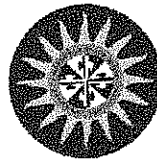


TIE  
M/69  
2012  
Ej. 2.

**ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN PARA UN SISTEMA BIOMÉTRICO DE  
RECONOCIMIENTO DE IRIS**

JUAN CARLOS MARTÍNEZ MARTÍNEZ  
FELIPE ALEJANDRO MORALES MENDIVELSO



UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS  
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

TUNJA

2012

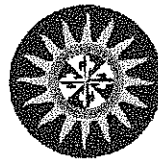
**ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN PARA UN SISTEMA BIOMÉTRICO DE  
RECONOCIMIENTO DE IRIS**

JUAN CARLOS MARTÍNEZ MARTÍNEZ  
FELIPE ALEJANDRO MORALES MENDIVELSO

Proyecto de tesis para optar al título de  
**Ingeniero Electrónico**

Asesor

Magister Fabián Rolando Jiménez López  
Docente Facultad Ingeniería Electrónica



UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS  
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

TUNJA

2012

***Solamente Los Autores Son Responsables  
De Las Ideas Expuestas En El Presente  
Trabajo.***

## NOTA DE ACEPTACIÓN

**Observaciones**

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

**Firma Decano**

---

**Firma Primer Jurado**

---

**Firma Segundo Jurado**

---

**Firma Tutor**

**Tunja, Mayo de 2012**

## DEDICATORIA

**A Dios, soporte y fortaleza  
A nuestras familias, apoyo incondicional  
A Nuestros Maestros, cimientos de nuestra formación**

---

## **AGRADECIMIENTOS**

A Dios a quién le debemos todo, y gracias a él hemos alcanzado este gran logro.

Al Ing. Fabián Jiménez López por sus aportes y asesoría como director de Proyecto de Grado.

La Facultad de Ingeniería Electrónica De La Universidad Santo Tomas en cabeza de Su decano Ing. José Ricardo Casallas G. por su respaldo y Acompañamiento durante el proceso de formación académico.

### ***Juan Carlos Martínez Martínez***

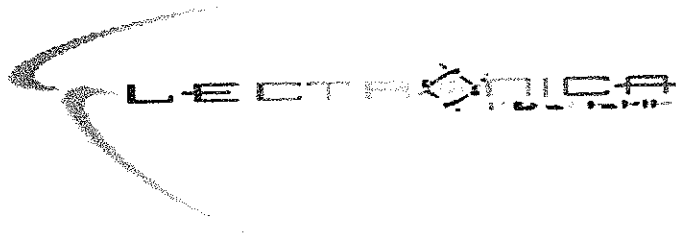
A mis padres Carlos Hernán Martínez y María Olga Martínez, mis hermanos Víctor Hugo, José Luis, Santiago Martínez, mi familia y a mi novia Carolina Núñez quienes siempre me apoyaron y aún más importante para mí siempre creyeron en nuestro trabajo.

A Los ingenieros Luis Fredy Sosa Quintero, Camilo Ernesto Pardo Beainy que me mostraron que el esfuerzo y el trabajo arduo siempre tienen una recompensa.

A Lizeth Katherine Salazar, Camilo Andrés Díaz, Pablo Andrés Álvarez y Javier Camilo Soto quienes además de ser mis compañeros se convirtieron en mis amigos y vivieron conmigo este proceso de convertirnos en ingenieros.

### ***Felipe Alejandro Morales Mendivelso***

A mis padres Carlos Alberto Morales Gómez y Alba Lucia Mendivelso, mis hermanos Diego, y Javier Morales. A mi familia que siempre me apoyaron y recibí de ellos su apoyo incondicional.



## TABLA DE CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS	
LISTA DE TABLAS	
LISTA DE ANEXOS	
GLOSARIO	
CAPITULO I	
INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 JUSTIFICACIÓN.....	2
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	3
1.2.1 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA.....	3
1.2.2 DELIMITACIÓN DEL PROBLEMA.....	4
1.3 OBJETIVOS.....	5
1.3.1 OBJETIVO GENERAL.....	5
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	5
CAPÍTULO II	
ANTECEDENTES.....	6
CAPÍTULO III	
METODOLOGÍA.....	8
CAPÍTULO IV	
MARCO TEÓRICO.....	10
4.1 Biometría.....	10
4.1.1 Orígenes de la Biometría.....	11
4.1.2 Sistemas Biométricos.....	12
4.1.3 El iris humano.....	13
4.1.4 Reconocimiento del Iris.....	14
4.2 Segmentación.....	15
4.2.1 Transformada de Hough.....	15
4.2.2 Algoritmo Integro-diferencial de Daugman.....	16
4.2.3 Detección de Pestañas y Ruidos.....	17
4.3 Normalización.....	18
4.3.1 Modelo Rubber Sheet de Daugman.....	19
4.3.2 Registro de Imagen de Wildes.....	20
4.3.3 Modelo de Normalización no lineal.....	20
4.4 Codificación o Identificador del Patrón Numérico.....	21
4.4.1 Codificación Wavelet.....	21
4.4.2 Filtros Gabor.....	22
4.4.3 Log Gabor.....	25
4.4.4 Hart Wavelet.....	26
4.4.5 Filtro Laplaciana de la Gaussiana.....	27

4.5 Comparación o Reconocimiento de Patrones.....	28
4.5.1 Distancia Hamming.....	28
CAPÍTULO V	
DESCRIPCIÓN DEL PROGRAMA.....	30
5.1 Etapas del modelo simplificado.....	31
5.1.1 Estructura del código.....	31
5.1.2 Acerca del modelo de reconocimiento planteado.....	35
5.1.3 Descripción del algoritmo.....	37
5.1.3.1 Segmentación.....	37
5.1.3.1.1 Límites del Iris y pupila.....	38
5.1.3.1.1.1 Aplicación transformada de Hough.....	39
5.1.3.1.2 Detección del párpado superior e inferior.....	42
5.1.3.1.3 Eliminación de Pestañas.....	43
5.1.3.2 Normalización.....	45
5.1.3.2.1 Codificación.....	47
5.1.3.2.1.1 Consideraciones filtro Log-Gabor...	51
5.1.3.3 Comparación.....	53
CAPÍTULO VI	
IMPLEMENTACIÓN.....	55
6.1 Segmentación.....	56
6.1.1 Fase 1: Mejora de la imagen.....	58
6.1.1.1 Transformaciones Lineales.....	58
6.1.1.2 Transformaciones no lineales.....	61
6.1.2 Fase 2: Algoritmo Canny.....	65
6.1.2.1 Suavizado de la imagen.....	65
6.1.2.2 Obtención del Gradiente.....	68
6.1.2.3 Eliminación de los no máximos.....	70
6.1.2.4 Umbralización de Bordes.....	71
6.1.3 Método de detección de círculos.....	73
6.1.3.1 Transformada de Hough.....	73
6.1.3.2 Método Alternativo.....	80
6.1.3.3 Contorno del iris y pupila.....	83
6.2 Normalización.....	84
CAPÍTULO VII	
RESULTADOS.....	87
TRABAJO FUTURO.....	91
CONCLUSIONES.....	92
BIBLIOGRAFÍA.....	94
ANEXO II	97

## LISTA DE FIGURAS

Fig. 1	Iris Humano.....	13
Fig. 2	Anatomía muscular y situación del iris.....	13
Fig. 3	Diferencia entre el borde exterior e Inferior del Iris.....	16
Fig. 4	Operador de Daugman computarizado.....	17
Fig. 5	Modelo Rubber Sheet de Daugman.....	19
Fig. 6	Par de filtros Gabor 2D de cuadratura. Parte real o filtro simétrico caracterizado por una onda coseno modulada por la gaussiana (Izquierda). Componente imaginaria o filtro simétrico impar caracterizado por una onda seno modulada por la gaussiana (Derecha).....	23
Fig. 7	Demodulación de fase por cuadratura.....	24
Fig. 8	Códigos Gabor. La información está presentada por elementos que están localizados tanto en el espacio como en la frecuencia. El área representada para cualquier elemento es constante, y el número de elementos es también constante.....	25
Fig. 9	Comparación entre funciones Gabor y Log-Gabor. La función de Gabor representa adecuadamente las frecuencias bajas con su tipo de muestreo. Ese no es el caso de Log Gabor.....	26
Fig. 10	Distribución de las distancias Hamming de comparaciones de iris.....	29
Fig. 11	Diagrama de Bloques del sistema biométrico.....	31
Fig. 12	Subsistemas del modelo de reconocimiento del iris.....	33
Fig. 13	Ejemplo de Imágenes del Iris en CASIA-IrisV.2. Arriba: Ejemplo Imágenes del iris dispositivo 1. Abajo: Ejemplo Imágenes del iris dispositivo 2. Tomado de: Institute of Automation, ChineseAcademy of Sciences (CASIA).....	36
Fig. 14	a. Cámara de mano OKI Orispass-h. b. Cámara de mano CASIA-IrisCamV2.....	36
Fig. 15	Transformada de Hough en el espacio imagen para un radio estimado $r=R$ , para puntos pertenecientes a la circunferencia con radio R. Derecha: Espacio Imagen, Izquierda: Espacio de parámetros.....	40

Fig. 16	Izquierda: Array Acumulador. Derecha: Transformada de Hough.....	41
Fig. 17	Trazos en el contorno del iris tras la aplicación de la transformada de Hough circular sobre la imagen.....	42
Fig. 18	Detección de pestañas mediante el modelo de umbralización.....	43
Fig. 19	Estimado del histograma del Iris y pestañas por umbralización...	44
Fig. 20	a. Desplazamiento de la pupila en relación al centro del iris. b. Esquema del proceso de normalización, con resolución radial de 10 píxeles, y resolución angular de 40 píxeles.....	45
Fig. 21	Imagen del Iris normalizada usando la transformación de coordenadas cartesianas a polares.....	47
Fig. 22	a. plantilla del Iris b. Máscara correspondiente c. y d. Parte real e imaginaria de la imagen del iris convolucionada.....	49
Fig. 23	Función de transferencia final.....	50
Fig. 24	Plantilla del Iris codificada.....	51
Fig. 25	Funciones de transferencia de Log-Gabor vistas en escalas de frecuencia lineal y Logaritmica.....	51
Fig. 26	Tres pares de cuadratura de Log-Gabor todas sintonizadas a la misma frecuencia, pero tienen diferentes anchos de bandas. 1, 2 y 3 octavas respectivamente.....	52
Fig. 27	Proceso de rotación. Un cambio se define como un desplazamiento a la izquierda, y un desplazamiento a la derecha de una plantilla de referencia. En este ejemplo, un filtro se utiliza para codificar las plantillas, por lo que sólo dos bits se mueven durante un turno. La menor distancia de Hamming, en este caso cero, entonces se utiliza ya que esta corresponde a la mejor coincidencia entre las dos plantillas.....	54
Fig. 28	Diagrama de Flujo Segmentación.....	57
Fig. 29	Función de Intensidad de la corrección gamma.....	58
Fig. 30	Imagen original $I_{(x,y)}$ color azul. Transformación lineal $C_{(x,y)}$ color verde.....	59
Fig. 31	Código de programa transformación lineal.....	59

Fig. 32	Histogramas transformación lineal.....	60
Fig. 33	Histograma niveles de intensidad despreciable.....	61
Fig. 34	Curvas de Corrección de contraste gamma para valores de gamma menores y mayores a 1.....	61
Fig. 35	Corrección gamma. Fragmento de código programa <i>segmentacion.m</i> .....	62
Fig. 36	Corrección gamma resultado subprograma.....	63
Fig. 37	Histogramas. Corrección gamma.....	63
Fig. 38	Imagen original cortada (Región de Interés).....	64
Fig. 39	Histogramas. Corrección gamma (imagen cortada).....	64
Fig. 40	Imagen cortada (región de interés).....	66
Fig. 41	Filtro gaussiano tamaño 3x3, $\sigma=0.5$ . Valores por defecto.....	67
Fig. 42	Filtro gaussiano. Fragmento de código programa <i>segmentacion.m</i> .....	67
Fig. 43	Resultado del filtro Gaussiano con parámetros: tamaño del filtro $[6*\sigma+1]$ , $\sigma$ .....	68
Fig. 44	Concepto de primera y segunda derivada para extracción de bordes.....	68
Fig. 45	Resultado del gradiente de la imagen [36] $\sigma=5$ .....	69
Fig. 46	Eliminación de no máximos.....	71
Fig. 47	Resultado eliminación de no máximos.....	71
Fig. 48	Histéresis de umbral.....	72
Fig. 49	Imagen de bordes resultado del algoritmo Canny.....	73
Fig. 50	Algoritmo Canny. Fragmento código <i>segmentacion.m</i> .....	73
Fig. 51	Diagrama de Flujo Transformada de Hough. Definición del contorno del iris.....	74
Fig. 52	Espacio de parámetros tridimensional.....	75

Fig. 53	Espacio de parámetros tridimensional con radios 90 pixeles, 105 pixeles y 129 pixeles.....	75
Fig. 54	Fragmento código Transformada de Hough. Definición de 1 semicírculo en el espacio de parámetros. Procedimiento para almacenar puntos de coincidencia.....	76
Fig. 55	Seleccionar máxima coincidencia por página en el espacio de parámetros.....	77
Fig. 56	Matriz espacio de parámetros recortada. Punto de corte máximo (245,226)=67.....	77
Fig. 57	Transformada de Hough en la imagen binarizada.....	77
Fig. 58	Fragmento del código. Trazo de la circunferencia con los puntos de mayor coincidencia.....	78
Fig. 59	Transformada de Hough.....	78
Fig. 60	Diagrama de Flujo Transformada de Hough. Definición del contorno de la pupila.....	79
Fig. 61	Diagrama de Flujo. Modelado de contornos por método alternativo.....	80
Fig. 62	Rango de tamaños del iris. Dados los resultados de la muestra, sugiere que el tamaño del iris varía entre un radio de 79 pixeles a 115 pixeles.....	81
Fig. 63	Mínima ventana requerida para encontrar en todas las imágenes al iris.....	82
Fig. 64	Método Alternativo para encontrar parámetros circulares del iris y pupila.....	83
Fig. 65	Efecto de considerar la pupila un círculo: En algunos casos, la pupila no es perfectamente circular, por lo que al utilizar un modelo circular de segmentación, algunas partes del iris son consideradas parte de la pupila o viceversa.....	83
Fig. 66	Diagrama de Flujo Normalización.....	84
Fig. 67	Fragmento del código. Conversión geométrica coordenadas cartesianas a polares.....	85
Fig. 68	Modelo de normalización de Daugman.....	86

Fig. 69	Iris Normalizado.....	86
Fig. 70	Mejora de la imagen. a. No se efectúan algoritmos de mejora de la imagen. b. correcta aplicación algoritmos de pre-procesado....	87
Fig. 71	Eficiente procedimiento de segmentación.....	88
Fig. 72	Imágenes donde el algoritmo de segmentación falla en localizar correctamente el iris, y se debe al bajo contraste entre el iris y la esclera.....	89
Fig. 73	Resultados del proceso de normalización del iris. a. Imagen 0003_000 base de datos CASIA v. 2.0 Device 1. b. Imagen 0003_000 normalizada. c. Imagen 0004_000 base de datos CASIA v. 2.0 Device 1. D. Imagen 0004_000 normalizada.....	90

## LISTA DE TABLAS

<b>Tabla 1</b>	<b>Estadísticas de CASIA-IrisV2.....</b>	<b>37</b>
----------------	--	-----------

## LISTA DE ANEXOS

Anexo I.	Artículo
Anexo II.	<i>segmentacion.m</i>
Anexo III.	<i>createiristemplate.m</i>
Anexo IV.	<i>segmentiris.m</i>
Anexo V.	<i>linecoords.m</i>
Anexo VI.	<i>findline.m</i>
Anexo VII.	<i>findcirce.m</i>
Anexo VIII.	<i>nonmaxsup.m</i>
Anexo IX.	<i>adjgamma.m</i>
Anexo X.	<i>hysthrest.m</i>
Anexo XI.	<i>canny.m</i>
Anexo XII.	<i>houghcircle.m</i>
Anexo XIII.	<i>addcircle.m</i>
Anexo XIV.	<i>circlecoords.m</i>
Anexo XV.	<i>normaliris.m</i>
Anexo XVI.	<i>encode.m</i>
Anexo XVII.	<i>gaborconvolve.m</i>
Anexo XVIII.	<i>gethammingdistance.m</i>
Anexo XIX.	<i>shifftbits.m</i>

## GLOSARIO

**Ancho de Banda:** Rango de frecuencias en el que se concentra la mayor parte de una señal.

**Biometría:** Estudio de los métodos automáticos para la identificación de personas basados en características físicas o conductuales.

**Codificación:** Conversión de una imagen con el objeto de definir patrones, realzarlos y considerarlos en un proceso posterior de reconocimiento por comparación simétrica de características.

**Convolución:** Es una función que transforma una señal de entrada en una nueva señal de salida, y se expresa por el símbolo \*.

**Esclerótida:** Es una membrada opaca de color blanco que cubre casi por completo el ojo, sobre él se insertan los músculos que se encargan de mover el globo ocular.

**Fase de Cuantización:** Fase en la que se convierte una sucesión de muestras de amplitud o frecuencia es una sucesión de valores discretos.

**Filtro Canny:** Es un operador que se utiliza para detectar una amplia gama de bordes en imágenes, y fue desarrollado por John F. Canny en 1986.

**Filtro digital:** Es un elemento implementado con tecnología digital que discrimina una gama de frecuencias o modifica una señal aplicada a él.

**Frecuencia espacial alta:** Cambios abruptos en los niveles de grisen un intervalo espacial.

**Frecuencia espacial baja:** Cambios graduales en los niveles de gris en un intervalo espacial.

**Frecuencia espacial:** En una imagen el cambio periódico de niveles de intensidad por unidad de espacio (pixel).

**Frecuencia:** Número de veces que se repite un proceso periódico en un intervalo de tiempo determinado.

**Función de Gauss:** Es una función de probabilidad o de densidad que con frecuencia se aproxima a fenómenos reales. Es simétrica respecto a un determinado parámetro.

**Función:** Relación entre dos magnitudes, de modo que a cada valor de una de ellas corresponde a un determinado valor de la otra.

**Histograma:** Es una función discreta que representa el número de píxeles en la imagen en función de los niveles de intensidad.

**Interpolación:** Es la obtención de nuevos puntos partiendo del conocimiento de un conjunto discreto de puntos.

**Iris:** Tejido membranoso del ojo, que puede adoptar distintas coloraciones y en cuyo centro se halla la pupila.

**Mapa de Bordes:** (Imagen resultante luego de aplicar un algoritmo de detección de bordes, y generalmente su formato es binario). Son los datos resultantes de la detección de una amplia gama de bordes dentro de una imagen.

**Normalización:** Consiste en un proceso en el cual se hace una transición de coordenadas cartesianas de una imagen a una representación polar que sea más fácil de operar.

**Operador de Daugman:** Operador que sirve para encontrar el borde pupilar y el borde del iris a través de un método iterativo denominado "De grueso a delgado".

**Pixel:** Es la menor unidad homogénea que forma parte de una imagen.

**Plantilla Biométrica:** Son la representación digital de una característica distintiva de un individuo, representan información extraída de una muestra biométrica.

**Pupila:** Orificio dilatable y contraíble situado en la parte central del iris por el cual penetra la luz hacia el globo ocular.

**Reconocimiento de Patrones:** Es una ciencia que se ocupa de la extracción de información para establecer propiedades u características propias de objetos.

**Resolución Angular:** , Define el número de líneas radiales que va alrededor del iris, simulando su forma concéntrica

**Resolución Radial:** Es el número de puntos seleccionados a través de una línea radial.

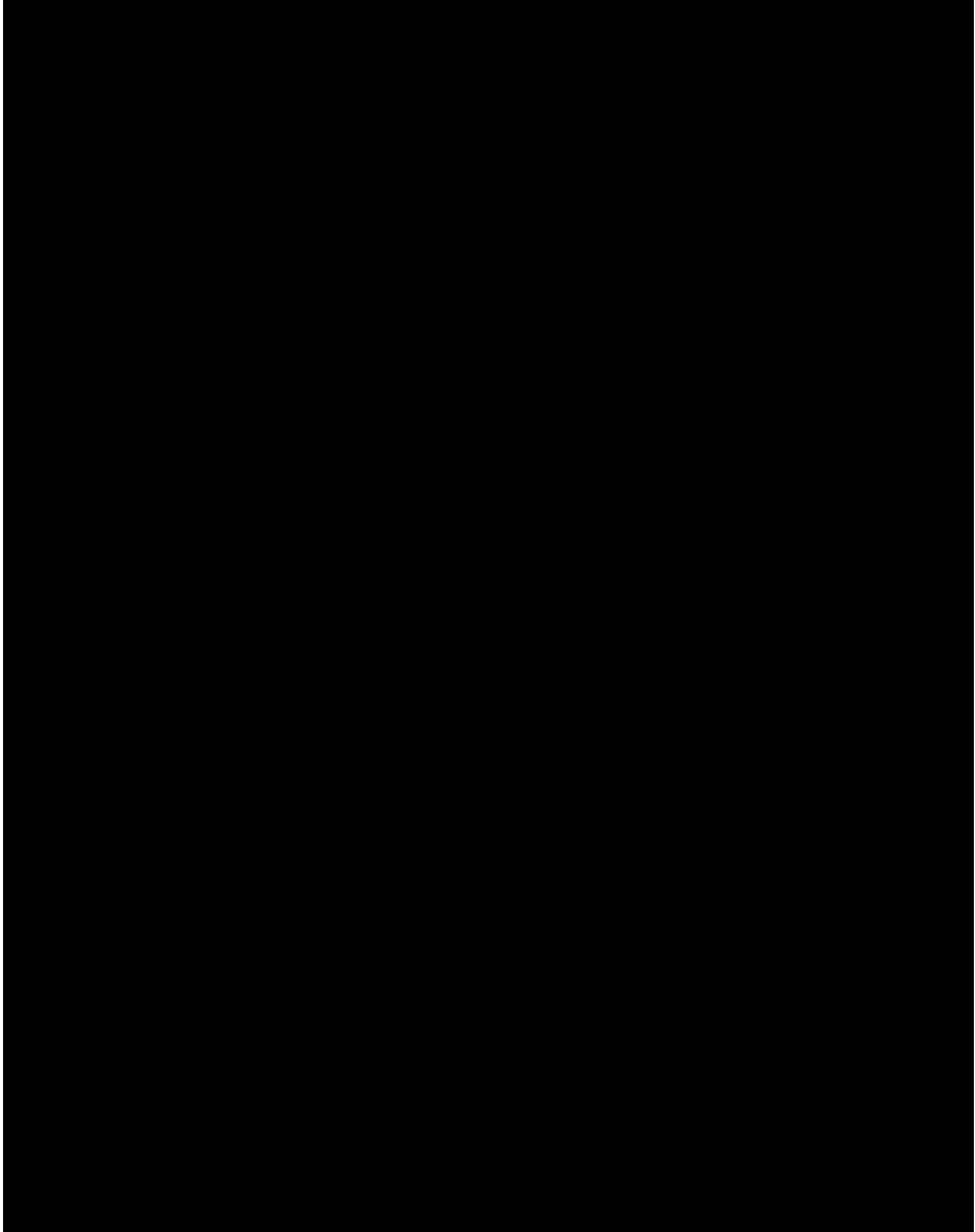
**Ruido:** Todo tipo de datos u información sin significado aparente considerada como anomalía que no es deseada.

**Segmentación:** Es el proceso de descomponer o dividir una imagen en subpartes, generalmente en grupo de píxeles u objetos. Cumple la función de

cambiar la representación de una imagen en otra más simple con el objeto que sea más fácil de analizar.

**Transformada de Hough:** Es un algoritmo empleado para el reconocimiento de patrones que permite encontrar ciertas formas dentro de imágenes como líneas, círculos etc.

**Wavelet:** Es un tipo de transformada de Fourier donde en término de funciones trasladadas y re-escaladas como pulsos rectangulares se puede representar *una señal específica*.



reconocimiento dependen altamente de estos dos procesos iniciales y siendo los pasos previos para un posterior proceso de extracción de características. Se podría resumir el proceso en los siguientes pasos: 1. Localización de los límites del iris y pupila, realizando un pre-procesamiento previo a la imagen e implementando algoritmos de detección de bordes y detección de patrones. 2. Normalización del iris en una cuadrícula rectangular.

