ordenadores y material de oficina empleado.

Tabla 6.3: Costes de material

Material	Coste
Portátil	799
Material oficina	300
Licencias Software (MATLAB)	1350
	2449 €

6.6. Costes totales

Por tanto en función de estos cálculos se estiman que los costes totales del proyecto son de 76613,8 euros, 88872,008 euros si tenemos en cuenta el IVA.

Bibliografía

- [1] Wildes, Richard P., *Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology*, IEEE
- [2] Daugman, John, *Probing the Uniqueness and randomness of iriscodes: results from 200 billion iris pair comparisons*, IEEE Proceedings 2006
- [3] Daugman, John, *How iris recognition works*, IEEE 2004
- [4] Boles, W. y B. Boashash *A human identification technique using images of the iris and wavelet transform*, IEEE 1998
- [5] Kim, J.; Cho, S.; Choi, J. y R. Marks *Iris recognition using Wavelets features*, Journal of VSLI Signal Processing 38: 147-157. 2004
- [6] Ma, L.; Wang y T. Tan. *Iris recognition based on multichannel Gabor filtering*. 5th Asian Conference on Computer Vision, Enero 23-25, Melbourne, Australia. 2002
- [7] Tisse, C. ; Martin, L.; Torres, L. y M. Robert. *Person identification technique using human iris recognition*. Universite de Montpellier. 2000
- [8] Huang, Y; Luo, S y E. Chen. *An efficient iris recognition system*. Proceedings of the First Internacional Conference on Machine Learning and Cybernetics, Beijing, Noviembre, 2002
- [9] Daugman, John. *The importance of being random: statistical principles of iris recognition*. PatternRecognition 36,279-291 2003.
- [10] Cui, J.; Y. Wang, T. Tan y S. Sun. *An appearance-based method for iris detection*. National Laboratory of Pattern Recognition. Chinese Academy of Sciences. 2003
- [11] Greco, J.; Kallenborn, D. y M. Enchiva. *Statistical pattern recognition of the iris*. 2003
- [12] Khaw, P. *Iris recognition technology for improved authentication*. SANS Institute. 2002

- [13] Weinstock, R. *Calculus of variations* N.Y. Dover Publications Inc. 1974
- [14] Daugman, John. *High confidence visual recognition of person by a test of statistical independence*. IEEE TPAMI 15, 1148-1161 1993
- [15] Rafael C. Gonzalez y Richard E. Woods. *Digital Image Processing*. Prentice Hall 2nd Edition 2002
- [16] M. Kass, A. Witkin y D. Terzopoulos, *Snakes: Active contour models* Int. J. Computer Vision, 1987
- [17] L. D. Cohen, *On active contour models and ballons* CVGIP: Image Understanding, Mar. 1991.
- [18] C. Xu, *Deformable Models with application to human cerebral cortex reconstruction from Magnetic Resonance Images* Tesis doctoral, Johns Hopkins University, Baltimore, 1999.