De igual manera, esta tesis recopila y describe una explicación en detalle del algoritmo desarrollado por Libor Masek para dicho fin. Debido a que este algoritmo es de acceso público, se ha analizado su código y estructura y simultáneamente se han estudiado publicaciones referentes a la misma presentando un enfoque particular de dicho método.

Las conclusiones reflejan que el método aquí propuesto, que parte de base de los modelos planteados y referenciados, se desempeña adecuadamente y cumple con las expectativas de funcionamiento.

## 1.1 JUSTIFICACIÓN

Siempre ha existido la necesidad de la seguridad en las actividades del ser humano, a raíz de ello, se impulsó el desarrollo de diversas técnicas para evitar el acceso de personas no deseadas a información personal o lugares privados. Todos estos escenarios forjaron mecanismos para ser freno ante tales acontecimientos y más con el correr de los tiempos cuando la sociedad se envuelve en conceptos claros como Globalización, donde es indispensable mantener la información en confidencialidad, siendo imprescindible limitar y restringir accesos mediante aplicaciones y mecanismos que garanticen de manera fiable la privacidad de la información.

El interés de buscar alternativas ante los limitados y escasos procedimientos de seguridad en el entorno regional y considerando la falta de propuestas tecnológicas ante esta realidad, no se hace esperar el desarrollo de nuevos mecanismos y estándares sobre el tema, derivados de técnicas recientes y sofisticadas que ayuden a proteger y prevenir situaciones adversas por negligencia de aprovechar el acceso a la tecnología del cual todos son beneficiarios.

Por tal razón se acentúa en investigar como motivación para concebir estos sistemas que garanticen la perdurabilidad de la seguridad, encargándose de aspectos relacionados con el tránsito de información o control de accesos,

dejando atrás los procedimientos primitivos actuales. A raíz de ello, se acentúa la investigación en un modelo previamente desarrollado en la Universidad de Western Australia, por el tesista Libor Masek, quién desarrolló un código fuente, donde estructura y articula el procedimiento para la identificación biométrica a través del iris. Este análisis busca interpretar el tratamiento del algoritmo, y concebir procedimientos que repercutan en el desarrollo de sistemas posteriores propios en el entorno académico, y con la tecnología recurrente en el contexto regional.

Dentro del contexto académico resulta importante forjar nuevos conocimientos en contenidos poco acentuados dentro de la institución, de allí que este proyecto resulte atractivo como fundamento para iniciar nuevos procesos de aprendizajes de carácter investigo y proveer herramientas propias institucionales que formalicen la actitud de trabajo y se canalicen en nuevos y más destacados proyectos.

## **1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

¿Es posible desarrollar un algoritmo que a través del reconocimiento biométrico del iris sea capaz de identificar de manera efectiva y confiable a un individuo específico?

### **1.2.1 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA**

En la actualidad se cuenta con muchos procedimientos de análisis biométricos validados en aplicaciones con alcance empresarial, industrial, basados en el reconocimiento de características físicas e intransferibles de una persona, y sus aplicaciones abarcan desde accesos de personal a protección de la información. Por lo tanto es posible contar con un método fundamental que cumpla con las características propias de un sistema biométrico y que sirva como una herramienta en procura de desarrollos posteriores de mayor complejidad con nuevas aplicaciones.

### 1.2.2 DELIMITACIÓN DEL PROBLEMA

Con la intención de crear soluciones ante tales contextos y realidades se parte de analizar y asimilar técnicas en procura de comprender procedimientos y métodos que encaminen a solventar eventualmente la problemática definida. Partiendo de la implementación previa de notaciones y códigos y considerando diversas variables teóricas se busca obtener de manera precisa los métodos, algoritmos, y técnicas adecuadas que permitan reconocer patrones con la intención de optimizarlos siempre buscando limitar la robustez y complejidad de estos.

Se parte de la utilización de un algoritmo y su descomposición, realizando un estudio pormenorizado de cada fragmento del programa, considerando un amplio resumen de su utilización validando las técnicas y estudios de su contenido mediante el testeado de la fiabilidad y complejidad del mismo, dentro de los conocimientos conceptuales de los tesisistas.

Frente a la experimentación y posible implementación, se considera improbable el desarrollo y consecución del proyecto desde esta perspectiva, salvo las fases iniciales del sistema, ya que el balance del método y las implicaciones tecnológicas y económicas cohiben este desarrollo, pero el balance de resultados tanto teóricos como conceptuales permite desarrollos eventuales en el área.

De igual manera, los desarrollos actuales en el campo de tratamiento, concibe particularmente la necesidad de aplicarlos dentro del trabajo para optimizar el método, pero se parte de la referencia más no de la aplicabilidad porque se alteraría el código fuente, por lo que se resalta la importancia de aplicarlos y se definen las razones y virtudes por las que se ha tomado la determinación de aprovecharlos dentro del programa.

## **1.3 OBJETIVOS**

### **1.3.1 OBJETIVO GENERAL**

Describir un método basado en el reconocimiento biométrico del iris, considerando un soporte en tratamiento digital de imágenes, el cual busque una eventual aplicación posterior en el entorno académico haciendo énfasis en el desarrollo de software usando como herramienta MATLAB®.

### **1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Revisar y documentar el estado del arte y establecer métodos de identificación del iris.
- Recopilar principios físicos y matemáticos que permitan obtener métodos aplicables al objeto de estudio.
- Describir los fundamentos teóricos para el tratamiento y procesamiento digital de imágenes y su aplicación en el entorno de MATLAB®.
- Describir el método de reconocimiento biométrico del Iris.
- Implementar el algoritmo hasta la etapa de segmentación

---

## CAPÍTULO II

---

### **ANTECEDENTES**

La gran importancia de los sistemas de identificación biométrica se debe a la estabilidad y la singularidad del objeto que se analiza. Oftalmólogos y anatomistas, en el transcurso de observaciones clínicas, han señalado que el iris de los individuos son altamente distintivos, con poca variación de patrones. Desarrollos en biología también han proporcionado evidencia de las características particulares del iris, aunque su estructura está determinada genéticamente, por lo que los pequeños detalles son tan singulares que su replicación es casi imposible. Asimismo, se ha observado que el iris se mantiene estable y varía poco durante la vida de la persona, desarrollándose continuamente durante los primeros años de vida y la adolescencia, hablando en términos de la pigmentación, y el aumento del tamaño de la pupila.

Los esfuerzos por diseñar mecanismos fiables para la identificación personal a través de la biometría del iris tienen una larga historia. [16] En 1936, Frank Burch, siendo oftalmólogo propuso la idea de usar los patrones del iris para la identificación personal, sin embargo, esto sólo se documentó por James Duggarts en 1949. La idea de la identificación del iris mediante un reconocimiento automático fue patentada por Aran Sar y Leonard Flom en 1987, pero a pesar de haber patentado la idea, no estaba seguro que se pudiera implementar el sistema en la práctica, fue así como se comisionó a John Daugman de la Universidad de Cambridge para que desarrollará los algoritmos fundamentales en 1989. Los algoritmos desarrollados por Daugman son la base de todos los sistemas actuales de reconocimiento del iris.

En el algoritmo de Daugman, el iris es segmentado utilizando el operador integro-diferencial. Para extraer los detalles de la textura, utiliza un filtro Gabor-Wavelet en 2D para extraer la información de discriminación. El reconocimiento lo hace por medio de una prueba de independencia estadística de dos códigos del iris. Desarrollos posteriores ampliaron los procedimientos de procesamiento y detección del iris, entre ellos, el propuesto por Richard P. Wildes en 1997 donde sugiere que las características del iris pueden ser extraídas usando una aplicación del filtro laplaciano de la Gaussiana en diferentes resoluciones. Este método comprobó ser eficiente y consistente, el cual usa un mapa de bordes y la transformada de Hough para localizar la región de interés. La correlación normalizada entre la representación del iris adquirida y la almacenada es empleada para la comparación de patrones. En 1998, Boles y Boashash, propusieron para la extracción de características representaciones por cruce por cero de una transformada wavelet 1D. Los sistemas de reconocimiento anteriormente enunciados, son la base del conocimiento de todos los desarrollos posteriores.

Revisiones a nivel nacional se han desarrollado en torno al tema de reconocimiento biométrico del iris humano, donde se brinda una visión completa de los avances logrados a nivel mundial, entre los cuales se destaca el artículo, Estado del Arte: Reconocimiento Automático del Iris Humano formulado por MS. Jaime López y MS. Javier González de la Universidad Tecnológica de Pereira en Colombia en el año 2005.

# CAPITULO III

---

## **METODOLOGÍA**

En este trabajo se analizó un método de reconocimiento de Iris y específicamente la estructura del código fuente dentro de la plataforma de MATLAB®, y se parte de la base de la propuesta, bajo un análisis interpretativo del método, para desarrollar e implementar el proceso de segmentación y normalización que son las causales primordiales para el desempeño de todo el sistema de reconocimiento.

Este método sirvió como base conceptual porque cuenta con la estructura del código definido por segmentos o subprogramas que facilitan su interpretación, de igual manera, cuenta con referencias bibliográficas extensas y de amplio manejo editorial, lo que facilita la adquisición de información y es ventaja para la solución de problemas.

Bajo el lente conceptual es pertinente comprender la temática considerando los focos estructurales, desde los fundamentos anatómicos del iris humano hasta el análisis matemático y computacional del tratamiento digital de imágenes, para ello se consideró una secuencia de pasos relevantes que permitió interpretar de manera apropiada el algoritmo denotado.

Se analizó la estructura del código del programa, detallando las diferentes etapas del procesamiento, y adicionalmente se precisó la correlación entre los subprogramas que llevan al funcionamiento del sistema de identificación biométrico.

El estudio del método se centró particularmente en tres etapas, la primera y más relevante que involucro los fundamentos de los algoritmos desarrollados es la extracción de características, donde se localizó y aisló la estructura del

iris, detectando su límite exterior e interior. En la segunda etapa, se generó el modelo que procede al proceso de normalización de la imagen y la codificación de los patrones extraídos. Y la tercera y última fase, se comentó el modo de generación de las plantillas biométricas y se señaló el proceso de comparación entre ellas.

Una vez analizado el método, y garantizando que las técnicas vistas a lo largo de la línea de estudio o investigación, se modeló e implementó una primera instancia del procesamiento, teniendo en cuenta la metodología y documentación. En la segmentación se buscó simplificar y cambiar el perfil de la imagen para localizar objetos de carácter esencial, y articulado con el proceso de normalización, se redefinió la representación de la zona de interés para facilitar los anexos procedimientos.

# CAPITULO IV

---

## MARCO TEÓRICO

En este capítulo se define la información documental sobre los métodos de reconocimiento biométrico del iris, destacando las herramientas matemáticas y conceptuales propias de este tipo de procedimientos.

Siendo uno de los métodos más confiables de identificación personal, el reconocimiento del iris requiere una robusta plataforma teórica y pragmática, que parte desde un amplio manejo en tratamiento de imágenes hasta el uso de representaciones del iris en alta resolución.

El conjunto de fases para describir el método consta de relaciones matemáticas sobre extracción de características mediante la segmentación de iris, seguido a ello se precisa la correcta localización y aproximación de características discriminantes, pasando por un proceso de normalización y codificación donde se delimitan los patrones concretos y definitivos en el cual en el proceso de comparación sirvan para validar o descartar la similitud entre iris.

### 4.1 BIOMETRIA

La biometría se define como el estudio de diferentes características y fenómenos biológicos o de comportamiento medibles para subsecuentemente confirmar la identidad de un individuo.

Aplicada a sistemas de información se considera una tecnología en desarrollo tanto en el ámbito investigativo como aplicada a la vida cotidiana. Permite la autenticación de personas utilizando tecnologías electrónicas e informáticas que usan fórmulas matemáticas complejas para asegurar, con un margen de error nulo o insignificante el reconocimiento del individuo. Comprende un amplio espectro de tecnologías, mediante las cuales se verifica la identidad de

las personas, a través de la medida de diversos atributos propios. Se puede hablar de características físicas que identifican a una persona, tales como iris, huella dactilar, palma de la mano o rasgos faciales o de comportamiento como la firma manuscrita, la manera de caminar, la dinámica al teclear.

La biometría presenta grandes ventajas, porque los rasgos de medición son factores que no se pueden perder u olvidar, sino son inherentes a cada individuo, siendo una razón para que sea poco susceptible a falsificación.

#### **4.1.1 Orígenes de la Biometría**

<sup>1</sup>Muchas son las referencias de personas, que en la antigüedad, han sido identificados por diversas características físicas y morfológicas como cicatrices, medidas, color de los ojos, tamaño de la dentadura.

En el siglo XIV China, primer país en el que se tiene noción que utilizase la biometría como método de identificación infantil, mediante el estampado de las huellas de la palma de la mano. Igualmente, en la antigua babilonia y Persia se firmaban tablillas de arcilla mediante huellas dactilares. En occidente comenzó a utilizarse en el siglo XIX. La policía francesa al fichar delincuentes se les tomaba medidas del contorno de la cabeza, piernas, brazos, dedos, estatura, color de ojos y de cabello etc., y si este volvía a reincidir se contaba con las comprobaciones para tener seguridad que era la misma persona.

En 1882, Francis Galton, propuso el sistema de identificación mediante huellas dactilares, basada en la unicidad del dibujo que forman las líneas en las yemas de los dedos de las personas, y a través de sus estudios asegura que las huellas dactilares son únicas e invariables a través de la vida de una persona.

En 1936 el oftalmólogo Frank Burch propuso utilizar los patrones internos del iris como una manera de efectuar reconocimiento de personas, lo cual en ese entonces fue posible únicamente en películas de ciencia ficción, este concepto se patentó hasta el año 1987 por los oftalmólogos Leonard Folm y Aran Safir aunque no se obtuvo ningún progreso significativo hasta la intervención de John Daugman, entonces profesor de la universidad de Harvard, quien desarrolló en 1994 los algoritmos que son la base de los actuales sistemas de reconocimiento de personas.

Hoy en día los métodos más aceptados de identificación se basan en la colección de datos dactilares y, últimamente de muestras de ADN, cuyos grados de confiabilidad resultan casi infalibles.

---

<sup>1</sup>GONZÁLEZ URBANO, MARCOS. RECONOMIENTO DEL IRIS. Universidad de Barcelona

#### 4.1.2 Sistemas Biométricos

Un sistema biométrico, es un mecanismo automático capaz de hacer un reconocimiento básico en humanos basado en patrones, rasgos, características propias de cada individuo, a nivel estrictamente físico. Estos sistemas basan su funcionalidad en aplicaciones y técnicas matemáticas y estadísticas para verificar o identificar individuos, y mediante procedimientos de autenticación se asegura con alta certidumbre su fiabilidad. Entre las características a analizar por estos sistemas se encuentran principalmente el de huellas dactilares, iris, geometría de la palma de la mano etc.

Estos sistemas biométricos pueden ser muy efectivos en la identificación, ya que sus mediciones se centran principalmente en características distintivas en cada persona, siendo determinante a la hora de obtener mejores o peores resultados el grado de singularidad de cada característica. Estas tecnologías biométricas parten de patrones bien sean rasgos físicos o de comportamiento, en lo que se denomina biometría estática o fisiológica respectivamente, esta última parte de la obtención de información derivada de acciones comunes lo que determina un tipo de biometría dinámica. Las características físicas de una persona son constantes más el procedimiento de identificación es más fácil e inmediato.

Los sistemas biométricos se pueden clasificar en base a distintos rasgos característicos que los diferencian, y que permiten determinar su aplicabilidad a un cierto sistema de seguridad, algunos de ellos son:

- **Estabilidad:** Mide el grado en que permanecen inalterables u constantes aquellas características extraídas, ante diversos parámetros como la edad, el tiempo, enfermedades etc.
- **Rendimiento:** Mide las tasas de acierto o error ante el procedimiento de identificación de las técnicas biométricas.
- **Universalidad:** Indica la posibilidad de obtener un determinado rasgo biométrico de cualquier usuario.
- **Unicidad:** Determina la probabilidad de que no existan dos individuos diferentes con las mismas características biométricas.

### 4.1.3 Iris Humano

El iris es la membrana de color y circular del ojo, se ubica tras la córnea, separa la cámara anterior de la cámara posterior. Posee una apertura central de tamaño variable y de color negro, la pupila, la cual forma un diafragma contráctil delante del cristalino. La zona blanca que se encuentra alrededor del iris se denomina esclerótica. La función del iris es controlar la cantidad de luz que entra por la pupila. El diámetro medio del iris es de 12mm y el tamaño de la pupila puede variar de 10% a 80% del diámetro del iris.

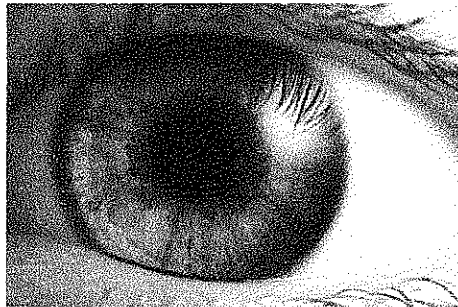


Fig. 1 Iris Humano  
Tomado de: en.wikipedia.org

Exterior al iris, se encuentra la esclerótica, que constituye las tres cuartas partes de la superficie del ojo. De color blanquecino, está formada por fibras elásticas muy resistentes; Soporta la tensión de los músculos intraoculares y contribuye a mantener la forma y tono muscular. Su espesor mínimo es de 0.3mm. Su radio de curvatura es de 13mm aproximadamente.

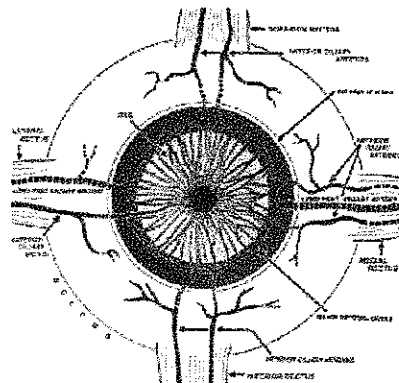


Fig. 2 Anatomía muscular y situación del Iris. Tomado de: [18]

El iris por otra parte es altamente pigmentado situado detrás de la córnea y el humor acuoso, es un órgano interno, pero a la vez visible desde el exterior. El orificio situado en la parte central del iris se denomina pupila y es por el cual penetra la luz al interior del ojo ocular. El iris consta de dos láminas de musculo

liso con propiedades de expansión y contracción. Estos músculos controlan el tamaño de la pupila en condiciones de luz brillante. La pupila tiene un diámetro de 3 a 4.5mm aproximadamente.

El iris no es un disco plano sino que tiene forma tridimensional, y se debe a su posición en el cristalino, que tiene forma convexa. La cara posterior del iris está integrada por fibras musculares dispuestas en forma radial, inervadas por filetes nerviosos.

Su coloración depende de la cantidad de melanina en la capa superior. Si ésta es escasa, se produce un color azulado debido a la dispersión de los gránulos de pigmentación.

La anatomía general, fisiológica y el color del iris se determinan de manera genética, los detalles más finos se determinan aleatoriamente durante el periodo de gestación. El iris comienza a formarse en el tercer mes de gestación y su patrón de estructuras está casi completo al octavo mes, aunque la acumulación de pigmento puede continuar hasta el primer año de nacimiento. Su complejo patrón de estructuras puede contener un amplio número de características distintivas tales como ligamentos arqueados, surcos, crestas, criptas, anillos, pecas y un collar en zigzag. La evidencia clínica disponible establece que el patrón del iris permanece para toda la vida.

#### **4.1.4 Reconocimiento del Iris**

El reconocimiento del iris como método de identificación biométrica de personas se hace posible debido a que el patrón del iris es aleatorio o estocástico pues es independiente de la genética contrario a la forma anatómica, fisiología, color. En toda la población humana no existen dos iris iguales matemáticamente detallados, incluso entre dos gemelos (mono cigotos). La probabilidad de que dos iris pudieran producir el mismo código de iris es de 1 en  $10^{78}$  aproximadamente. Se considera ideal su utilización dado que es un órgano interno, al estar protegido por la córnea, esto hace que no sea susceptible al daño puntual o al paso del tiempo, además visto de frente, el iris es prácticamente plano, y su configuración geométrica circular sólo se ve modificada por dos músculos: el esfínter del iris y el de la pupila. Por tanto, la forma del iris resulta mucho más simple y tratable. Al tomar fotografías para el reconocimiento no requiere que la persona toque ningún equipo, es decir, es un método no invasivo.

## 4.2 SEGMENTACIÓN

El enfoque de la segmentación presentada es un proceso en el cual se busca simplificar la representación de la imagen del iris en una imagen más significativa o fácil de analizar; el proceso se realiza mediante la localización de objetos con las mismas características, de allí que el resultado de la segmentación dentro de una imagen sea la extracción de curvas de nivel, regiones adyacentes que compartan un mismo color, intensidad, textura. De este proceso se considera una imagen óptima para un procesamiento de imagen más riguroso.

### 4.2.1 Transformada de Hough

La transformada Hough es un algoritmo robusto empleado para el reconocimiento de patrones en imágenes. Determina parámetros de objetos geométricos simples, tales como líneas o círculos.<sup>2</sup> La transformada Hough generalmente requiere una serie de procesos encadenados para su uso, en la cual es necesaria que la imagen sea segmentada de manera tal que sea predominante las características de interés, seguidamente la transformada Hough sirve como filtro para detectar geometrías primarias y separarlas de la imagen. Cuenta a su vez con la habilidad de detectar formas y características incluso si estas están sujetas a ruidos o están incompletas.

<sup>3</sup>La transformada de Hough circular puede ser empleada para deducir el radio y las coordenadas del centro de la pupila y de las regiones del iris.

Los parámetros que se definen en el espacio de Hough son las coordenadas del centro  $x_c$  y  $y_c$  y el radio  $r$ , con los cuales se define cualquier círculo de acuerdo a la ecuación:

$$x_c^2 + y_c^2 - r^2 = 0 \quad (1)$$

Un punto máximo en el espacio Hough corresponde al radio y a las coordenadas del centro del círculo que mejor definen los puntos del borde. Generalmente, el ojo y la pupila pueden ser modelados por dos círculos, y los párpados superiores e inferiores por dos parábolas. Estos arcos pueden ser definidos por:

$$(-(x - h_j) \sin \theta_j + (y - k_j) \cos \theta_j)^2 = a_j(-(x - h_j) \cos \theta_j + (y - k_j) \sin \theta_j) \quad (2)$$

---

<sup>2</sup>*AdvanceBiomedicalImageAnalysis*. By Mark A. Haidekker

<sup>3</sup>*Human Iris Patterns as a Form Of Biometric Identification*. By Libor Masek

Donde  $a_j$  controla la curvatura,  $(h_j, k_j)$  es el pico de la parábola y  $\theta_j$  es el ángulo de rotación relativo al eje x.

Este método necesita escoger valores del umbral para la detección de los bordes. El resultado puede fallar para detectar círculos o arcos porque este resultado puede removerse para puntos críticos de los bordes.

#### 4.2.2 Algoritmo Integro-Diferencial de Daugman

Daugman hace uso de un operador Integro-diferencial para localizar las regiones circulares del iris y de la pupila, y también los arcos de los párpados superiores e inferiores.<sup>4</sup> El operador integro-diferencial se define como:

$$\max_{(r, x_p, y_0)} \left| G_0(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_p, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (3)$$

Donde  $I(x, y)$  es el nivel de gris de la imagen en píxeles  $(x, y)$ ,  $G_0(r)$  es el filtro Gaussiano de suavizado,  $s$  es el contador del círculo representado por  $(x_0, y_0)$  como el centro y  $r$  como el radio. El operador busca la trayectoria circular donde hay un cambio máximo en el valor de los píxeles, al variar el radio y la posición  $x$  y  $y$  del contorno circular. Sin embargo, el algoritmo puede fallar donde haya ruido en la imagen del ojo, tal como la reflexión.

<sup>5</sup> El operador de Daugman está basado en el hecho que la diferencia de iluminación entre los píxeles de dentro y fuera del borde circular del iris es máximo. Es decir, que si se calcula la diferencia de valores de los niveles de gris de los píxeles en el círculo del iris, este valor es más grande que otros círculos en la imagen. Este hecho se vuelve visible en la transición entre el color del iris y el color de la esclerótica.

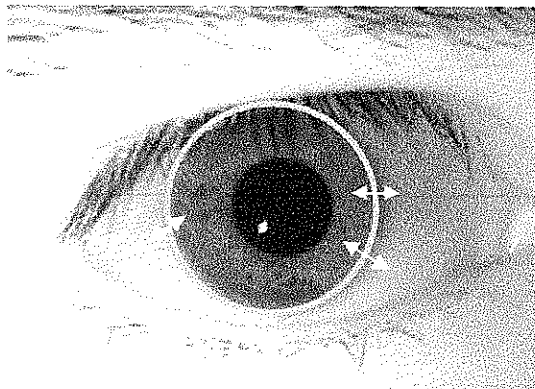


Fig. 3 Diferencia entre el borde exterior e inferior del iris. Tomado de: [5]

<sup>4</sup>High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence. By Daugman, J.G

<sup>5</sup>Fast Algorithm for Iris Localization Using Daugman Circular Integro Differential

Operator. By Mahboubeh Shamsi, Puteh Bt Saad, Subariah Bt Ibrahim, Abdolreza Rasouli Kenari

Es imposible calcular el operador de Daugman para todos los posibles círculos en la imagen. A raíz de ello, se asume que el centro del iris está cerca al centro de la imagen, igualmente se define el radio base de acuerdo al tamaño de la imagen.

Asumiendo centros y radios potenciales del iris en la imagen, se puede calcular el operador de Daugman, donde  $(x, y)$  y  $r$  corresponderán a los valores más altos del operador de Daugman y estos deberían ser el centro y radios finales. Teniendo el punto del centro y el radio, un pixel en el contorno del círculo en un ángulo  $\alpha$  es computado de la manera siguiente:

$$x = x_c + r \cdot \cos(\alpha), y = y_c + r \cdot \sin(\alpha) \quad (4)$$

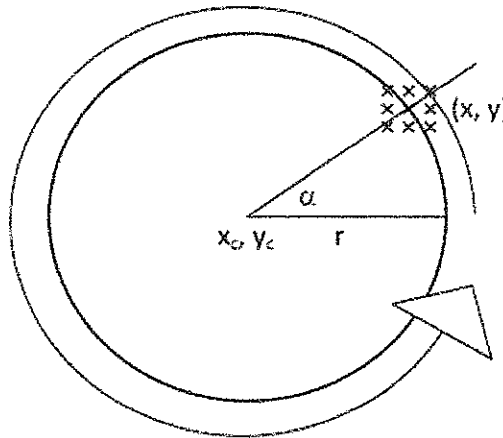


Fig. 4 Operador de Daugman computarizado  
Tomado de:[5]

Se debería calcular la diferencia de todos los píxeles en el contorno del círculo lo cual resulta imposible por lo que se debe ajustar el muestreo del límite superior del contorno circular. El muestreo del contorno circular determina qué cantidad de puntos deben ser descritos en el contorno del círculo para poder desarrollar la integral de Daugman, y también corresponde al ángulo de división alrededor del contorno del círculo

#### 4.2.3 Detección de Pestañas y Ruidos

El método de Kong and Zhang es un modelo para detectar pestañas, donde las pestañas son tratadas como dos diferentes tipos, como pestañas separables, las cuales son aisladas en la imagen, y pestañas múltiples las cuales se agrupan y se superponen en una pequeña área razón por la cual se hace imposible separarlas de la imagen.

<sup>6</sup>Las pestañas separables se pueden detectar usando filtros Gabor 1-D en el dominio espacial con la siguiente formula general:

$$G(x, u, \sigma) = e^{\left(\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)\cos(2\pi ux)} \quad (5)$$

Donde  $u$  es la frecuencia de la onda sinusoidal y  $\sigma$  es la derivación estándar de la envolvente Gaussiana. La convolución de una pestaña separable con  $G(x, u, \sigma)$  debería ser muy pequeña. De este modo, si el punto resultante es más pequeño que el umbral, se percibe que este punto pertenece a la pestaña. Para pestañas múltiples se detectan usando la diferencia de la intensidad. Cuando diversas pestañas se solapan en una pequeña área, la diferencia de intensidad es muy pequeña. Así, si la diferencia de intensidad en una ventana pequeña es más pequeñas que el umbral, el centro de la ventana es considerada como un punto en una pestaña. Este criterio se define así:

$$\frac{\sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N (f(x+i, y+i) - M)^2}{(2N+1)^2 - 1} < k_2 \quad (6)$$

Donde  $M$  supone la intensidad en una pequeña ventana,  $(2N+1)$  es el tamaño de la ventana y  $k_2$  es un umbral.

El modelo de Zhang Kong también hace uso de criterio conectivo, de modo que cada punto en una pestaña se debe conectar a otro punto en una pestaña o el párpado. Las reflexiones especulares a lo largo de la imagen del ojo se detectan usando un umbral, ya que los valores de intensidad en estas regiones serán más altos que en cualquier otra región en la imagen.

### 4.3 NORMALIZACIÓN

Segmentada la región del iris de manera satisfactoria, el paso siguiente es transformar la región del iris en una región fija con el fin de permitir ciertas comparaciones. Consideraciones tales como el estiramiento del iris o la dilatación de la pupila por la variación del nivel de iluminación son inconsistencia que en el manejo de la imagen y produce errores, por tal razón en el proceso de normalización se hace que la región del iris tenga siempre una dimensión constante, de modo que las condiciones o rasgos del iris tengan siempre una misma ubicación espacial. Los modelos usualmente consideran la

---

<sup>6</sup>*Accurate iris segmentation based on novel reflection and eyelash detection model.* By W. Kong, D. Zhang

transición de coordenadas cartesianas como la representación de la imagen natural del iris, a una representación polar que es más fácil de operar.

#### 4.3.1 Modelo RubberSheet de Daugman

El modelo RubberSheet desarrollado por Daugman reasigna cada punto dentro de la región del iris a un par de coordenadas polares  $(r, \theta)$  donde  $r$  es un intervalo  $[0,1]$  y  $\theta$  en ángulo  $[0,2\pi]$ .

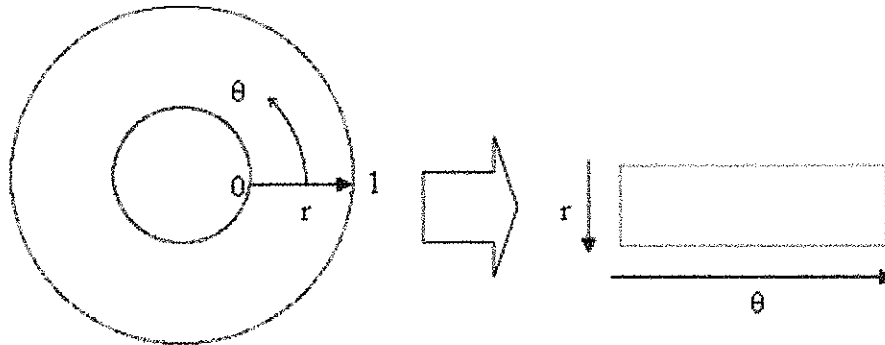


Fig. 5 Modelo Rubber Sheet de Daugman  
Tomado de: [3]

La reasignación de la región del iris de coordenadas cartesianas  $(x, y)$  a una representación polar no concéntrica normalizada es modelada como:

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta) \quad (7)$$

Con

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_l(\theta) \quad (8)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_l(\theta) \quad (9)$$

Donde  $I(x, y)$  es la región del iris en la imagen,  $(x, y)$  son las coordenadas cartesianas originales,  $(r, \theta)$  son las correspondientes coordenadas polares normalizada,  $y_{x_p}$ ,  $y_p$  y  $x_l, y_l$  son las coordenadas de las fronteras del iris y de la pupila a lo largo de la dirección de  $\theta$ .

El modelo RubberSheet tiene en cuenta la dilatación de la pupila y el tamaño de las inconsistencias con el fin de producir una representación normalizada de dimensiones constantes. De esta manera, la región del iris se modela como

una lámina y con un punto de referencia el límite del iris con el centro de la pupila.

### 4.3.2 Registro de Imagen de Wildes

<sup>7</sup>En este método de normalización, una imagen adquirida  $I_a(u, v)$  se alinea con la imagen de la base de datos  $I_d(u, v)$  y se realiza la comparación. El proceso de alineación es una transformación usando una función de mapeo  $(U(x, y), V(x, y))$  que minimiza la función:

$$\int_x \int_y (I_d(x, y) - I_a(x - u, y - v))^2 dx dy \quad (10)$$

El proceso de alineación compensa la rotación y las variaciones de escala. La función de mapeo u asignación se restringe a la captura de una transformación similar a las coordenadas de la imagen  $(x, y)$  a  $(x', y')$ .

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - sR(\phi) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (11)$$

Con  $s$  como un factor de escala y  $R(\phi)$  en una matriz que representa la rotación por  $\phi$ .

### 4.3.3 Modelo de Normalización no lineal

<sup>8</sup>En este método de normalización no lineal se considera un patrón no lineal del comportamiento del iris debido a los cambios en el tamaño de la pupila. Con el fin de desenvolver de manera adecuada del iris se combinan un modelo tanto lineal como no lineal de normalización. Este método de normalización no lineal se basa en tres supuestos:

1. El margen de la pupila y la raíz del iris (que corresponden a los límites internos y externos del iris) son círculos concéntricos.
2. El margen de la pupila no gira de manera significativa durante los cambios de tamaño de la pupila.

<sup>7</sup> EHSAN M. ARVACHEH, "A Study of Segmentation and Normalization for Iris Recognition Systems". University of Waterloo. 2006

<sup>8</sup> X. YUAN, P. SHI "A Non-linear Normalization Model for Iris Recognition." In Proceedings of International Workshop on Biometric Recognition Systems on Advances in Biometric Person Authentication, Beijing China, 2005.

3. La forma de la pupila no cambia y permanece circular cuando cambia el tamaño de la pupila.

El modelo no lineal está definido por arcos virtuales, que conecta un punto en el borde de la pupila a un punto del borde límbico. El ángulo polar recorrido por los arcos entre estos dos arcos es  $\pi/2$ . Los arcos virtuales están definidos en base al tamaño de las pupilas normalizadas a un valor fijo predeterminado  $\lambda_{ref}$ , que se obtiene por la media de todos los valores  $\lambda$  definido como  $\lambda = r/R$  en la base de datos de iris. La  $r$  y  $R$  representa el radio de la pupila y del iris, respectivamente. La zona de referencia anular con  $\lambda_{ref}$  y a continuación se asigna de forma lineal en una zona rectangular de tamaño fijo  $m \times n$ , por igual puntos de muestreo  $m$  en cada círculo concéntrico de muestreo virtual con una resolución radial fija.

#### 4.4 CODIFICACIÓN O IDENTIFICADOR DEL PATRÓN NUMÉRICO

La codificación surge para que aquella información más substancial presente en el patrón del iris pueda ser extraída, y estas características son analizadas de manera que la comparación de las plantillas se pueda realizar. En el proceso de codificación aquellos segmentos de información discriminantes que tienen como objeto definir un patrón fundamental del proceso de reconocimiento son realizados y considerados en un proceso de similitud entre las plantillas biométricas, involucrando las referencias de identificación y recursos que convergerán en la comparación entre clases conocidas de esquemas de iris.

##### 4.4.1 Codificación Wavelet

Wavelets se puede utilizar para descomponer los datos en la región del iris en los componentes que aparecen en diferentes resoluciones. Wavelets tiene la ventaja sobre la tradicional transformada de Fourier en que la frecuencia de los datos es localizada, permitiendo que las características que se producen en la misma posición y resolución se puedan ajustar. Un número de filtros Wavelet, también conocido como banco de ondas, se aplica a la región 2D del iris, una para cada resolución de cada onda a una función escala de la misma función base. El resultado de aplicar wavelets es la codificación a fin de una representación compacta y de discriminación de los patrones de iris.

Wavelets son funciones generadas de una simple función  $\psi$  por dilataciones y traslaciones

$$\psi^{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (12)$$

(Asumiendo que  $t$  es una variable unidimensional). La wavelet madre  $\psi$  tiene que satisfacer  $\int dx \psi(x) = 0$ , lo cual implica al menos algunas oscilaciones.

#### 4.4.2 Filtros Gabor

<sup>9</sup> Matemáticamente es correcto que la representación de una función en términos de su comportamiento temporal (secuencia de muestras de una señal discreta), o su pura representación en frecuencia (expansión de Fourier), es una clase de caso de un amplio rango de expansiones de una señal más deseable.

Estos casos pueden caracterizarse por mostrar una localización extrema en un dominio, y ninguna localización en el otro (valido para dominios en el tiempo y en la frecuencia). Es a menudo más deseable tener una buena localización tiempo/frecuencia simultáneamente.

En 1946 D. Gabor propuso representar señales arbitrarias mediante expansiones de términos o núcleos de transformación en el dominio conjunto de tiempo y la frecuencia, la cual este núcleo debía poseer una buena concentración tiempo/frecuencia. Una forma de medir la concentración o localización es el principio de incertidumbre de Heisemberg, de manera que Gabor eligió la función de Gauss,

$$g(x) = e^{-\pi x^2} \quad (13)$$

La cual es invariante ante la transformada de Fourier y proporciona una igualdad en la relación de Heisemberg. Junto a argumentos como suficiente cantidad de átomos, dependencia lineal mínima, Gabor sugirió la elección de valores discretos para la frecuencia y el tiempo de la función y de esta manera poder representar señales arbitrarias.

[3] Los Filtros de Gabor son capaces de proporcionar una representación conjunta óptima de la señal en el espacio y frecuencia espacial. Un filtro de Gabor se construye mediante la modulación de una función seno/coseno con una función Gaussiana.

---

<sup>9</sup> Fernández Muñoz, Juan Álvaro. "ESTUDIO COMPARATIVO DE LAS TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES". Madrid, Julio 1999. Pag. 57

Este es capaz de proporcionar la localización conjunta óptima tanto en el espacio y la frecuencia, ya que una onda sinusoidal está perfectamente localizada en la frecuencia, pero no está localizada en el espacio. Modulación de la función seno con una Gaussiana ofrece localización en el espacio, aunque con la pérdida de la localización en frecuencia.

La descomposición de una señal es realizada mediante un par de filtros de Gaborde cuadratura, con una parte real especificada por un coseno modulado por una Gaussiana, y una parte imaginaria especificada por un seno modulado por una Gaussiana. La frecuencia central del filtro se especifica mediante la frecuencia de la señal seno/coseno, y el ancho de banda del filtro es especificado por la anchura de la Gaussiana.

[4] Un filtro de Gabor 2D usados para el reconocimiento del iris están definidos en un doble sistema de coordenadas polares a dimensional  $(r, \theta)$  se representa como:

$$G(r, \theta) = e^{-i\omega(\theta-\theta_0)} e^{-(r-r_0)^2} e^{-(\theta-\theta_0)^2/\beta^2} \quad (14)$$

Este filtro cuenta con un conjunto particular de parámetros de tamaño y posición  $(r_0, \theta_0; \alpha, \beta, \omega)$  en el dominio del iris adimensional  $(r, \theta)$ .

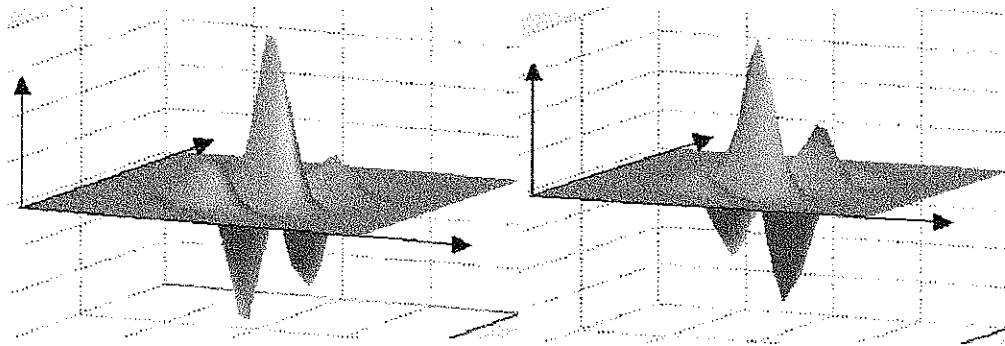


Fig. 6 Par de filtros Gabor 2D de cuadratura. Parte real o filtro simétrico caracterizado por una onda coseno modulada por la Gaussiana (Izquierda). Componente imaginaria o filtro simétrico impar caracterizado por una onda seno modulada por la Gaussiana (Derecha).

Tomado de: [3]

Ambas partes real e imaginaria de los filtros de cuadratura son empleados, de modo que las proyecciones de la imagen resultante son complejas. Las partes reales del filtro Gabor en 2D están ligeramente ajustadas a través de truncamiento para darle un valor de cero, por lo tanto no tiene respuesta DC, es decir, no responde a regiones con iluminación uniforme, de este modo los cálculos en el iris del código no dependen de la fuerza de la iluminación (Las

partes imaginarias del filtro no tienen respuesta DC por la simetría impar). Los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  co varían en inversa proporción a  $\omega$ , especificado por  $\theta_0$  y  $r_0$  que son el rango a través de las zonas de análisis del iris.

[11] La salida del filtro Gabor se demodula con el fin de comprimir los datos. Esto es hecho por la cuantificación de la fase de información en cuatro niveles para cada cuadrante posible en el cuadro del plano complejo, ya que la fase de la información, en lugar que la amplitud de la información proporciona información más importante dentro de una imagen.

Cada bit  $h$  en un código del iris puede ser considerado como una coordenada de los cuatro vértices de una unidad cuadrada lógica en el plano complejo. Se calcula mediante la evaluación en una escala de análisis el signo de la parte real como imaginaria de las proyecciones en la cuadratura de la imagen de una región local de la imagen del iris  $I(\rho, \phi)$  en el particular filtro complejo 2D de Gabor:

$$\begin{aligned}
 h_{Re} &= 1 \text{ if } \text{Re} \int_{\rho} \int_{\phi} e^{-i\omega(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} I(\rho, \phi) \rho d\rho d\phi \geq 0, \\
 h_{Re} &= 0 \text{ if } \text{Re} \int_{\rho} \int_{\phi} e^{-i\omega(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} I(\rho, \phi) \rho d\rho d\phi < 0, \\
 h_{Im} &= 1 \text{ if } \text{Im} \int_{\rho} \int_{\phi} e^{-i\omega(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} I(\rho, \phi) \rho d\rho d\phi \geq 0, \\
 h_{Im} &= 0 \text{ if } \text{Im} \int_{\rho} \int_{\phi} e^{-i\omega(\theta_0-\phi)} e^{-(r_0-\rho)^2/\alpha^2} e^{-(\theta_0-\phi)^2/\beta^2} I(\rho, \phi) \rho d\rho d\phi < 0,
 \end{aligned} \tag{15}$$

Se realiza una cuantificación de fase de la textura local de la señal mediante la aproximación a un vértice  $(h_{Re}, h_{Im})$  de una unidad cuadrada lógica asociada con el filtro.

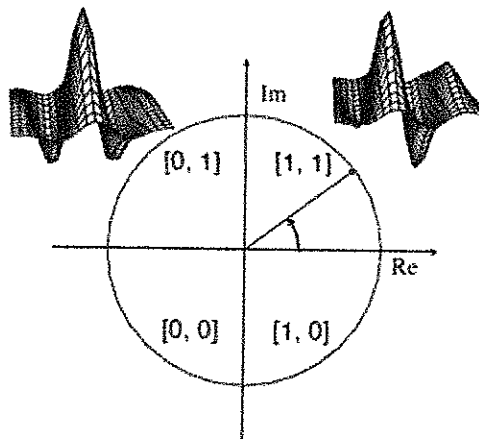


Fig. 7 Demodulación de fase por cuadratura  
Tomado de: [20]

De este modo se toma la fase que permite la codificación de la información en el iris, mientras que la información redundante se descarta, tal como la iluminación que se presenta por la componente de amplitud.

#### 4.4.3 Log Gabor

Los códigos de Gabor tienen una serie de interesantes propiedades matemáticas.<sup>10</sup> Una función Gabor representa un mínimo en términos a la propagación de la incertidumbre en el espacio y la frecuencia espacial.

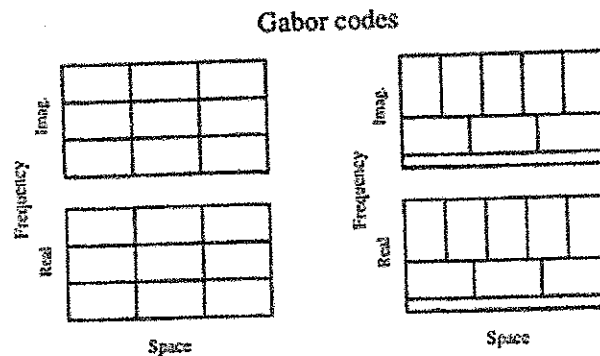


Fig. 8 Códigos Gabor. La información está presentada por elementos que están localizados tanto en el espacio como en la frecuencia. El área representada para cualquier elemento es constante, y el número de elementos es también constante.  
Tomado de: [10]

Matemáticamente se desempeña perfectamente sólo en coordenadas cartesianas, donde todos los canales de Gabor son del mismo tamaño en la frecuencia Fig. 8, de modo que el código Gabor representa el medio más eficaz de empaque del espacio de información con un mínimo de propagación y por lo tanto un mínimo de coincidencia entre las unidades vecinas tanto en el espacio como en la frecuencia. Sin embargo, si se modifica la estructura básica del código, permite una distribución polar, que altera propagación relativa y la superposición de los vecinos.

La función Log Gabor responde a la frecuencia:

$$G_{\omega} = e^{\left\{ \begin{array}{l} -\log(\omega/\omega_0)^2 \\ 2\log(k/\omega_0)^2 \end{array} \right\}} \quad (16)$$

La respuesta en frecuencia es la Gaussiana en un eje de frecuencia de registro. El aspecto importante de esta función es que, a diferencia de la

<sup>10</sup> D. Field. "Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells" .Journal of the Optical Society of America, 1987.

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & \text{for } t \in \left[0, \frac{1}{2}\right) \\ -1, & \text{for } t \in \left[\frac{1}{2}, 1\right) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

La función de escala  $\Phi(t)$  puede ser descrita por:

$$\Phi(t) = \begin{cases} 1, & \text{for } t \in [0,1) \\ 0, & \text{for } t \notin [0,1) \end{cases} \quad (18)$$

Haar wavelet tiene diversas y notables propiedades, 1. Cualquier función real continua se puede aproximar por las combinaciones lineales de  $\phi(t), \phi(2t), \phi(4t), \dots, \phi(2^k t), \dots$  y sus funciones desplazadas. Esto se extiende a esos espacios de funciones donde cualquier función en ella se puede aproximar por funciones continuas. 2. Cualquier función real continua se puede aproximar por una combinación lineal de la función constante,  $\psi(t), \psi(2t), \psi(4t), \dots, \psi(2^k t), \dots$  y sus funciones desplazadas.

De las propiedades de las funciones de Haar, se deduce que la onda base es cada vez más estrecha (reducida en escala) por potencias de dos. Cada onda más pequeña se traduce en incrementos igual a su anchura, de modo que el conjunto completo de wavelets en cualquier escala cubre completamente el intervalo.

Debido a los bajos requerimientos de procesamiento, la transformada Haar se utiliza principalmente para tratamiento de imágenes y reconocimiento de patrones.

#### 4.4.5 Filtro Laplaciana de la Gaussiana

Este operador está compuesto por la acción conjunta de un filtro gaussiano y el operador laplaciana. Es equivalente a convolucionar la imagen con la laplaciana de una función Gaussiana bidimensional. El filtro se da como:

$$\nabla G = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{\rho^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\rho^2/2\sigma^2} \quad (19)$$

Donde  $\sigma$  es la desviación estándar de la gaussiana y  $\rho$  es la distancia radial de un punto del centro del filtro.

El filtrado gaussiano es un filtro lineal suave, y de acuerdo a la función Gaussiana se escogen los valores. Cada valor es reemplazado por un promedio ponderado de pixeles vecinos tal que el peso dado a cada vecino

decrece monótonicamente con la distancia del pixel central. El filtro laplaciano es una medida de la segunda derivada espacial de una imagen, donde se destaca las regiones donde hay bruscos cambios de intensidad. Se aplica con frecuencia a una imagen que previamente ha sido suavizada mediante un filtro gaussiano, con el fin de reducir la sensibilidad al ruido.

## **4.4 COMPARACIÓN O RECONOCIMIENTO DE PATRONES**

La plantilla generada en el proceso de codificación tendrá una métrica de comparación correspondiente que da una medida de similitud entre dos plantillas del iris. Cuando se comparan modelos de un mismo iris, esta medida está dentro de un cierto rango de valores, y esta comparación es conocida como intra-clase, de igual manera cuando se comparan plantillas de iris diferentes, se consideran estas como comparaciones inter-clase. La validación de estos dos casos deben dar valores distintos y separados de modo que sea precisa el disímil entre iris diferentes y la congruencia entre iris semejantes.

### **4.5.1 Distancia Hamming**

La distancia Hamming da una medida de cuantos bits son iguales entre dos patrones de bits. Al comprar patrones de bits  $X$  y  $Y$ , la distancia Hamming  $H_D$  se define como la suma de los bits no concordantes (suma de la OR exclusiva entre  $X$  y  $Y$ ), del número total de bits en el patrón de bits.

Según Daugman [4], la clave para el reconocimiento del iris es mediante una prueba conocida como independencia estadística, procedimiento que virtualmente garantiza que cualquier código de fase de dos diferentes iris sean comparados mediante el uso de la distancia fraccional de Hamming. Esta prueba de independencia estadística se lleva a cabo por un simple operador booleano OR exclusiva (XOR) que aplicado a 2048 vectores de fase que codifican los bits de dos patrones de iris, enmascarado (AND) por los dos vectores de mascara correspondientes evita que en las comparaciones no haya influencia de artefactos ajenos al reconocimiento. El operador XOR  $\otimes$  detecta discrepancias entre cualquier par de bits correspondientes, mientras que el operador AND  $\cap$  asegura que los bits comparados, no sean corruptos por cualquier pestaña, parpado, reflexión especular o cualquier tipo de ruido. Mediante la distancia Hamming se mide la disimilitud entre cualquiera de los

dos iris, y se denotan vectores de los códigos de fase como  $\{codeA, codeB\}$ , y los vectores de mascara se denotan como  $\{maskA, maskB\}$ .

$$HD = \frac{\| (codeA \otimes codeB) \cap maskA \cap maskB \|}{\| maskA \cap maskB \|} \quad (20)$$

El denominador corresponde al número total de bits de fase, sin contar aquellos como ruidos, pestañas o reflexiones que se descuentan. El resultado de HD es una medida de semejanza. 0 es la comparación perfecta.

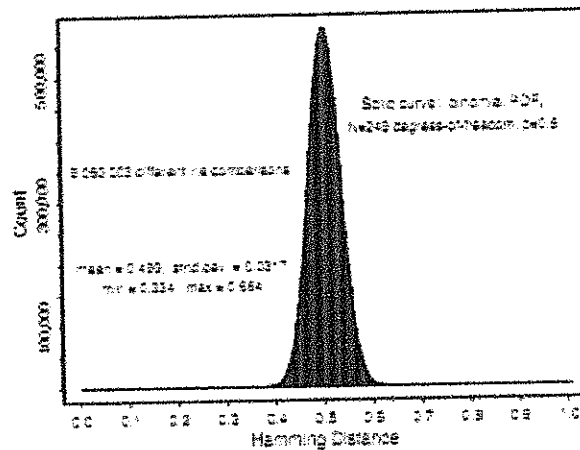


Fig. 10 Distribución de las distancias Hamming de comparaciones de iris  
Tomado de: [20]

# CAPÍTULO V

---

## DESCRIPCIÓN DEL PROGRAMA

El presente capítulo, describe la exploración y análisis del desarrollo de un sistema de reconocimiento de iris de código abierto, desarrollado por Libor Masek a través de la tesis denominada "Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification", con el fin de verificar la singularidad del iris humano y su funcionamiento como un sistema biométrico. De igual manera, se detalla el funcionamiento del sistema que parte desde un análisis pormenorizado de su código, contextualizando su contenido a la teoría.

Este sistema de reconocimiento del iris parte de la salvedad y se presume que las imágenes del iris ya han sido obtenidas, de allí que los procedimientos de captura o escaneo de la imagen no se consideran a continuación.

En el código analizado convergen 17 subprogramas, los cuales se explican minuciosamente, aunque se detallan aquellas técnicas que revierten mayor interés, por la precisión de los algoritmos utilizados. No se abarca el amplio espectro que contempla este abundante campo teórico para poder centrarse únicamente en aquellos aspectos más destacables. Se centra la descripción del sistema en tener un concepto global del estado del arte, y se muestra un conjunto de criterios que establecen unos principios de las técnicas utilizadas, de modo que se perciba el panorama global del enfoque de acuerdo a las discreciones de los tesisistas.

El método consiste en un sistema de segmentación automática que basado en la transformada de Hough, capaz de localizar la región circular del iris y pupila, párpados y pestañas en oclusión, y las reflexiones debido a los contrastes en la iluminación. Esta región del iris se extrae y posteriormente se normaliza en un bloque rectangular de dimensiones constantes, y finalmente se extrae la información de fase a través de un filtro Gabor unidimensional cuya información

singular se cuantifica para la codificación en una plantilla biométrica, consecuentemente pasa a una etapa de comparación para la identificación de patrones, mediante el cálculo de la distancia Hamming.

### 5.1 Etapas del modelo simplificado

Este sistema biométrico está compuesto por un conjunto de fases o etapas que como modelo se puede apreciar en el siguiente diagrama:

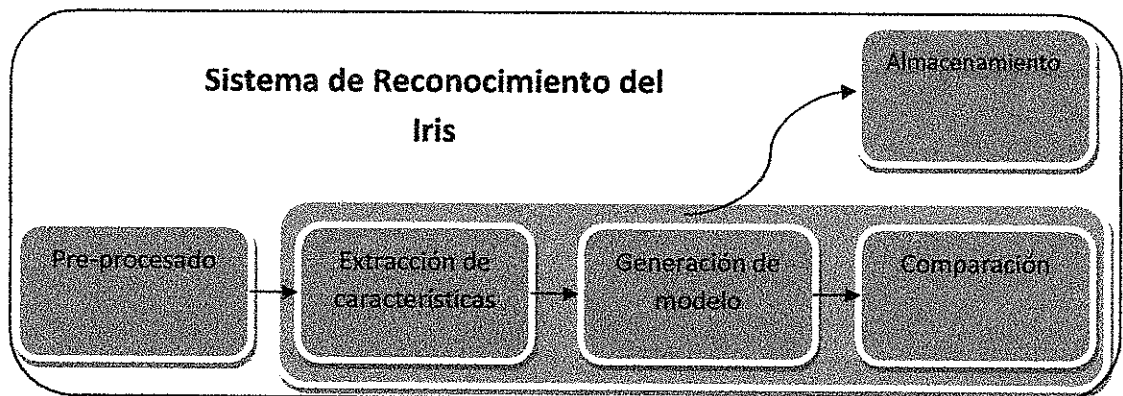


Fig. 11 Diagrama de Bloques del sistema Biométrico. Fuente: Autores

Dentro del estudio del método en el ámbito del reconocimiento del iris se centra particularmente en tres etapas, 1. La extracción de características, donde se localiza y aísla la estructura del iris, detectando su límite exterior e interior, es decir, la frontera entre la Esclerótida y la pupila respectivamente, sumado a la eliminación de ruidos como pestañas, párpados, reflexiones etc. 2. En la generación del modelo se procede a la normalización de la imagen y la codificación de los patrones extraídos. 3. La comparación es la fase final, donde se evalúa la veracidad o concordancia entre las plantillas biométricas.

#### 5.1.1 Estructura del Código

La estructura del código (ver Fig. 12), cuenta con 17 subprogramas jerarquizados consecuentemente a las necesidades del procesamiento. Partiendo del programa principal *createtemplateiris*, se parte a una primera etapa del procesamiento llamada segmentación automática. En esta primera etapa del sistema se aísla la región del iris de la imagen digital del ojo y también las áreas de ruido como los párpados y las pestañas de oclusión, proceso que se lleva a cabo estrictamente dentro de la subrutina o

subprograma *segmentiris*, reconociendo que todo subprograma es toda sección de código ejecutada de forma (casi) independiente al programa principal.

Esta etapa es de amplia trascendencia porque permite adaptar la imagen a procesar a los requisitos que posteriormente serán necesarios para la extracción de características.

En esta etapa se lleva a cabo la localización de los bordes propios de iris, tanto en extremo, aquel que es fronterizo con la esclerótida, como el interno que limita con la pupila. Paralelo a este procedimiento, se identifican las pestañas y parpados que normalmente obstruyen la partes más altas y más bajas de la región del iris. Mediante la subrutina *findline*, se desarrolla el algoritmo para encontrar los límites de los parpados y excluye aquellas áreas que cubren la región del iris. En este subprograma, el contorno de los párpados son modelados como curvas elípticas considerando la forma esférica del ojo basado en el contorno esperado en diferentes grados de su apertura. Los parpados son detectados usando la transformada lineal de Hough.

Para la localización del iris se accede a la subrutina *findcircle*, procedimiento en el cual se separa la parte del iris del resto de la imagen del ojo. Ya que es necesario minimizar el procesamiento y posibilitar el uso de la transformada de Hough para encontrar el contorno del iris y pupila sin perder información relevante, es necesario simplificar y mejorar las condiciones de la imagen. Las imágenes pueden presentar condiciones de contrastes pobres, de modo que para mejorar este escenario se hace uso de la corrección gamma. El subprograma *adjgamma*, compensa las variaciones pronunciadas de iluminación, por lo que se utiliza para mejorar y realzar la calidad de las imágenes y facilitar su posterior análisis y procesamiento.

Como los límites del iris pueden ser modelados aproximadamente como círculos, se usa la transformada de Hough circular para localizarlo, pero primero se aplica el detector de borde a la imagen binaria para generar el mapa de bordes. Mediante el subprograma *canny*, se genera este mapa que es una amplia gama de bordes dentro de la imagen que aplicado a un filtro Gaussiano selecciona la mejor escala para el análisis de borde.

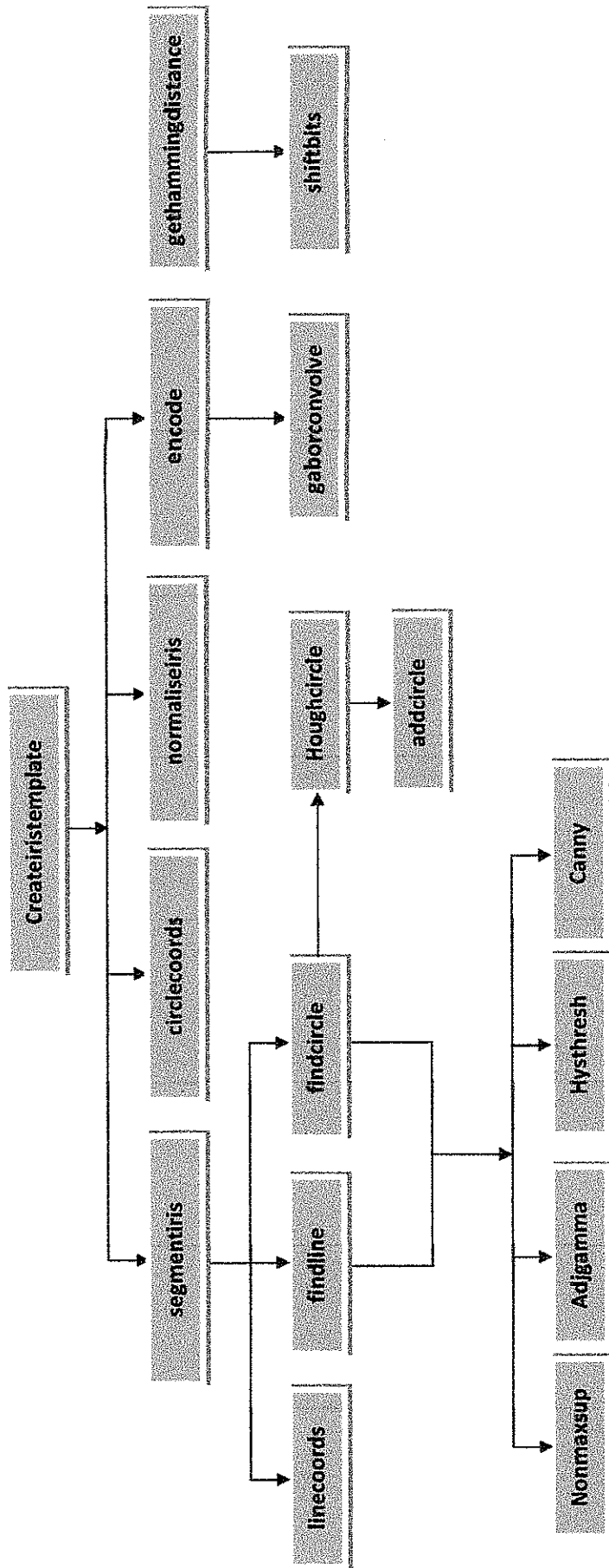


Fig. 12 Subsistemas del modelo de reconocimiento del iris. Tomado de: Autores

El detector Canny envuelve tres pasos principalmente, encontrar el gradiente, la eliminación de los no máximos, e histéresis del umbral. Usando el gradiente de la imagen, los picos son localizados con la supresión de no máximos (subprograma *nonmaxsup*). Para un pixel en el gradiente de la imagen, y dada una orientación se interceptan y se conectan los bordes con los pixeles vecinos.

El siguiente paso, histéresis del umbral (subprograma *hysthrest*), elimina los bordes débiles por debajo de un umbral determinado.

El resultado de la transformada de Hough está condicionado por los parámetros del algoritmo de detección de bordes, por lo que si demasiados son hallados, puede que exista una degradación en el uso de la transformada y el resultado es que se encuentren círculos que realmente no existan, por lo que sería necesario recurrir a la comprobación si el círculo detectado corresponde a la pupila o el iris. El subprograma *Houghcircle*, toma la imagen del mapa de bordes y realiza la transformada de Hough para encontrar los círculos de la imagen. Todo el pre-procesado anterior tiene como objeto aproximar tanto como se pueda la imagen real al caso ideal en el cual la imagen binaria contiene el círculo del iris y/o pupila. A su vez, el subprograma *addcircle*, genera el trazo del círculo en la matriz de pesos del acumulador de Hough.

En una segunda etapa del procesamiento, donde ya aislado el iris se pasa a la obtención de la señal, o el modelo del patrón que identifica al iris, para ello se determina una plantilla mediante el proceso denominado normalización que conlleva a la codificación de la imagen posteriormente. Las zonas de análisis del iris se establecen mediante el subprograma *circlecoords* que permite obtener las coordenadas de círculo, radio y coordenadas del centro, aspecto que permite establecer una referencia a la hora de normalizar el área esperada del iris, ya que es posible que los cambios acusados del tamaño de la pupila puedan en algún caso afectar a la posterior extracción de características del iris.

El paso posterior es la normalización de la región del iris, llevado a cabo por el subprograma *segmentiris*, y su función específica es desenvolver la región circular en un bloque rectangular de dimensiones constantes. En esta subrutina se realiza un procedimiento matemático, donde se hace una transición de coordenadas cartesianas como la representación de la imagen natural del iris, a una representación polar, que es más fácil de operar, y de ese modo permitir ciertas comparaciones. La codificación de la imagen se lleva a cabo para que pueda ser extraída aquella información medular o relevante que define el patrón del iris específico. Este proceso se desarrolla accediendo al subprograma *encode*, que genera la plantilla biométrica de la región del iris

normalizada, y también genera una máscara de ruido correspondiente. La plantilla biométrica viene dada por la convolución entre el patrón de iris normalizado y un filtro Gabor unidimensional (Subprograma *gaborconvolve*), lo que produce dos bits de datos por cada fase del modelo normalizado. El proceso de codificación a nivel de bits produce una plantilla que contiene un número de bits de información, y una máscara de ruido que corresponde a áreas corruptas dentro del patrón del iris.

La plantilla generada en el proceso de codificación tiene una métrica de comparación que da una medida de similitud entre dos plantillas del iris, y esta se considera una tercera etapa de procesamiento. Concretamente comparación se realiza validando la distancia Hamming entre dos plantillas biométricas mediante el subprograma *gethammingdistance*, de modo tal que se precise el disímil entre iris diferentes y la congruencia entre iris semejantes.

La distancia Hamming se calcula entre las dos plantillas, pero desplazándolas de derecha a izquierda (subprograma *shiftbits*), calculando el número de valores a partir de dichas rotaciones sucesivas.

### **5.1.2 Acerca del modelo de reconocimiento planteado**

El código precisa la estructura del sistema de reconocimiento biométrico basado en el patrón del iris ocular de una persona. Usa algoritmos de pre-procesamiento de imágenes para extraer la mayor cantidad de información, y un amplio número de técnicas son empleadas basadas en propuestas principalmente de John Daugman, y los consecutivos estudios realizados por otros investigadores, cuyos procedimientos estriban en la indudable complejidad computacional.

La herramienta para el desarrollo del código es MATLAB®. Este software cuenta con procedimientos rápidos y eficientes para realizar el algoritmo. MATLAB® resulta adecuado para el desarrollo de este tipo de aplicaciones y provee de la facilidad de contar con toolboxes en procesamiento de imágenes y una metodología de alto nivel en programación. Los desarrollos sólo se implementaron a nivel de software, más no se incluye Hardware para la captura de la imagen.

Generalmente todos los sistemas de reconocimiento del iris funcionan capturando una imagen del ojo de una persona, y a partir de su textura, generan el código de iris que luego es almacenado en una base de datos y utilizado para la identificación. Particularmente este sistema propuesto, el componente encargado del sistema de captura se obvia, a su vez se recurre al

uso de la base de datos CASIA v.2 [22] disponible o de acceso libre, para la prueba del algoritmo.

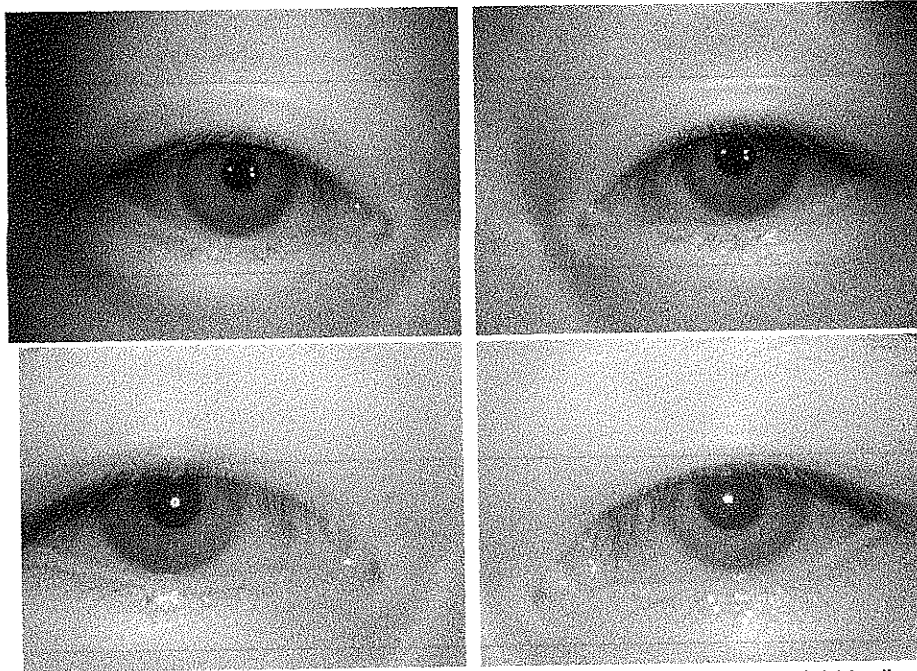


Fig. 13 Ejemplo de Imágenes del Iris en CASIA-IrisV.2. Arriba: Ejemplo Imágenes del iris dispositivo 1. Abajo: Ejemplo Imágenes del iris dispositivo 2. Tomado de: Institute of Automation, ChineseAcademy of Sciences (CASIA)

CASIA Iris ImageDatabase Versión 2.0 (CASIA-IrisV2), Incluye dos subconjuntos de imágenes capturadas en dos diferentes dispositivos: Iriypass-h (Fig.14a) desarrollada por OKI[23], y el dispositivo CASIA-IrisCamV2 (Fig. 14b). Cada subconjunto incluye 1200 imágenes de 60 clases. Algunas estadísticas de las características de cada subconjunto esta resumidas en la Tabla 1. Todas las imágenes son almacenadas en formato BMP.

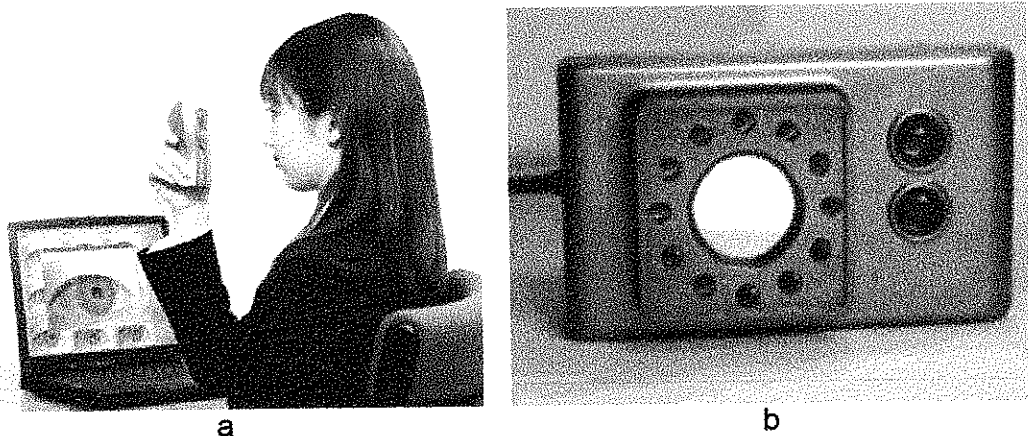


Fig. 14 a. Cámara de mano OKI Orispass-h. b. Cámara de mano CASIA-IrisCamV2  
Tomado de: <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/IrisDatabase.asp>

Subset \ Characteristics	device1	device2
Sensor	OKI IRISPASS-h	CASIA-IrisCamV2
Environment	Indoor	Indoor
Session	one	one
No. of classes	60	60
No. of images	1200	1200
Resolution	640*480	640*480
Total	A total of 2,400 iris images.	

Tabla 1 Estadísticas de CASIA-IrisV2 .  
Tomado de: <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/IrisDatabase.asp>

### 5.1.3 Descripción del Algoritmo

El algoritmo consta de diversos subprogramas que determinan las características necesarias para el correcto funcionamiento del sistema, se analizan analíticamente bajo tres focos conceptuales.

El programa principal *createiristemplate.m* (Ver Anexo III) sirve para hacer algunos cálculos para ser utilizadas en las llamadas a subrutinas y para realizar la entrada de datos. De igual manera dentro del programa se confirman algunos parámetros de entrada, que resultan constantes para su uso en todas las rutinas de la sección.

#### 5.1.3.1 Segmentación

La segmentación del iris es un módulo esencial en el reconocimiento del iris porque define la región efectiva usada para la extracción de características.

La estructura del código, está dispuesta con una función específica que converge para dar solución a aspectos tales como el realce y mejora de la imagen, extracción de características, parametrización etc.

El subprograma *segmentiris.m* (Ver Anexo IV) realiza la segmentación automática de la región del iris en una imagen. También aísla las áreas de ruido, como los párpados y las pestañas en oclusión.

En este subprograma hace énfasis en la segmentación de la imagen a través de 3 pasos específicos:

- a. Encontrar los límites del Iris y pupila

- b. Encontrar el parpado superior e inferior
- c. Eliminar las pestañas

#### 5.1.3.1.1 Límites del iris y pupila

Para localizar el iris y la pupila es necesario modelar ambos elementos, y la manera más fácil es representarlas mediante dos círculos concéntricos, de manera tal que el resultado después de la segmentación serán dos parámetros de círculos. Un método común en el ámbito de procesamiento de imágenes es encontrar curvas parametrizables en imágenes para ello es necesario hacer el análisis desde un mapa de bordes, mediante un filtrado característico.

La estructura del código viene dispuesta con parámetros preestablecidos y constantes numéricas que permiten hacer el análisis de acuerdo a la base de datos de las imágenes a analizar. El rango de valores del radio se estableció de forma manual, para la base de datos CASIA, los valores del rango del radio del iris son de 90 a 150 píxeles, mientras que el radio de la pupila varía desde 28 hasta 75 píxeles.

A fin que el proceso de detección del círculo sea más eficiente y precisa, se realiza primero la transformada de Hough para el límite entre el iris y la Esclerótida, y después se realiza para el límite entre el iris y la pupila dentro de la región del iris, en lugar de toda la región del ojo, ya que la pupila esta siempre dentro de la región del iris.

Mediante un llamado de subrutina se accede al subprograma *findcircle.m* (ver anexo VII) que retorna las coordenadas de los círculos en la imagen del iris.

Para realizar la transformada de Hough implica en primer lugar el empleo de la detección de bordes de Canny para generar el mapa de bordes. Para el límite exterior entre el iris y la esclerótida se dispuso el gradiente en dirección vertical, mientras para el límite entre el iris y la pupila se ponderaron los gradientes verticales y horizontales.

Para establecer el mapa de bordes, intervienen 4 fases específicamente:

**Fase 1:** Realce de la imagen, en esta fase se hace énfasis en el subprograma *adjgamma.m* (Ver Anexo IX). Este programa de realce de la imagen consiste en la aplicación de un conjunto de técnicas cuyo objetivo es resaltar algunas características de interés, en las cuales se consideran algunas operaciones de realce como:

- La reducción de ruido de fondo en la captación de una imagen. En este caso lo que se pretende resaltar de la imagen es el contenido de la misma, eliminando texturas que puedan estar presentes en el fondo.
- El ajuste de la intensidad y/o contraste.
- Realce de bordes. Se enfatizan las transiciones presentes en la imagen, por ejemplo fronteras

**Fase 2:** Suavizado de la imagen, en esta fase se hace énfasis en el subprograma *canny.m* (Ver anexo XI). Este programa de suavizado busca reducir la cantidad de variaciones de intensidad entre pixeles vecinos. La imagen del iris, generalmente con ruido presenta una serie de pixeles que adquiere niveles de gris que no le corresponde, por lo que se emplea un filtrado espacial el cual se realiza considerando regiones de dimensiones  $m \times n$  pixeles, que es la ventana del filtrado. El proceso de filtrado, consisten en mover la máscara de un punto a otro y calcular el nivel de gris en cada punto de la imagen procesada.

**Fase 3:** Eliminación de los no máximos, en esta fase se hace énfasis en el subprograma *nonmaxsup.m* (Ver Anexo VIII). En este subprograma se realiza la supresión de pixeles que presentan una máxima variación de intensidad con el fin de obtener pixeles que podrían considerarse como posibles bordes, de igual manera se logra el adelgazamiento del ancho de los bordes, hasta lograr bordes de un pixel de ancho.

**Fase 4:** Umbralización de Bordes, en esta fase se hace énfasis en el subprograma *hysthresh.m* (Ver Anexo X). El umbralizado se realiza para remover de la imagen que resulta del suavizado, información irrelevante para la detección pupilar. El umbralizado limita los niveles de gris posibles en cada pixel, de manera que, para la imagen de entrada que es de 256 niveles de gris diferentes, a la salida solo se tiene 2, es decir, la imagen de salida es binaria.

#### **5.1.3.1.1 Aplicación transformada de Hough**

Desde esta perspectiva se toma la imagen de mapa de borde, y realiza la transformada de Hough para encontrar los círculos de la imagen, específicamente a aquellos que se aproximen a la órbita del iris y la pupila. Para la segmentación automática del algoritmo basado en la transformada de Hough empleado, primero se genera el mapa de bordes calculando las primeras derivadas de los valores de intensidad de la imagen del ojo y luego se determina el umbral del resultado.

En el mapa de bordes, los puntos se emiten al espacio de Hough para los parámetros de los círculos que pasan por cada punto del borde.

La ecuación paramétrica Ec. 21 de un círculo de centro  $(x_c, y_c)$  y radio  $R$ , se aplica en la imagen, idealmente binaria, con la particularidad de saber, cuáles de sus píxeles pertenecen a un círculo o círculos de este determinado radio, y aquellos valores que satisfagan la ecuación, se grafican los puntos del círculo con centro y radio en el espacio de la imagen.

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 = r^2 \quad (21)$$

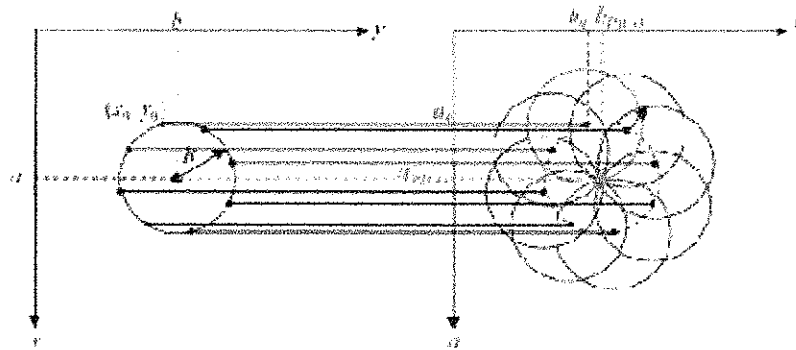


Fig. 15 Transformada de Hough en el espacio imagen para un radio estimado  $r=R$ , para puntos pertenecientes a la circunferencia con radio  $R$ . Derecha: Espacio Imagen, Izquierda: Espacio de parámetros  
Tomado de: [13]

<sup>12</sup> En la imagen (Fig. 15), los píxeles del espacio imagen en  $(x_1, y_1), (x_2, y_1) \dots (x_q, y_q)$  y en los cuales sus valores pueden o no pertenecer a un círculo y, si pertenecen, su radio  $r$  es desconocido. A raíz de ello, se efectúa la transformada de Hough para cada uno de estos puntos con un radio  $r$  estimado, de manera que, para cada punto  $(x_q, y_q)$  del espacio imagen, en el espacio de parámetros se tiene un círculo de radio  $r$ .

En el caso particular en que todos los puntos  $(x_q, y_q)$  del espacio imagen pertenezcan a un círculo de radio  $R$ , en el espacio de parámetros hay círculos de radio  $r$  que tienen centros distribuidos en un círculo de radio  $R$ , y que se interceptan en algunos puntos. Si  $r \neq R$  entonces no hay ningún punto donde se intercepten todos los círculos, y la distribución no tiene un máximo absoluto, por el contrario  $r = R$ , todos los círculos se interceptan en un punto de coordenadas  $(a_{pico}, b_{pico})$ , tal que todos ellos satisfacen la Ec. 21, y que define el punto centro de la distribución de la imagen del ojo.

<sup>12</sup>BIANCHETTI, Arturo. COMASTRI, Silvia Ana. "Desarrollo de una metodología para medir el diámetro pupilar ocular a partir del procesado de imágenes conteniendo el ojo". Universidad de Belgrano. 2008

Mediante un llamado a subrutina se accede al programa *houghcircle.m* (Ver Anexo XII):

En el programa se tiene en cuenta que  $R$  y  $\theta$ , siendo  $R$  las dimensiones de la imagen, y se considera que el radio máximo que puede tener un círculo es  $R/2$ . Se tiene en cuenta radios  $r$  y hay una capa para cada valor de  $r$  de modo que el array consta de  $R/2$  capas, y cada capa corresponde a una matriz de

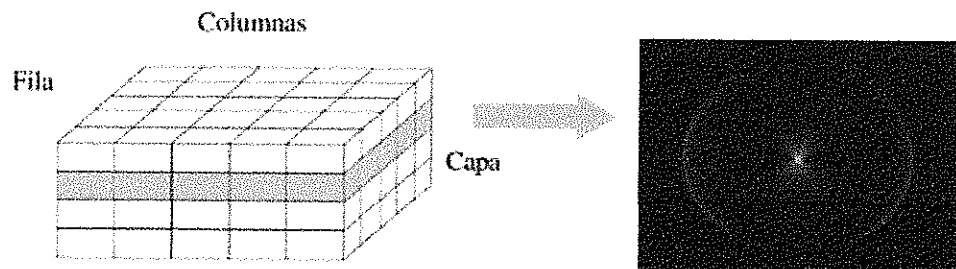


Fig. 16 Izquierda: Array Acumulador. Derecha: Transformada de Hough. Tomado de: Autores

En cada capa se acumulan los círculos que resultan de la transformación de cada pixel de interés sobre la imagen ubicados en  $(x, y)$ , en un círculo de radio  $r$  en el espacio de parámetros. El o los puntos del plano  $(R, \theta)$  en que se interceptan la mayor cantidad de círculos de radio  $r$  tienen un valor máximo y corresponden a la ubicación más probable del centro del círculo de radio  $r$  en el plano  $(R, \theta)$ . Este procedimiento se repite para cada radio  $r$  (siendo  $r$  desde  $R/2$  hasta  $R/4$ ) y al finalizar con todos, se tiene el array acumulador completo. Considerando todas las capas se halla cada valor correspondiente a  $(R, \theta)$  del array siendo  $(R, \theta)$  la ubicación del centro en el plano  $(R, \theta)$ .

Asimismo, mediante el subprograma *addcircle.m* (Ver Anexo XIII), se generan los trazos del círculo sobre la matriz resultante de la transformada de Hough. En el subprograma *addcircle* se define un array acumulador y se adhieren los trazos sobre la imagen (Fig. 17) de acuerdo a los pesos de los máximos en el acumulador de Hough.

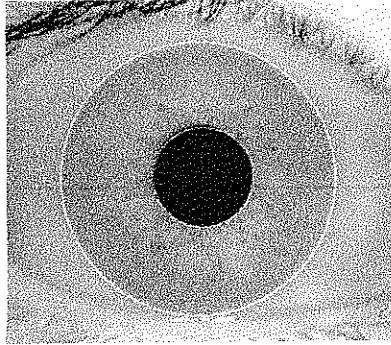


Fig.17 Trazos en el contorno del iris tras la aplicación de la transformada de Hough circular sobre la imagen. Tomado de: [14]

#### 5.1.3.1.2 Detección el párpado superior e inferior

Los límites de los párpados son modelados por arcos o parábolas, aunque usualmente su forma real es un poco más compleja, por lo que los píxeles en el mapa de bordes no pueden hacer una representación precisa del arco. De este modo, es importante precisar que durante la búsqueda del arco del párpado es necesario no sólo tener en cuenta estrictamente los píxeles en el mapa de bordes, sino también aquellos píxeles en la vecindad de la forma de búsqueda.

Estos arcos pueden ser definidos por la Ec. 2 (Sección 4.2.1), sin embargo, para facilidad en el procedimiento, usar una versión lineal en vez de una parabólica facilita el proceso, matemáticamente hablando. La detección de bordes de la imagen se hace necesaria obtenerla sólo con la dirección del gradiente horizontal, y esto se debe a que los párpados usualmente están alineados horizontalmente y también porque el mapa de bordes del párpado dañaría la frontera circular del mapa de borde del iris si se utiliza toda la información de los dos gradientes, tanto vertical como horizontal.

Dentro del subprograma de segmentación primero se halla las coordenadas del párpado superior y posteriormente las del párpado inferior. Para ello primero se aíslan mediante una línea con la transformada de Hough lineal, etapa la cual se lleva a cabo mediante el siguiente llamado a subrutina que accede al subprograma *findline.m* (Ver Anexo VI).

Este subprograma devuelve las coordenadas de una línea en la imagen mediante la transformada y la detección de bordes de Canny para crear el mapa de borde. La transformada lineal de Hough es implementada usando la transformada Radón de Matlab®, la cual es una forma de la transformada de Hough.

La transformada de Radón es la proyección de la intensidad de la imagen a lo largo de una línea radial orientado en un ángulo específico. Si  $\theta$  es un escalar,  $R$  es un vector columna que contiene la transformada de Radón de  $\theta$  en grados. Si  $\theta$  es un vector,  $R$  es una matriz en la que cada columna es la transformada de Radón para uno de los ángulos de  $\theta$ .

Si un máximo valor en la transformada de Hough es inferior a un umbral establecido, entonces no se define ninguna línea, ya que esto corresponde a la no oclusión de los párpados.

### 5.1.3.1.3 Eliminación de Pestañas

[6] Es posible dividir las pestañas en dos clases: las separables y las múltiples. Las separables son aquellas que se pueden identificar individualmente, mientras que las múltiples se superponen unas a otras y no se pueden distinguir. Para aislar las pestañas separables únicamente se calcula la convolución de la imagen con un filtro diseñado especialmente para ello, mientras que las pestañas múltiples se segmentan simplemente buscando porciones de la imagen con cambios pequeños en los tonos de grises en dicha porción.

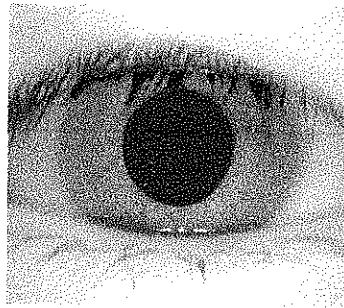


Fig. 18 Detección de pestañas mediante el modelo de umbralización.  
Tomado de: [14]

El algoritmo de detección de pestañas se desarrolla utilizando las intensidades de nivel de gris de las imágenes combinadas con un criterio de conectividad. Los valores de intensidad de nivel de gris se eligen como las características y la detección se basa en un diseño de clasificación jerárquica. El umbral se obtiene mediante la estimación del histograma de la textura del iris y el histograma de las pestañas. El histograma del iris y de las pestañas se modelan como distribuciones de Gauss, que debe ser la media y la varianza estimadas. El histograma de la textura del iris se estima a partir del iris localizado. Sin embargo, las pestañas que cubren la textura afectan el

histograma del iris. Con el fin de eliminar el efecto de las pestañas, el valor máximo del histograma se considera como el valor medio de la textura del iris. La varianza se estima entonces sólo a partir de los valores del histograma que son mayores que la media con el fin de eliminar el efecto de pestañas que cubren el iris.

Normalmente, el área de la pupila y las pestañas tienen los valores más bajos de intensidad. El valor medio del iris es superior a las dos áreas y el valor medio del resto de la imagen es mayor que la media de la textura. Teniendo en cuenta que el valor medio de las pestañas se define como el máximo local que produce  $2\sigma$  menor que el valor medio del iris.

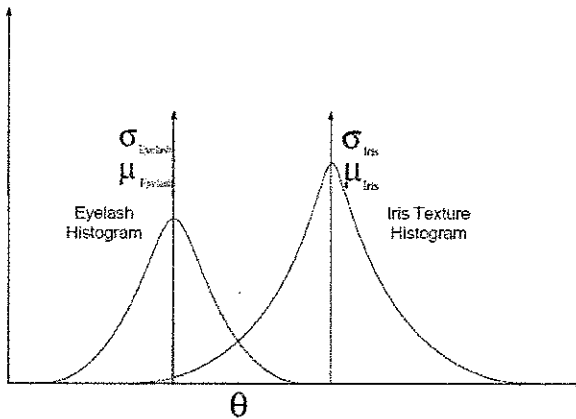


Fig. 19 Estimado del histograma del Iris y pestañas por umbralización. Tomado de: [14]

Esta definición del valor medio de las pestañas se basa en un proceso de prueba y error para evitar la obtención de valores que representen la textura del iris.

Las pestañas se detectan usando el filtro Gabor 1D, ya que la convolución de las pestañas separables con la función Gaussiana de suavizado resulta en un bajo valor de salida. Tal filtro en el dominio espacial tiene la forma general representada en la Ec. 5 (Sección 4.2.3). Así, si un punto resultante es más pequeño que el umbral, entonces este punto pertenece a una pestaña, y matemáticamente puede ser representado por:

$$f(x) = G(x, u, \sigma) < k_1 \quad (22)$$

Donde el umbral es el valor predefinido y representa la convolución.

De este modo, para aislar las pestañas se hace una simple técnica de umbralización, porque las pestañas son bastante oscuras comparadas con el resto de la imagen del ojo.

### 5.1.3.2 Normalización

El siguiente foco de este trabajo es la normalización del iris. La mayor parte de las técnicas de normalización están basadas en transformar el iris en coordenadas polares, y se conoce usualmente como proceso de desenvolver el iris. Habitualmente el iris y la pupila son dos contornos no concéntricos, por lo que se hace necesario en el proceso de transformación especificar un punto de referencia para que de acuerdo a éste se determine la información radial y angular, que son necesarios para dimensionar la imagen del bloque rectangular. Dentro del contexto, este punto son las coordenadas del centro y radio de la pupila e iris. Para la normalización de las regiones del iris se emplea una técnica basada en el modelo RubberSheet de Daugman. El centro de la pupila se considera como punto de referencia, y de igual manera los vectores radiales de la región del iris.

Mediante la siguiente llamada de subrutina se accede a la función o subprograma *normaliseiris.m* (Ver Anexo XV) con argumentos de entrada, tales como las coordenadas del centro y radio del iris y pupila respectivamente, la imagen a transformar y constantes de normalización como la resolución radial y angular.

La resolución radial, define la dimensión vertical de la representación normalizada, en otras palabras es el número de puntos seleccionados a través de una línea radial. Una línea radial son líneas rectas que parten de un punto en distintas direcciones, o radios de un círculo que se proyectan en distintos ángulos. Para este caso concreto, se ha definido una resolución de 20.

La resolución angular, define el número de líneas radiales que va alrededor del iris, simulando su forma concéntrica, de valor constante 240.

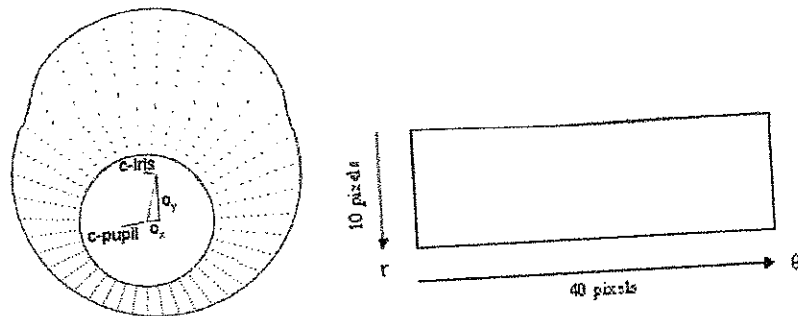


Fig. 20 a. Desplazamiento de la pupila en relación al centro del iris.  
b. Esquema del proceso de normalización, con resolución radial de 10 píxeles, y resolución angular de 40 píxeles.

Tomado de: [3]

Los ejes de las coordenadas tienen como origen el punto de referencia, y sirve para determinar la dirección y el sentido del cuerpo del rango de la imagen a utilizar, pero frecuentemente existe un desplazamiento entre el centro del iris y pupila debido a que no son concéntricos el uno del otro, por lo que es necesario calcular su desplazamiento a través de Ec. 23 en términos del ángulo, tanto para el eje  $x$  como  $y$  de la representación.

$$\alpha = o_x^2 + o_y^2 \quad (23)$$

Estas desviaciones se calculan simétricamente donde el desplazamiento del centro de la pupila en relación con el centro del iris está dada por  $o_x, o_y$ .

$$r' = \sqrt{\alpha\beta} \pm \sqrt{\alpha\beta^2 - \alpha - r_I^2} \quad (24)$$

Con

$$\beta = \cos\left(\pi - \arctan\left(\frac{o_y}{o_x}\right) - \theta\right) \quad (25)$$

$r'$  es la distancia entre el borde de la pupila y el borde del iris en un ángulo  $\theta$  alrededor de la región, y  $r_I$  es el radio del iris. La Ec. 24 se conoce como fórmula de reasignación del iris, y está dada en función del ángulo.

Es importante considerar que es necesario excluir valores dentro del límite de la frontera entre el iris y la pupila e iris y esclerótica, debido a pueden no corresponder a regiones del iris, por lo que se les imprime ruido.

En el proceso de normalización es necesario calcular la localización cartesiana de cada punto alrededor de la región circular del iris, para que en el proceso de transformación el re escalamiento de los pixeles sea constante y mediante interpolación, se extrae la intensidad de los valores en la representación polar normalizada.

Desde la región del iris, la normalización produce una matriz 2D con las dimensiones horizontales de la resolución angular y las dimensiones verticales de resolución radial. Otra matriz en 2D es creada para marcar las reflexiones, las pestañas y los párpados detectados en la etapa de segmentación. Con el fin de impedir que la región de datos corruptos fuera del irisen la representación normalizada, se descartan los puntos de datos que se producen a lo largo del límite de la pupila o del iris.

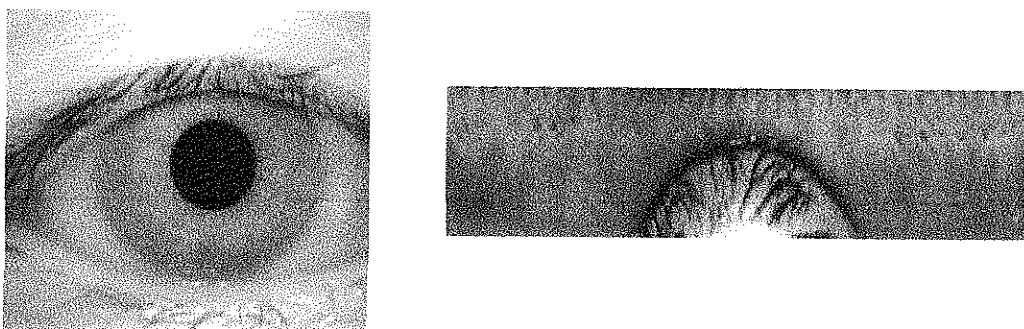


Fig. 21 Imagen del Iris normalizada usando la transformación de coordenadas cartesianas a polares  
Tomado de: [3]

### 5.1.3.2.1 Codificación

La codificación se lleva a cabo a través de un filtro Gabor que permite que de una imagen se pueda extraer su información en frecuencia, estimando la fuerza de la frecuencia en ciertas bandas, y su orientación en cada lugar de la imagen, dando un resultado en el dominio espacial. Específicamente se lleva a cabo la codificación de las características mediante la convolución del patrón de iris normalizado con el filtro 1D GaborLog-wavelet. El patrón normalizado en 2D se divide en una serie de señales 1D, a continuación, estas señales 1D son convolucionadas con el filtro 1D Gabor Wavelet.

Para el diseño del filtro es necesario proporcionar los parámetros que permita la cobertura uniforme de la sección del espectro que se desea representar, y se logra haciendo superposición de funciones de transferencia del filtro lo suficientemente grandes como para que la suma de estas funciones individuales de un resultado que cumpla con la cobertura uniforme del espectro. Asimismo, es necesario garantizar que las salidas de los filtros sean independientes como sean posibles. El objetivo del filtro desde esta perspectiva es obtener información acerca de la señal deseada; si las salidas del filtro están altamente correlacionadas entonces el filtro es ineficiente por lo que no aportan la mayor cantidad de información que deberían, y para lograr esta independencia se debe superponer pocas funciones de transferencia.

Los parámetros que se tienen en cuenta para el diseño del filtro son:

- Imagen a convolucionar
- Número de filtros a usar
- Longitud de onda del filtro base
- factor multiplicativo entre cada filtro

- Relación entre la desviación estándar de la Gaussiana describiendo la función de transferencia del filtro Log-Gabor en el dominio de la frecuencia a la frecuencia central del filtro.

La frecuencia máxima se fija por la longitud de onda del filtro de escala más pequeña, y está controlada por el valor del parámetro del tamaño de onda mínima. El menor valor que se puede utilizar aquí es la longitud de onda de Nyquist de 2 píxeles, sin embargo con esta longitud de onda se obtiene aliasing.

La frecuencia mínima es fijada por la longitud de onda del filtro de mayor escala. Este se define implícitamente por el valor establecido en el número de escalas del filtro, de igual manera por la escala de frecuencias en el centro de los filtros sucesivos, y la longitud de onda de la escala más pequeña.

El ancho de banda del filtro está definido mediante la especificación de la relación mediante la desviación estándar de la Gaussiana descrita por la función de transferencia del filtro Log-Gabor.

Dentro del programa *encode.m* (Ver Anexo XVI), se accede al subprograma *gaborconvolve.m* (ver Anexo XVII) que hace la codificación.

Para la construcción del filtro primero se calcula su componente radial, con valores de frecuencia de 0 a 0.5, seguidamente se calcula el centro de la frecuencia del filtro  $f_0$ , y el radio normalizado del centro de la frecuencia del plano  $rf_0$ .

El filtro 1D Log-Gabor está construido en un sistema de coordenadas polares en el dominio de la frecuencia, Ec. 26, y sólo puede ser numéricamente construido en el dominio espacial vía la transformada inversa de Fourier.

$$LogGabor = e^{\left\{ \frac{-\log(f/f_0)^2}{2\log(\sigma/f_0)^2} \right\}} \quad (26)$$

Donde  $f_0$  representa el centro de la frecuencia del filtro,  $\sigma$  determina el ancho de banda del filtro en la dirección radial.

Durante esta fase, la imagen del iris está dividida en bloques  $m$  por  $n$ . Consecuentemente la información de fase local en cada bloque es codificada en códigos de 2 bits de acuerdo a las 4 ecuaciones propuestas en el modelo de Daugman, Ec. 15 (sección 4.4.2), donde el patrón normalizado  $I(x, y)$ , se divide en una serie de señales 1D y a continuación, estas señales 1D son convolucionadas con el filtro 1D Gabor Wavelet.

Para generar la plantilla del iris, la imagen polar del iris es descompuesta en un número de señales 1D donde cada fila corresponde a un anillo circular de la región del iris. La dirección angular es usada en vez de la dirección radial que corresponde a las columnas del patrón normalizado porque la máxima independencia ocurre en la dirección angular. Estas señales 1D luego son convolucionadas con el filtro Log-Gabor en el dominio de la frecuencia. La plantilla del iris es una plantilla bit a bit que contiene un número de bits de información, y la máscara de ruido que corresponde a las áreas de ruido dentro del patrón del iris”.

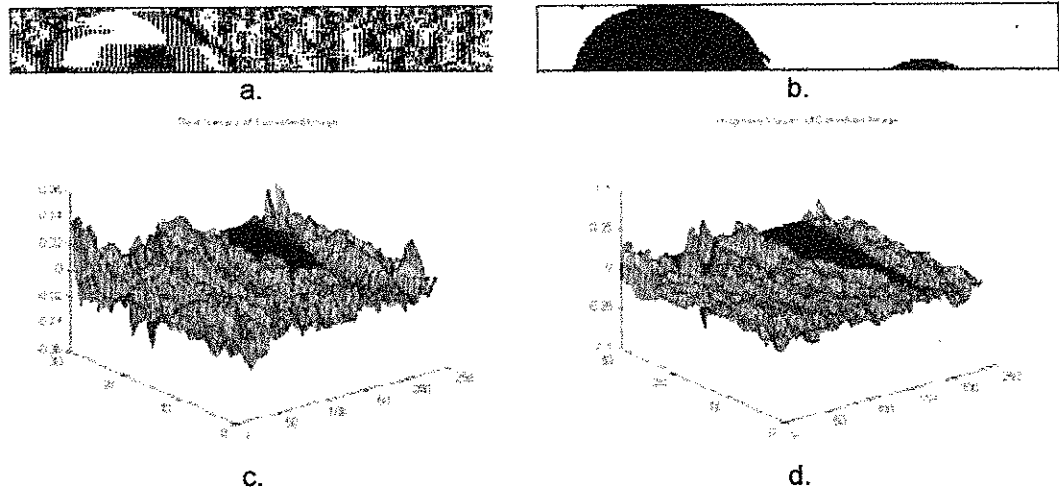


Fig. 22 a. Plantilla del iris b. Máscara correspondiente c. y d. Parte real e imaginaria de la imagen del iris convolucionada. Tomado de: [15]

Debido a la singularidad de la función Log-Gabor en el origen no se puede construir una expresión analítica para la forma de la función en el dominio espacial, sin embargo, el diseño se reduce a filtros en el dominio de la frecuencia y luego se realiza una transformada inversa de Fourier para ver su apariencia. Su forma es similar a las funciones Gabor aunque se vuelve mucho más nítida a medida que el ancho de banda se incrementa (Ver Fig. 22).

En el dominio de la frecuencia del filtro simétrico par está representado por dos valores reales de las funciones Gaussianas y el filtro simétrico impar está representado por dos valores imaginarios de las funciones Gaussianas, ambos simétricamente colocados a cada lado del origen.

De acuerdo a la linealidad de la transformada de Fourier FFT, donde  $(A + B) = FFT(A) + FFT(B)$ , se hace lo siguiente: Multiplicar la FFT del filtro impar simétrico por  $i = \sqrt{-1}$  (Para hacerlo un valor real) y agregarlo a la FFT del filtro simétrico par. La función anti-simétrica del filtro simétrico impar se cancelara con la correspondiente función del filtro simétrico par, esto deja una sola función (multiplicado por 2) en el lado positivo del espectro de frecuencias, así

en la construcción del filtro en el dominio de la frecuencia con una sola función Log-Gabor en el lado positivo del espectro de frecuencia se puede considerar que el filtro es la suma de FFT de los filtros simétricos par e impar. Al realizar la convolución multiplicando este filtro en el dominio de la frecuencia por la FFT de la señal (Plantilla del iris), se encuentra la convolución simétrica par puesta en la parte real del resultado y la convolución simétrica impar permanece en la parte imaginaria.

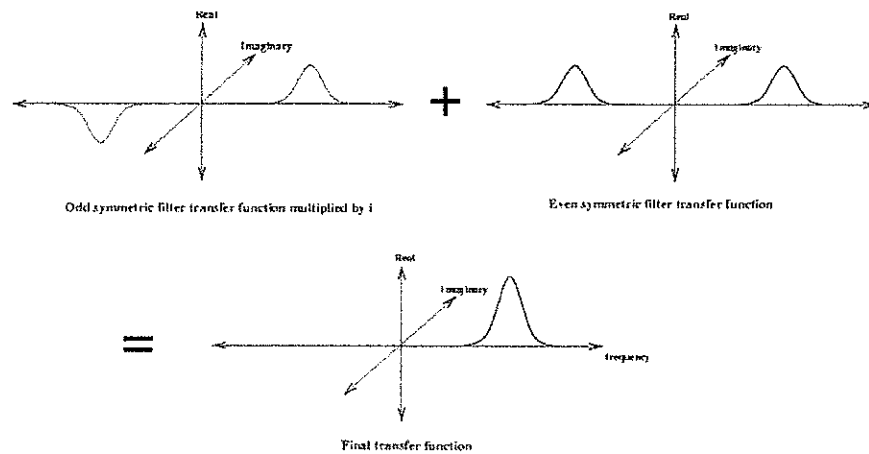


Fig. 23 Función de transferencia final

Tomado de: <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/research/matlabfns/PhaseCongruency/Docs/convexpl.html>

Devolver el resultado de esta forma es muy conveniente. Con los valores complejos de la convolución resulta en la codificación simultánea de la magnitud y fase de los filtros en cuadratura (Ver Fig 7).

De este modo, las filas del modelo normalizado en 2D se toman como señal de 1D, y cada fila corresponde a un anillo circular en la región del iris, de modo que para cada fila de la señal de entrada, se le aplica la convolución con la transformada, lo cual es un proceso iterativo.

Cada salida es una matriz 1D con los resultados complejos de la convolución valorados. Se aplica la transformada inversa de Fourier porque es necesario obtener los datos en una representación en el dominio espacial.

A continuación en el subprograma *encode* se genera la plantilla biométrica de la región del iris normalizado, y genera también la máscara de ruido correspondiente.

### Iris Template

```
01 00 00 10 11 11 01 01 00 10 10 11 11 01 01 00 10 10 11 01 01 01 01 01 00
10 10 01 11 00 01 11 10 11 10 10 00 10 01 10 00 11 01 10 11 00 01 01 11 10
```

Fig. 24 Plantilla del Iris codificada. Tomado de: [3]

Cada filtro produce dos bits de datos para cada faser. La salida de la fase de cuantificación es elegida de modo que al pasar de un cuadrante a otro, sólo un 1 bit cambia. Esto reduce al mínimo el número de bits en desacuerdo. El proceso de codificación a nivel de bits produce una plantilla que contiene un número de bits de información, y una máscara de ruido que corresponde a áreas corruptas dentro del patrón del iris.

Dado que la información de fase no tendrá ningún sentido en regiones donde la amplitud es cero, estas regiones también están marcadas en la máscara de ruido. El número total de bits en la plantilla indican los tiempos de resolución angular de la resolución radial, 2 veces, multiplicado por el número de filtros usados.

#### 5.1.3.2.1.1 Consideraciones filtro Log-Gabor

El filtro Log-Gabor fue propuesto por Field en 1987. Sugirió que las imágenes naturales se pueden codificar mejor por filtros que tienen funciones de transferencia Gaussianas cuando se ven en la escala de frecuencia logarítmica, (las funciones de Gabor, tienen funciones de transferencia Gaussianas cuando se ven en la escala de frecuencia lineal).

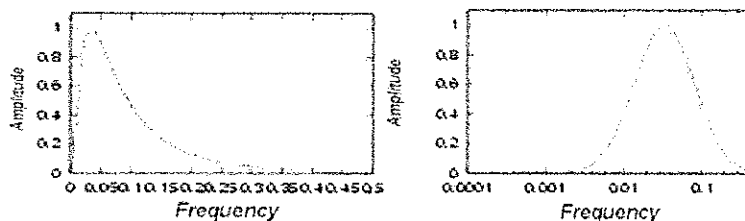


Fig. 25 Funciones de transferencia de Log-Gabor vistas en escalas de frecuencia lineal y Logarítmica. Tomado de: [16]

Los filtros Log-Gabor tienen importantes características. Por definición los filtros Log-Gabor no tienen componente DC. La función de transferencia de los filtros Log-Gabor tiene una cola extendida en el extremo de alta frecuencia, lo que indica que una imagen natural tiene una amplitud espectral que cae aproximadamente en  $1/f$ , de modo que para codificar imágenes con tales características espectrales se debe usar filtros con espectros similares, de igual manera puede codificar imágenes naturales más eficientemente, donde las

componentes de baja y alta frecuencia las representa adecuadamente desde el punto de vista del procesamiento para la codificación.

Un aspecto importante de la función Log-Gabor es que a diferencia de la función de Gabor la respuesta en frecuencia es simétrica al eje. La ventaja de Log-Gabor es su uso en que los anchos de banda aumentan con la frecuencia. Con los anchos de banda constantes las funciones de Gabor sobre-representan las frecuencias bajas. En contraste, el mapeo de la información en Log-Gabor se propaga la información igualmente a través de las escalas.

En anchos de banda  $>$  a 1 octava, la redundancia entre las frecuencias bajas se hace evidente, puesto que todos los filtros de Gabor recibe una entrada significativa y redundante de las bajas frecuencias, las respuestas representan una fracción más pequeña de la energía total. Las respuestas del filtro Log-Gabor permite una representación más compacta que el filtro Gabor cuando los anchos de banda son  $>$  a 1 octava.

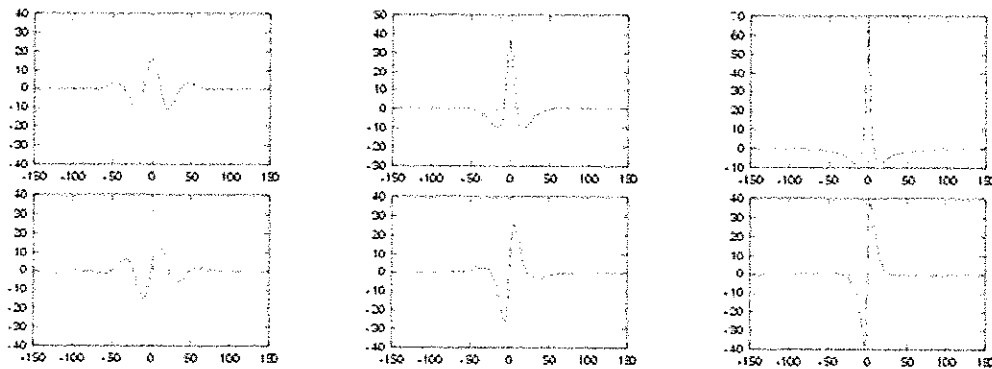


Fig. 26 Tres pares de cuadratura de Log-Gabor todas sintonizadas a la misma frecuencia, pero tienen diferentes anchos de bandas. 1, 2 y 3 octavas respectivamente. Tomado de: [16]

Como se presenta en la Fig. 26, los tres pares en cuadratura del filtro Log-Gabor presenta diferentes anchos de banda, pero todos sintonizados a la misma frecuencia central, y se observa que a medida que aumenta el ancho de banda, la nitidez del filtro también se incrementa

### 5.1.3.3 Comparación

Para la comparación, la distancia de Hamming fue elegida como una métrica para el reconocimiento, ya que son necesarias comparaciones entre bits. El algoritmo de distancia de Hamming incorpora enmascaramiento del ruido, por lo que sólo se utilizan bits de menor peso en el cálculo de la distancia de Hamming entre dos plantillas de iris. Cuando se toma la distancia Hamming, sólo esos bits en el patrón del iris que corresponden a '0' en las máscaras de ruido en ambos patrones del iris, se utilizan en el cálculo.

En el programa *gethammingdistance.m* (Ver Anexo XVIII) se calcula la distancia Hamming utilizando sólo los bits generados a partir de la verdadera región del iris. Este programa devuelve la distancia entre las dos plantillas del iris. Incorpora a su vez las máscaras de ruido, pero estos bits de ruido no se utilizan para calcular HD.

Los argumentos de entrada del programa son las dos plantillas biométricas, y sus máscaras de ruido, sumado a la escala que define el número de filtros usados para la codificación de las plantillas y que se necesitan para la rotación de los bits.

La distancia Hamming se calcula entre las dos plantillas, y una plantilla se desplaza a la derecha y a la izquierda, y se calcula el número de valores de la distancia Hamming a partir de dichas rotaciones sucesivas. Este procedimiento se realiza accediendo al subprograma *shiftbits.m* (Ver Anexo XIX), la cual su función es rotar los patrones de bits del iris con el fin de proporcionar una mejor coincidencia en cada rotación de dos bits de izquierda a derecha, dado que cada valor del pixel del iris normalizado da dos valores de bits en la plantilla.

Este cambio de bits en la dirección horizontal corresponde a la rotación en la región original del iris por un ángulo determinado por la resolución angular utilizada. Con el fin de dar cuenta de las inconsistencias de rotación, se calculan los valores de la distancia Hamming, sólo los valores más bajos se toman, ya que estos corresponden a la mejor combinación entre las dos plantillas.

La fórmula de distancia Hamming se da como:

$$HD = \frac{1}{N - \sum_{k=1}^N Xn_k(OR)Yn_k} \sum_{j=1}^N Xf(XOR)Yj(AND)Xn'_j(AND)Y'_j \quad (27)$$

Donde  $X_j$  y  $Y_j$  son las dos plantillas de bits para comparar, y  $X_{n_j}$ ,  $Y_{n_j}$  son las máscaras de ruido correspondientes a  $X_i$  y  $X_j$ , y  $N$  es el número de bits que representa cada plantilla.

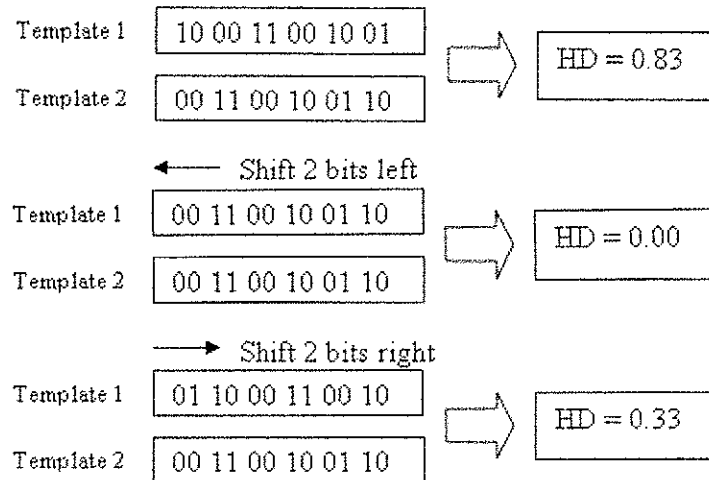


Fig. 27 Proceso de rotación. Un cambio se define como un desplazamiento a la izquierda, y un desplazamiento a la derecha de una plantilla de referencia. En este ejemplo, un filtro se utiliza para codificar las plantillas, por lo que sólo dos bits se mueven durante un turno. La menor distancia de Hamming, en este caso cero, entonces se utiliza ya que esta corresponde a la mejor coincidencia entre las dos plantillas. Tomado de: [3]

El número de bits movidos durante cada rotación se da por dos veces el número de filtros usados, ya que de cada filtro se generan dos bits de información de un píxel de la región normalizada. El número de cambios requeridos para normalizar las incongruencias de rotación se determina por la diferencia de ángulo máximo entre dos imágenes del mismo ojo, y una rotación se define como un giro a la izquierda, seguido por un giro a la derecha.

# CAPÍTULO VI

---

## IMPLEMENTACIÓN

El iris humano es una estructura única en todo individuo e inalterable a lo largo de la vida, posee información que identifica unívocamente a una persona, y es este particularmente el atributo de amplia utilidad en el análisis de la biometría, su carácter permanente e inalterable, sumado a que la probabilidad de encontrar dos patrones idénticos lo hace objeto de estudio de amplia trascendencia.

El reconocimiento biométrico a través del iris se basa en detalles que presenta la textura del iris, que son características inherentes a su morfología, y con una textura altamente rica en detalles, origina que la cantidad de información que presenta éste indicador biométrico hace que se requiera un procesamiento amplio y exhaustivo, de allí que se de gran importancia a los algoritmos de reconocimiento de patrones siendo parámetros muy importantes a considerar para obtener la información efectiva y se cumpla con el objetivo de verificación de la identidad.

En este capítulo particularmente se puntualiza la fase de segmentación y normalización efectuada, en la cual se implementan diferentes algoritmos y métodos matemáticos y de reconocimiento digital de imágenes soportados con la teoría previa además basados en el sistema de reconocimiento de iris de código abierto, desarrollado por Libor Masek a través de la tesis denominada "Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification" se implementa un algoritmo en forma de código, el cual es aporte de los autores de este documento, utilizando como herramienta el software MATLAB® y de manera particular el toolbox de procesamiento digital de imágenes en donde se

encuentran ya implementados algunos de los algoritmos ya mencionados facilitando sensiblemente la programación. Se detallan las diferentes etapas de procesamiento. Las técnicas segmentación se basan generalmente en propiedades básicas de los niveles de gris, discontinuidad y similitud, es decir, en métodos en función de los cambios abruptos en los niveles de gris y en áreas de interés dentro de la detección de bordes en una imagen. Las técnicas de normalización se basan en transformaciones geométricas a condiciones de dimensiones constantes para un adecuado y cómodo tratamiento.

## 6.1 Segmentación

Las técnicas de segmentación están orientadas a la extracción mediante algoritmos u otros métodos, de objetos en una imagen digital de este modo la segmentación esta íntimamente ligada al reconocimiento o interpretación de formas.

El código de programa *segmentacion.m* (Anexo II) es un aporte de los autores su objetivo fundamental es precisamente segmentar las regiones del iris y de la pupila a través de los fundamentos teóricos previamente recopilados para un posterior procesamiento. La figura 28 muestra el diagrama de flujo correspondiente a la etapa de segmentación y de manera análoga el programa *segmentacion.m* donde en primer lugar se mejoran las condiciones de la imagen cambiando los niveles de intensidad de sus pixeles utilizando transformaciones lineales y no lineales seguido a esto se implementa un filtro de suavizado que reduce el nivel de ruido en la imagen y reduce también la probabilidad de detectar falsos bordes. El algoritmo Canny, paso siguiente, resuelve el reconocimiento de bordes en tres sub etapas; obtención del gradiente, eliminación de no máximos y umbralización de bordes. Luego a través de la transformada de Hough se aísla la región de interés de la imagen y se aproximan los bordes o fronteras tanto del iris como de la pupila a circunferencias que describen su forma casi por completo.

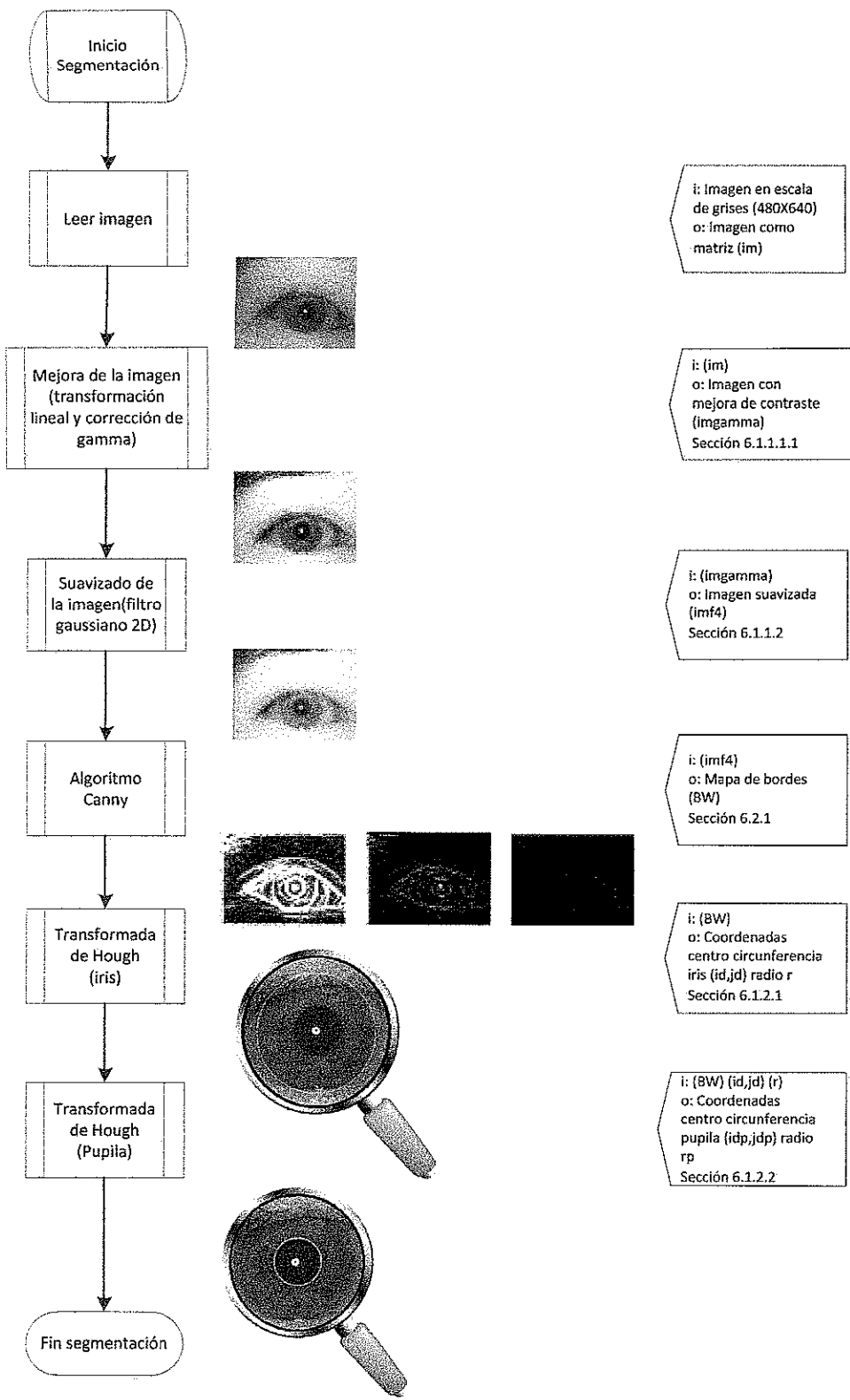


Fig. 28 Diagrama de Flujo Segmentación. Fuente: Autores

Intervienen 4 fases específicamente:

### 6.1.1 Fase 1: Mejora de la imagen.

Una función de intensidad actúa independientemente pixel a pixel en una imagen, modificando su valor de intensidad. Comúnmente el objetivo de la corrección de gamma es compensar las variaciones pronunciadas por lo que se utiliza para mejorar la calidad de las imágenes y facilitar su posterior análisis y procesamiento.

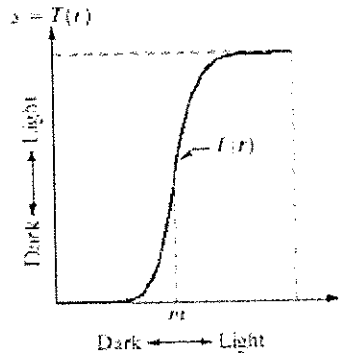


Fig. 29 Función de Intensidad de la corrección gamma

El concepto anterior se puede utilizar para mejorar la calidad de imágenes, es decir, la pendiente de la curva de intensidad para pixeles cercanos a cero (negro absoluto) es mucho menor que el valor de la pendiente para pixeles cercanos a 255 (blanco absoluto) Figura 29, de esta manera se aumenta el contraste y se facilita el posterior análisis y procesamiento de la imagen.

#### 6.1.1.1 Transformaciones lineales

En una imagen en escala de grises con  $2^8$  niveles de intensidad con frecuencia los valores de intensidad de sus pixeles (máximo y mínimo) no corresponden a 255 y 0 respectivamente debido a las condiciones de luz y calidad en los sensores al tomar la imagen o simplemente a las características de los objetos en la misma, con el objetivo de aprovechar por completo el rango de niveles de intensidad y evitar reducir la resolución en amplitud se aplica  $C_{(x,y)}$  denominada transformación lineal de contraste en donde la intensidad de cada pixel se espacia de acuerdo a un factor que genera un aumento lineal de contraste:

$$C_{(x,y)} = \left[ \frac{I_{(x,y)} - \min}{\max - \min} \right] * 255 \quad (28)$$

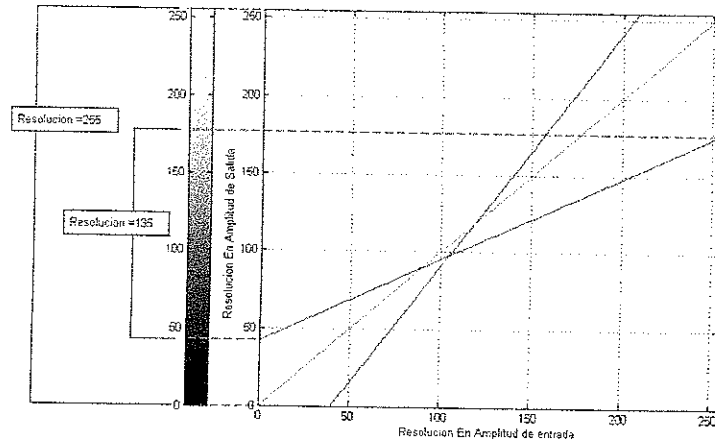


Fig.30 Imagen original  $I_{(x,y)}$  color rojo. Transformación lineal  $C_{(x,y)}$  color azul. Imagen ideal color verde  
Fuente: Autores

*Resolucion en amplitud = Valor de intensidad max – Valor de intensidad min*

En la figura 30 se puede apreciar como  $C_{(x,y)}$  modifica la resolución en amplitud de una imagen. Para la imagen original  $I_{(x,y)}$  serían 135 niveles de intensidad

Con el aumento del contraste en la imagen se facilita sensiblemente la diferenciación de regiones en la imagen y por consiguiente el proceso de segmentación.

```

16 - [histt,num]=imhist(im);
17
18 - for j=1:256;
19 -     if histt(j)<48
20 -         histt(j)=(0);
21 -     end
22 - end
23
24 - [bar,num,histt];
25
26 - L=histt~=0;
27 - q=L.*num;
28 - a=128.*(histt==0);
29 - a=a+num;
30
31 - newim = double(im);
32
33 - mini=min(a);
34 - newim = newim-mini;
35 - newim = 255.*(newim./((max(q))-mini));

```

Determinación de niveles de intensidad despreciables

$$C_{(x,y)} = \left[ \frac{I_{(x,y)} - \min}{\max - \min} \right] * 255$$

Fig.31 Código de programa transformación lineal. Fuente: Autores

El código de programa encargado de aplicar la transformación lineal se muestra en la figura 31, a su vez en la figura 32 se destacan los histogramas y las imágenes resultado de aplicar este código a la base de datos CASIA v. 2.0 donde se aprecia el aumento del rango dinámico que se traduce en un aumento del contraste.

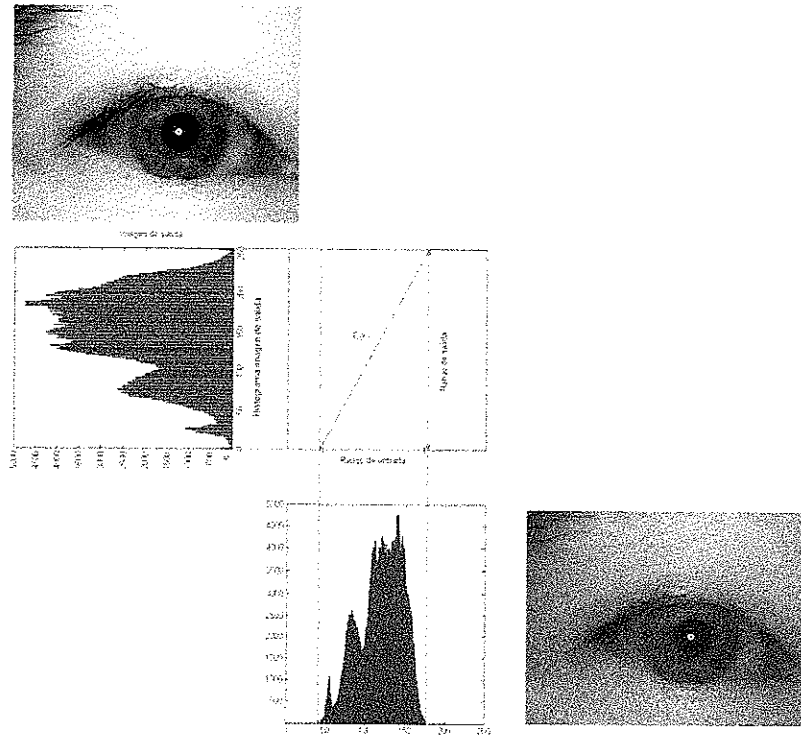


Fig.32 Histogramas transformación lineal. Fuente: Autores

Se hace necesario resaltar que existen algunos pixeles con niveles de intensidad ubicados a los extremos del histograma que debido a su bajo porcentaje en la imagen se suprimen, esto es, una imagen con tamaño (480X640) posee un total de 307200 pixeles, 48 pixeles con un mismo nivel de intensidad corresponden a 0,015% de la imagen, se toma este porcentaje como despreciable y no se tienen en cuenta estos pixeles al aplicar la transformación lineal de contraste (figura 33). De esta manera se mejora notablemente el resultado de la transformación lineal, es decir, el contraste en la imagen aumenta y se hace posible diferenciar con mayor facilidad las regiones en imagen.

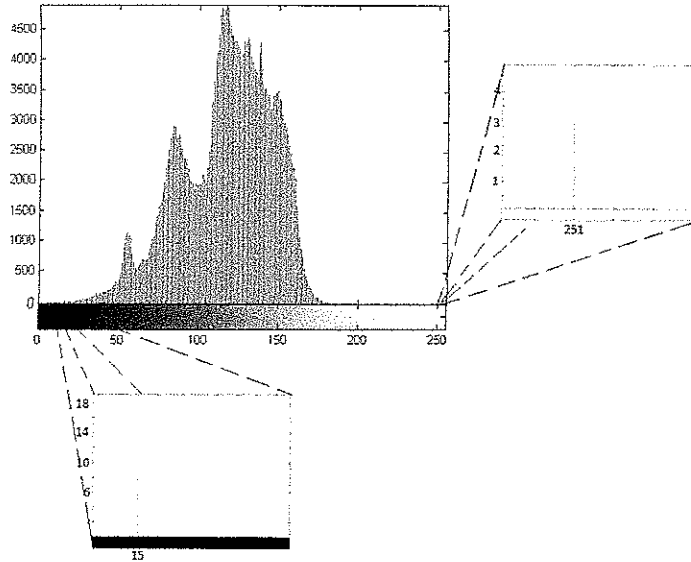


Fig.33 Histograma niveles de intensidad despreciable. Fuente: Autores

### 6.1.1.2 Transformaciones no lineales

La transformación por potencia se conoce como corrección de gamma, por la letra griega en la expresión general:

$$S = C * I^{\gamma} \quad (29)$$

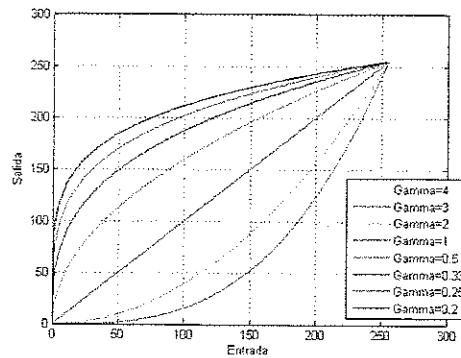


Fig. 34 Curvas de corrección de contraste gamma para valores de gamma menores y mayores a 1. Fuente: Autores

Para mejorar el contraste para niveles de gris tanto altos como bajos suele usarse la función  $G[f(x,y)] = g(x,y)$  tal que  $(x,y)$  es la distribución de niveles de gris en todos los puntos de la imagen obtenida al finalizar todo este proceso. Se tiene:

$$g(x,y) = \frac{255}{(255^{\gamma})} \cdot (f(x,y))^{\gamma} \quad (30)$$

El comportamiento de la corrección de gamma obedece estrictamente al valor de  $\gamma$ . Si  $\gamma < 1$ , se expande la región inferior del rango de entrada (tonos oscuros) y se comprime la región superior (tonos claros). Si  $\gamma = 1$  no se modifican los niveles de gris de la imagen. Si  $\gamma > 1$  se comprime la región inferior del rango y se expande la región superior. Es conveniente que el valor de  $\gamma$  dependa de la distribución de niveles de gris de la imagen de entrada y de las características que se desean resaltar.

En una muestra tomada aleatoriamente de 50 imágenes de la base de datos CASIA v. 2.0 se encontró que los niveles de intensidad típicos de los píxeles en la región que comprende al iris tienen un valor de 55 a 85. Para encontrar el valor de  $\gamma$  más adecuado se asume para la ecuación 30 un  $f(x, y) = 85$  valor del original del pixel y un  $g(x, y) = 100$  valor del pixel aumentando el contraste el cual se infiere, entonces:

$$g(x, y) = \frac{255}{(255^\gamma)} \cdot (f(x, y))^\gamma$$

$$100 = \frac{255}{(255^\gamma)} \cdot (85)^\gamma$$

$$\log_{\left(\frac{85}{100}\right)}\left(\frac{100}{255}\right) = 0,85$$

$$\gamma = 0,85$$

Ya con el valor de  $\gamma$  se implementa el código de programa encardado de aplicar la corrección de gamma figura 35, a su vez en la figuras 36 y 37 se destacan las imágenes y sus histogramas resultado de aplicar este código a la base de datos CASIA v. 2.0.

<pre> 42 - newim5 = newim.^ (0.8); 43 - imgamma = newim5; 44 - g4=255./ (255.^ (0.8)); 45 - imgamma=g4.*imgamma; 46 47 - imgamma1=uint8 (imgamma); </pre>	$g(x, y) = \frac{255}{(255^\gamma)} \cdot (f(x, y))^\gamma$
---	---

Fig. 35 Corrección gamma. Fragmento de código programa *segmentacion.m*

Fuente: Autores

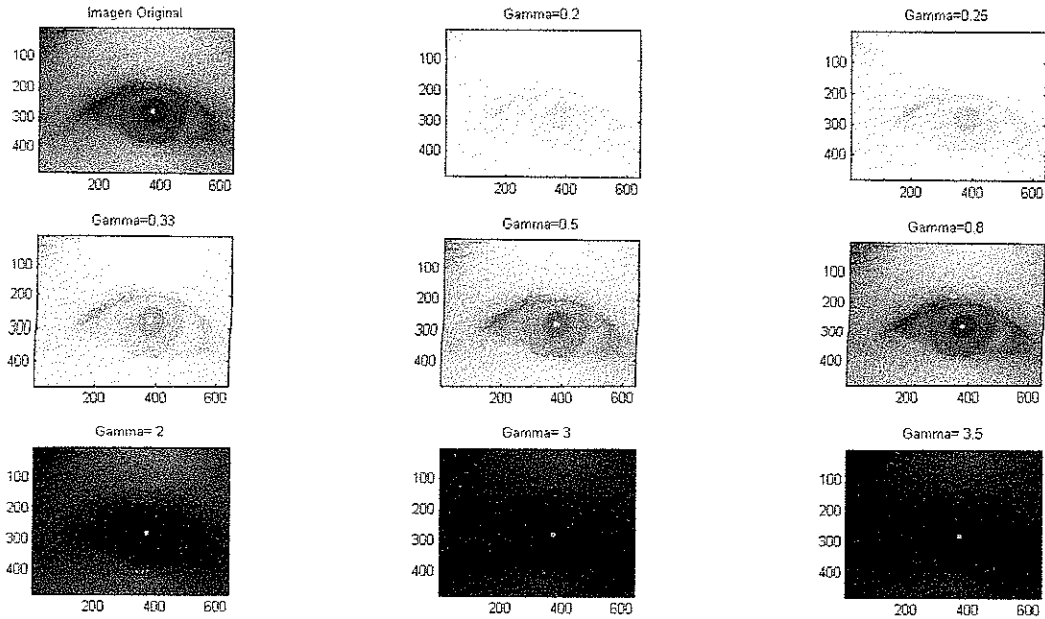


Fig. 36 Corrección gamma  
Fuente: Autores

De acuerdo al valor de  $\gamma$  en el subprograma, se observa que para valores  $\gamma < 1$  disminuyen los tonos oscuros y la diferencia entre valores de píxeles se hace más amplia lo que se traduce en regiones y bordes más notorios. Al implementar valores  $\gamma > 1$  los tonos oscuros aumentan.

En la Figura 37 se muestra los histogramas de las imágenes en la figura anterior, se aprecia como los niveles de intensidad de la imagen modifican su valor, hacia la izquierda aumentan los tonos oscuros (cerca de cero) y hacia la derecha aumentan los tonos claros (cerca de 255).

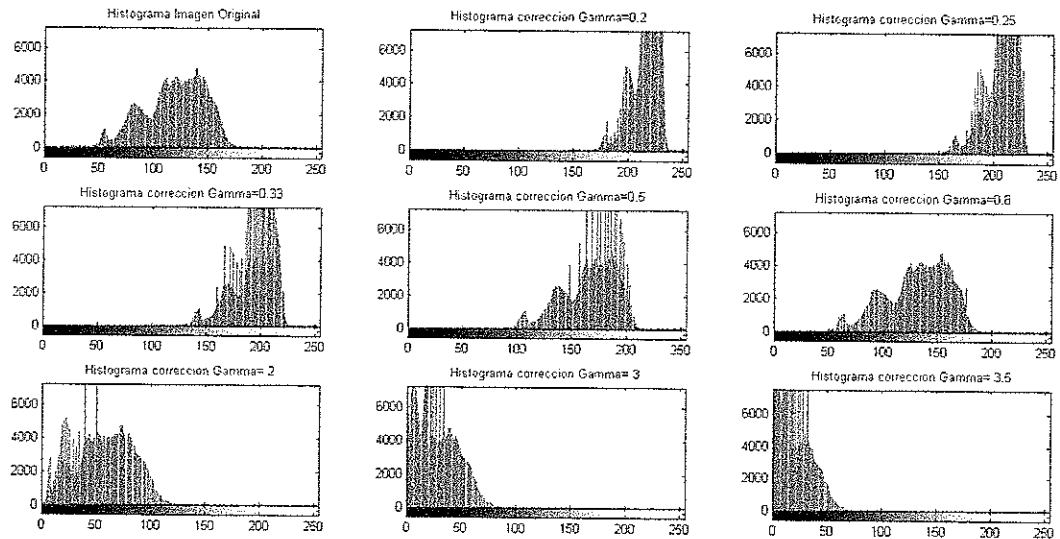


Fig. 37 Histogramas. Corrección gamma. Fuente: Autores

Al tomar la región de la imagen en la que se tiene especial interés (Fig. 38) se aprecia con mayor facilidad su comportamiento una vez se aplican los diferentes algoritmos y transformaciones. La figura 39 muestra con mayor claridad el efecto de la corrección de gamma en la zona que corresponde a la ubicación de del iris en la imagen, a través de estos histogramas es posible descartar los valores de gamma superiores a 1 estos tienen el efecto de aumentar los tonos oscuros dificultando así la posterior segmentación. Se aprecia también que al utilizar un gamma de 0.8 la imagen se expande de tal manera que la diferencia entre los niveles de intensidad se acentúa que corresponde con el y encontrado teóricamente.

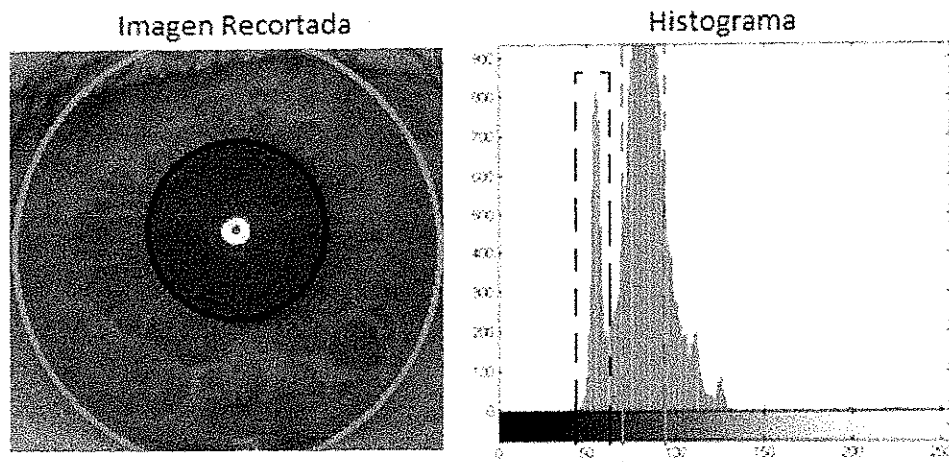


Fig. 38 Imagen original cortada (región de interés). Fuente: Autores

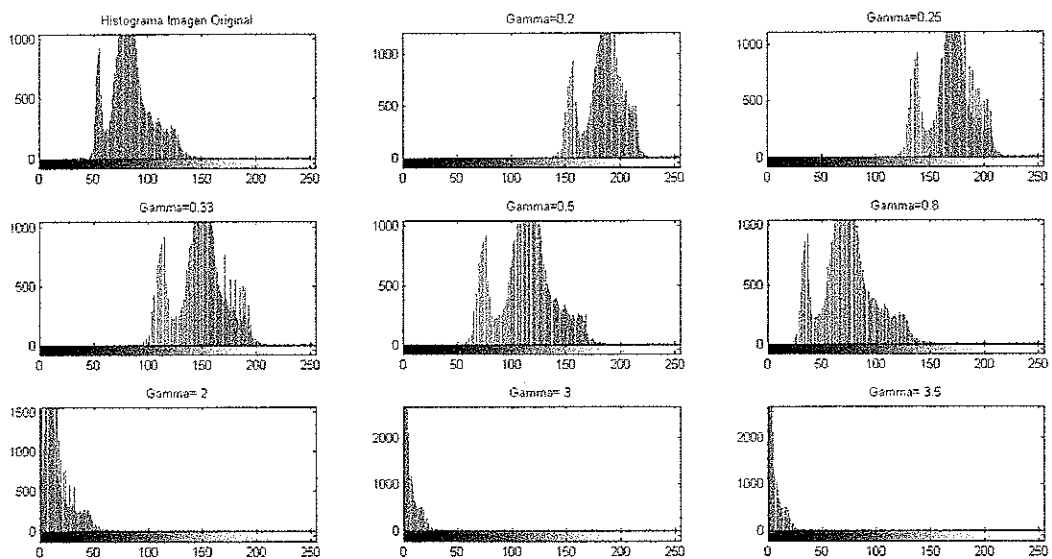


Fig. 39 Histogramas. Corrección gamma (imagen cortada)  
Fuente: Autores

### 6.1.2 Fase 2: Algoritmo Canny

El algoritmo de Canny se fundamenta en la teoría de operadores de primera derivada, extrae bordes y cierra contornos evitando posibles rupturas de los mismos. Se divide en tres operaciones:

- Obtención del gradiente (magnitud y ángulo en cada pixel).
- Reducción del ancho de los bordes, obtenidos con el gradiente, hasta lograr bordes de un pixel de ancho, "supresión no máxima".
- Histéresis de umbral al resultado de supresión no máxima.

#### 6.1.2.1 Suavizado de la Imagen

En primer lugar es necesario suavizar la imagen de entrada.

Las operaciones de suavizado son útiles para reducir el ruido y efectos no deseados que pueden estar presentes en una imagen, pueden ser causa del muestreo, cuantización y transmisión, o bien por perturbaciones en el sistema como partículas de polvo en los sensores ópticos<sup>13</sup>, en un sentido más amplio el suavizado mejora o corrige la calidad de la imagen para su facilitar posterior procesamiento.

El principio de los filtros de media es establecer algún de tipo de operación de promediado en una ventana de vecinos de un punto o pixel determinado en una imagen. En este caso se utiliza un filtro de suavizado Gaussiano, donde el núcleo es una Gaussiana 2-D, de media 0 y desviación estándar  $\sigma$ .

$$G(i, j) = e^{-(i^2+j^2)/2\sigma^2} \quad (31)$$

Características:

- Simetría rotacional. Tiene el mismo efecto en todas las direcciones.
- El peso de los pixeles decrece con la distancia al centro  $\mu$  en este caso cero. Cuanto más alejado está el pixel menos significativo es.
- Preserva las bajas frecuencias y tiende a eliminar las altas frecuencias.
- El grado del filtrado es depende del valor de  $\sigma$ . A mayor  $\sigma$  mayor es el suavizado de la imagen.

Desviación estándar  $\sigma$

---

<sup>13</sup> Pajares, Gonzalo. Visión por computador 2ª edición.

La varianza es una medida de dispersión que indica cuanto se alejan los datos de una muestra o universo respecto a la media.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (32)$$

La desviación estándar es una medida de dispersión al igual que la varianza y se define como la raíz cuadrada de esta expresada en la misma unidad que la muestra.

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} \quad (33)$$

En el filtro Gaussiano este parámetro debe ser positivo e indica la amplitud de la campana de gauss. Teniendo en cuenta que el valor de  $\sigma$  depende básicamente de los datos evaluados en la imagen y que los niveles de intensidad del iris y la pupila son sensiblemente diferentes a los demás pixeles en la imagen se reconoce una región de interés Fig. 40 de tamaño (215x225) y a partir de ella se obtiene  $\sigma = 4.4$ .

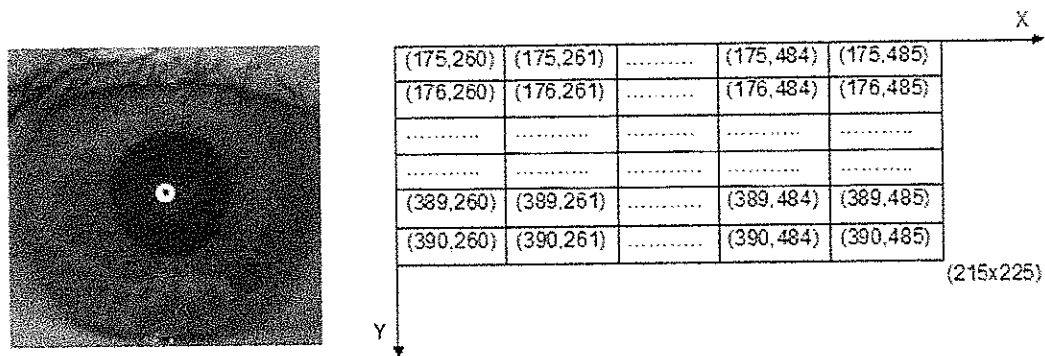


Fig. 40 Imagen cortada (región de interés)  
Fuente: Autores

Es fundamental para este tipo de filtro la posición de los pixeles, para un filtro de tamaño 3X3 y  $\sigma=0.5$  la máscara sería:

G(-1,-1)	G(-1,0)	G(-1,1)
G(0,-1)	G(0,0)	G(0,1)
G(1,-1)	G(1,0)	G(1,1)

$$G(i,j) = e^{-(i^2+j^2)/2\sigma^2}$$



0.0113	0.0838	0.0113
0.0838	0.6193	0.0838
0.0113	0.0838	0.0113

En la gráfica se aprecia como los valores de  $G(1,-1)$ ,  $G(-1,-1)$ ,  $G(1,1)$  y  $G(-1,1)$  son los menos significativos en la gráfica, ubicados a los extremos de la Gaussiana sobre  $-2\sigma$  y  $2\sigma$  por el contrario  $G(0,0)$  es el valor más significativo.

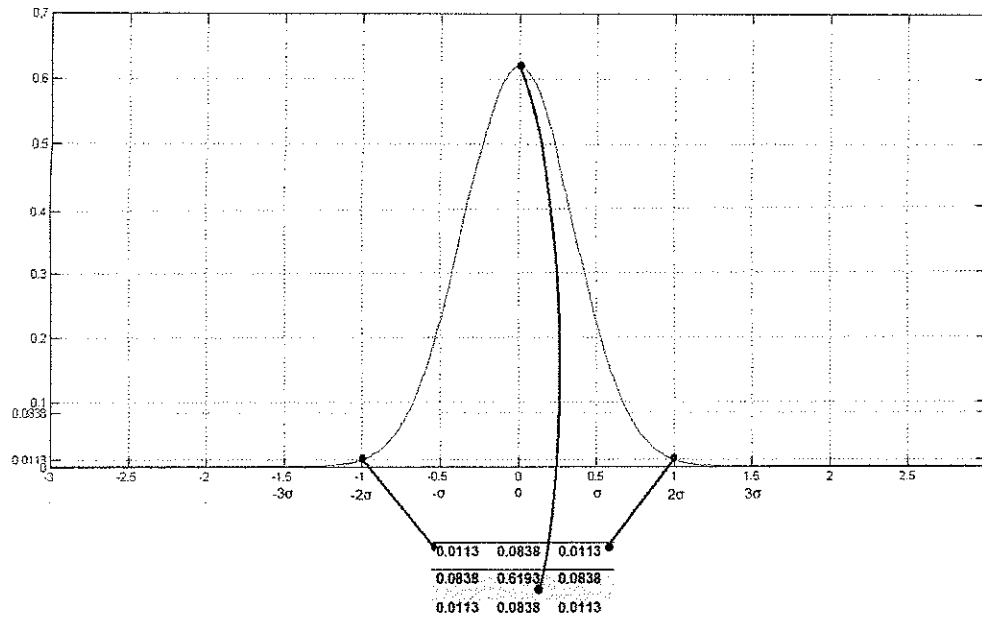


Fig. 41 Filtro gaussiano tamaño 3x3,  $\sigma=0.5$ . Valores por defecto. Fuente: Autores

Siendo principio del filtro gaussiano operar los niveles de intensidad de cada pixel en una ventana determinada de manera que la diferencia entre pixeles de una ventana sea mínima, es apenas lógico que el resultado de este sea una imagen difuminada como se aprecia en la Figura 41, en la cual, se elige el tamaño de la ventana en función de  $\sigma$ , es decir, tamaño ventana= $5\sigma$  que corresponde al 98.76% del área de la superficie delimitada por la curva Gaussiana. Con un valor mayor de  $\sigma$  se tiene una ventana de mayor tamaño y por ende un filtrado más acentuado. El código implementado en la figura 42 se plasma como resultado en la figura 43.

```

51 - gaussian4 = fspecial('gaussian',26,5);
52 - imf4=imfilter(imggamma1,gaussian4);
53 -
54 - imf4=double(imf4);

```

$$G(i,j) = e^{-(i^2+j^2)/2\sigma^2}$$

Fig.42 Filtro gaussiano. Fragmento de código programa *segmentacion.m*  
Fuente: Autores

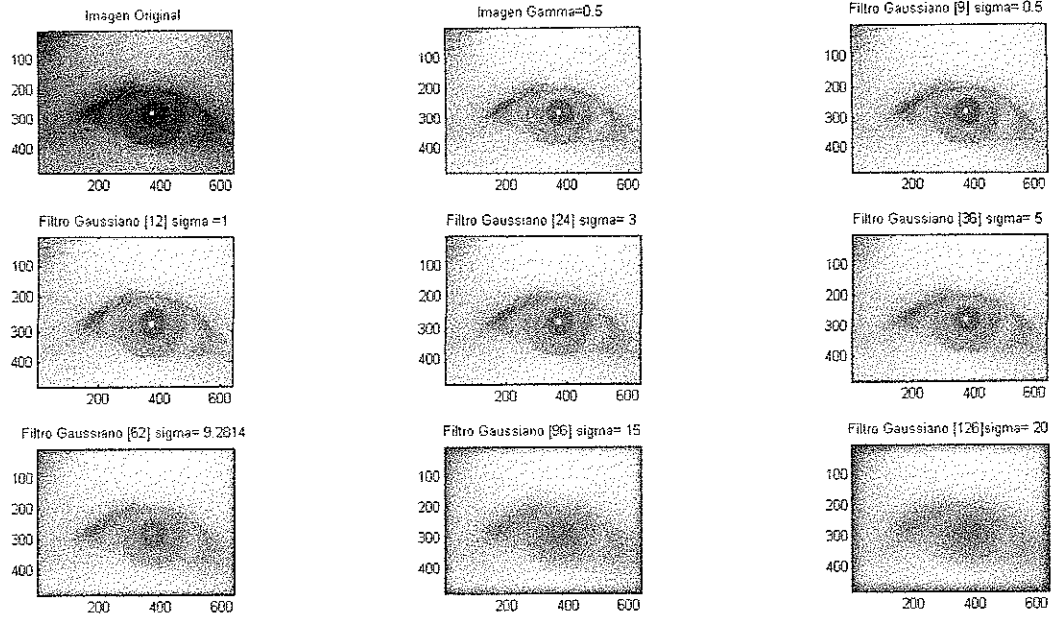


Fig.43 Resultado del filtro gaussiano con parámetros: tamaño del filtro  $[6*\sigma+1]$ ,  $\sigma$   
Fuente: Autores

### 6.1.2.2 Obtención del gradiente

Un borde en una imagen (transición de oscuro a claro o viceversa) se modela como una rampa en lugar de un cambio brusco de intensidad, lo anterior como resultado del muestreo.

La primera derivada es cero en las regiones de intensidad constante y tiene un valor constante en las regiones de transición de intensidad.

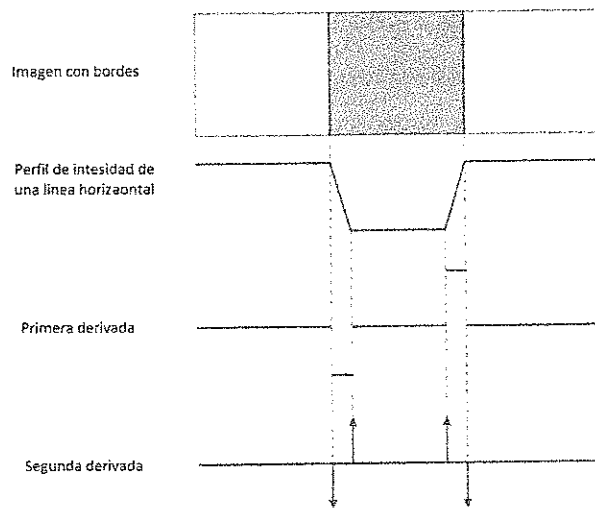


Fig. 44 Concepto de primera y segunda derivada para extracción de bordes  
Tomado de: [13]

El gradiente de una imagen  $f(x, y)$  en un punto  $(x, y)$  se define como un vector bidimensional que es perpendicular al borde. Este tipo de derivada llamada derivada direccional máxima hace posible hallar la máxima razón de cambio de una función de dos o más variables en cualquier dirección, en este caso particular vertical para las columnas y horizontal las filas.

Para cada pixel en la imagen de salida suavizada, se obtiene la magnitud y el módulo del gradiente: Se obtienen dos imágenes de salida; de la magnitud del gradiente y del ángulo del gradiente.

$$G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f(x+1, y) - f(x, y)}{\Delta x} \\ \frac{f(x, y+1) - f(x, y)}{\Delta y} \end{bmatrix} \quad (34)$$

La magnitud del gradiente puede tomar cualquier valor real y el ángulo también cualquier valor real entre  $0^\circ$  y  $360^\circ$ .

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (35)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_x}{G_y} \quad (36)$$

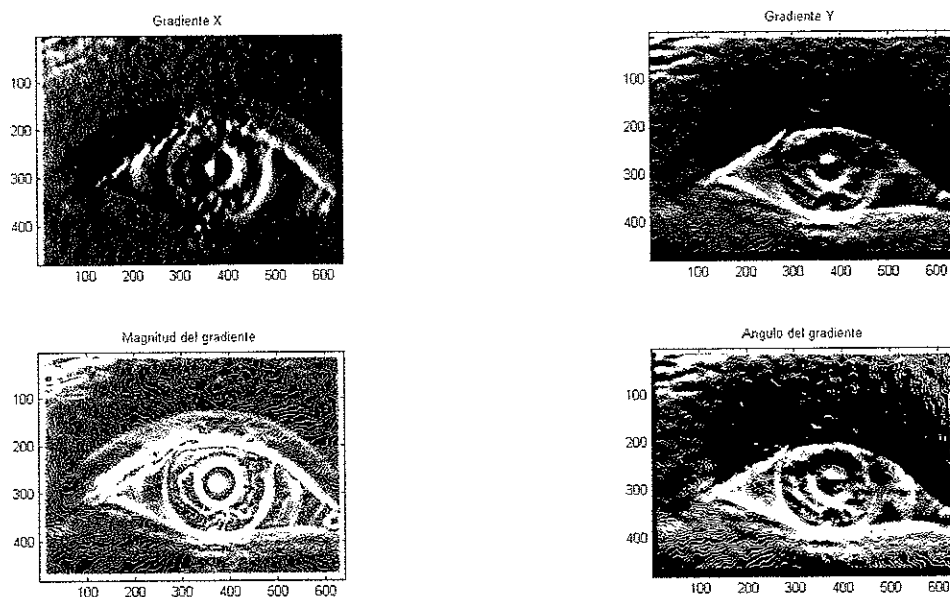


Fig. 45 Resultado del gradiente de la imagen [36] sigma=5.

Fuente: Autores

En la figura 45 se aprecia como  $G_x$  (gradiente x) muestra la razón de cambio para el componente vertical, es decir, el cambio de valor si existe, en el nivel de intensidad de pixeles entre las filas de la imagen. En  $G_y$  (gradiente Y) se observa este mismo cambio pero en este caso entre columnas. La magnitud  $|G|$  combina los cambios en dirección horizontal y vertical en esta se observa la imagen con amplios bordes, primera etapa de la segmentación.

### 6.1.2.3 Eliminación de los no máximos.

Con las imágenes de magnitud y dirección del gradiente obtener una nueva imagen  $I_N$  como salida, considerar las cuatro direcciones  $d_1, d_2, d_3, d_4$  que corresponden a las orientaciones  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  y  $135^\circ$  con respecto al eje horizontal. Es necesario para cada pixel:

- a) Encontrar la dirección  $d_k$  que se aproxime a la dirección del gradiente.
- b) Si la magnitud del gradiente es menor que al menos uno de sus vecinos en la dirección  $d_k$ , a ese pixel de la imagen  $I_N$  se le asigna el valor 0,  $I_N(i, j) = 0$  (supresión); de otro modo  $I_N(i, j) = \text{Magnitud del gradiente}$ .

La salida  $I_N$  es una imagen con bordes adelgazados.

El objetivo de la supresión no máxima es obtener bordes de 1 pixel de grosor al considerar únicamente pixeles cuya magnitud es máxima en bordes gruesos y descartar aquellos cuyas magnitudes no alcancen ese máximo.

En primer lugar cada elemento de la matriz ángulo del gradiente se aproxima a  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  ó  $135^\circ$  de acuerdo a su valor dispuesto en los intervalos  $0^\circ$  ( $0^\circ$ - $22.5^\circ$  y  $157.5^\circ$ - $180^\circ$ ),  $45^\circ$  ( $22.5^\circ$ - $67.5^\circ$ ),  $90^\circ$  ( $67.5^\circ$ - $112.5^\circ$ ),  $135^\circ$  ( $112.5^\circ$ - $157.5^\circ$ ) (figura 46 a). A partir de las matrices magnitud del gradiente y ángulo del gradiente se toma para cada pixel  $\mathbf{A}(i, j)$  (figura 46 b) el valor del ángulo correspondiente y se observa en esta dirección el valor de sus vecinos en la matriz magnitud del gradiente si alguno de estos vecinos es mayor que el pixel  $\mathbf{A}(i, j)$  en esta posición no se encontrara un máximo por lo cual se le asigna cero al pixel  $\mathbf{A}(i, j)=0$ , de ser este valor igual o mayor este pixel permanece igual.

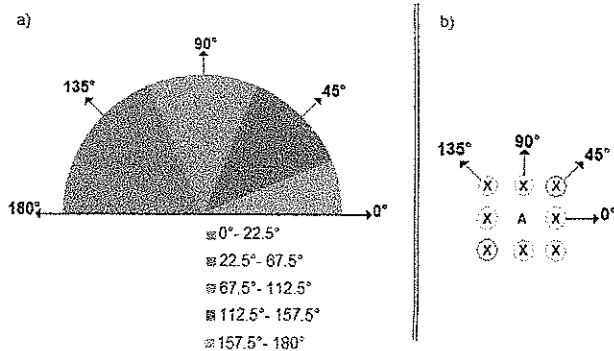


Fig. 46. Eliminación de no máximos a) Rango de ángulos b) Dirección de los ángulos en la matriz  
Fuente: Autores

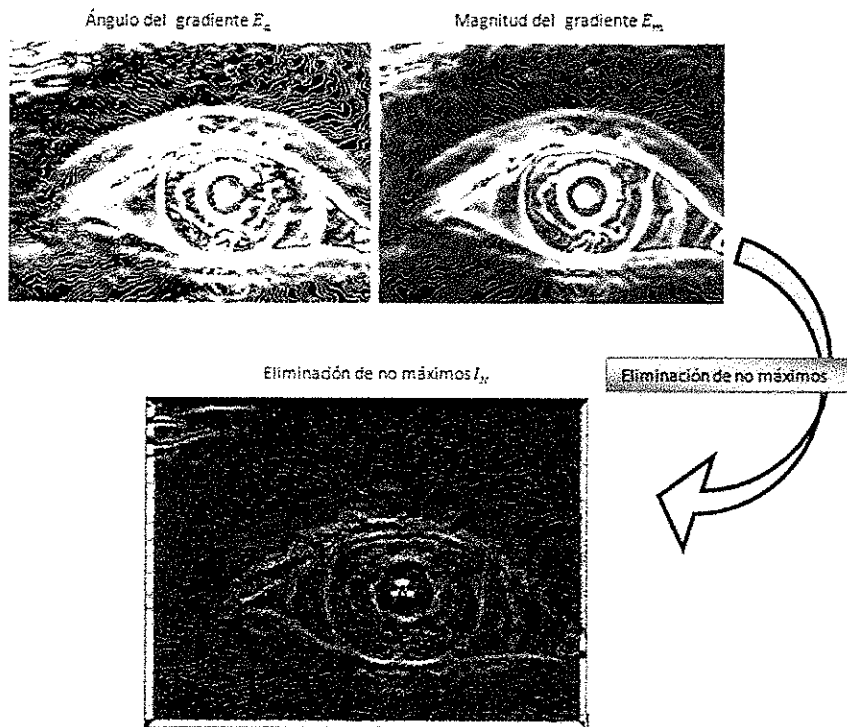


Fig. 47 Resultado eliminación de no máximos. Fuente: Autores

#### 6.1.2.4 Umbralización de Bordes.

En el filtro Canny, la asignación del umbral es quizás la parte más importante, ya que es indispensable evitar cualquier tipo de ruido en los bordes. La umbralización utilizada en el operador Canny es conocida como histéresis y consiste en la aplicación de dos posibles umbrales, de manera que si existe algún valor que pertenece por encima del umbral superior es aceptado, de otro modo será rechazado. Aquellos puntos que permanezcan entre los dos límites

y que puedan ser conectados con vecinos serán aceptados, de esta forma se evita que los bordes sean particionados, y que produzcan rotura.

La imagen  $I_N$  contiene normalmente máximos locales creados por ruido para eliminar estos máximos:

- a) Tomar como entrada  $I_N$ , la orientación de los puntos de borde y dos umbrales  $t_1$  y  $t_2$  de manera que  $t_1 < t_2$ .
- b) Explorar todos los puntos de  $I_N$  en un orden fijo
  - b.1) Localizar el siguiente punto de borde no explorado previamente,  $I_N(i, j) = 0$ , tal que  $I_N(i, j) > t_2$ .
  - b.2) A partir de  $I_N(i, j)$  seguir las cadenas de máximos locales conectados en ambas direcciones perpendiculares a la normal del borde, siempre que  $I_N > t_1$ . Marcar todos los puntos explorados y guardar la lista de todos los puntos en el contorno conectado encontrado.
- c) La salida es un conjunto de bordes conectados de contornos de la imagen, así como la magnitud y la orientación describiendo las propiedades de los conjuntos de borde.

La Figura 48 muestra el resultado de la etapa de umbralización donde se aprecia como la variación del mismo imprime falsos puntos de borde que originan errores y aumentan el tiempo de procesamiento en etapas posteriores. Es importante resaltar que el algoritmo Canny presenta como resultado una imagen binaria con contornos abiertos y adicional a este es común encontrar algoritmos como Deriche y Cocquerez encargados de solucionar esta clase de inconvenientes.

Con el pre-procesamiento anterior se tiene por objeto encontrar los bordes de la imagen haciendo énfasis en el iris y la pupila aproximándose esta manera a regiones descritas por circunferencias de forma análoga aparecen bordes de los párpados superior e inferior además de otras características como las pestañas.

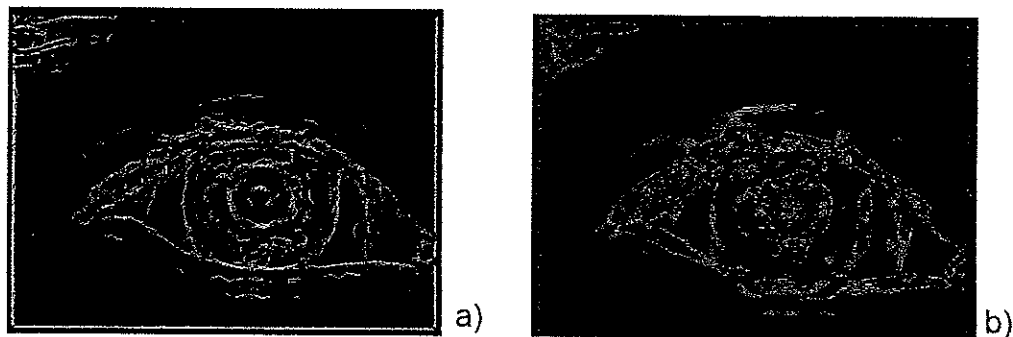


Fig. 48 Histéresis de umbral a)  $t_2=3.5, t_1=1$  b)  $t_2=2.5, t_1=0.7$ . Fuente: Autores

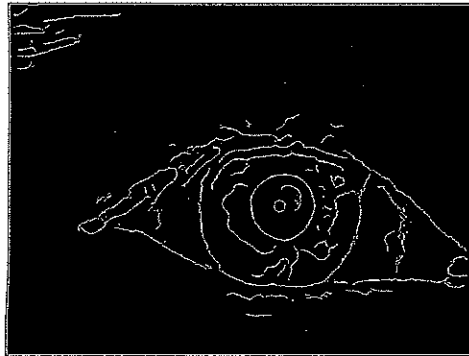


Fig. 49. Imagen de bordes resultado del algoritmo Canny. Fuente: Autores

En el toolbox procesamiento de imágenes se incluye como función el algoritmo Canny y a través del cual se implementa de manera rápida y se obtienen resultados como el de la figura 49.

```
56 - [BW,th] = edge(imf4,'canny');
```

Algoritmo Canny

Fig. 50 Algoritmo Canny. Fragmento código *segmentacion.m*  
Fuente: Autores

### 6.1.3 Fase 3: Método de detección de círculos

#### 6.1.3.1 Transformada de Hough

Una vez se tiene la imagen de mapa de bordes, se implementa la transformada de Hough para encontrar una circunferencia en la imagen que describa el contorno del iris y posteriormente a través del mismo procedimiento el contorno de la pupila. En primer lugar se define un espacio de parámetros tridimensional en donde se incluyen  $c_x$ ,  $c_y$  y  $r$  (circunferencia con centro  $(c_x, c_y)$  y radio  $r$ ) de acuerdo a la ecuación de una circunferencia.

$$(x - c_x)^2 + (y - c_y)^2 = r^2 \quad (37)$$

El espacio de parámetros mencionado tiene un tamaño de (480X640X40) (Filas X Columnas X Páginas) donde el número de filas y columnas dependen particularmente del tamaño de la imagen y las páginas del rango de radios factibles de los diferentes iris de la base de datos encontrado manualmente es de 90 – 130 píxeles. Luego se trazan circunferencias con centro  $(c_x, c_y)$  y radio  $r'$  en cada uno de los píxeles de borde guardando las coordenadas de las



En la Fig. 51 se propone un proceso iterativo para la implementación de la transformada de Hough, en este se explican las fases y la impresión final del proceso. Una vez concluido la etapa del pre-proceso de la imagen consistente en realizar el umbralizado y la operación de morfología que da como resultado el mapa de bordes, se crea un espacio de parámetros el cual contendrá las coordenadas de los puntos trazados sobre la imagen.

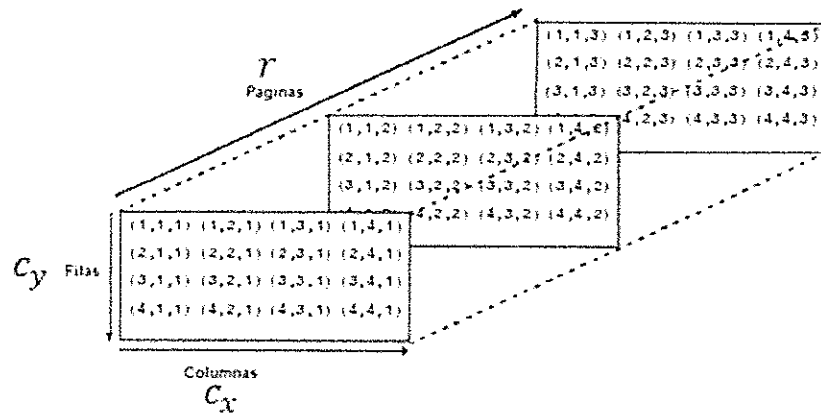


Fig. 52. Espacio de parámetros tridimensional. Fuente: Autores

La primera página en el espacio de parámetros contiene únicamente circunferencias con el radio de menor valor, 90 píxeles, y se aumenta el valor del radio progresivamente hasta llegar a la última página. De esta manera cada página tiene un punto de corte con mayor valor que posteriormente se evalúa para encontrar el valor del radio adecuado y las coordenadas  $(C_{xi}, C_{yi})$  correspondientes al centro del iris.

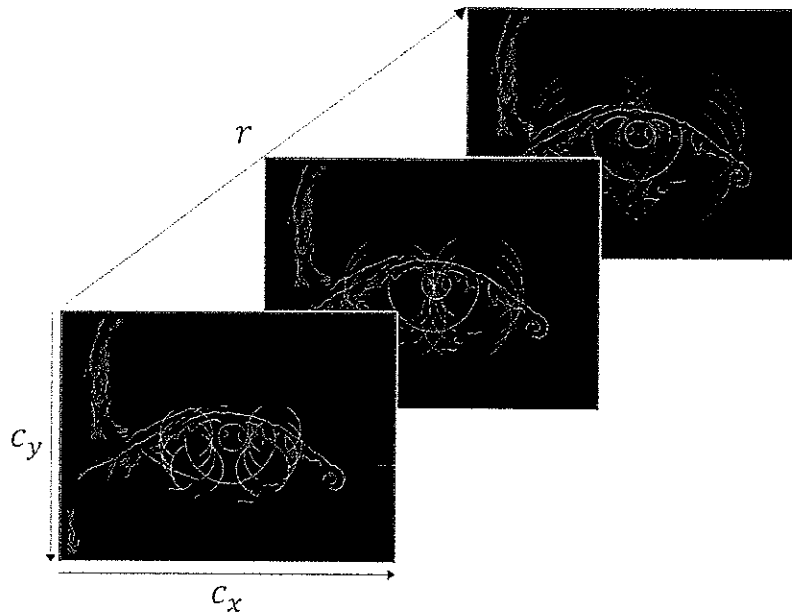


Fig. 53. Espacio de parámetros tridimensional con radios 90 píxeles, 105 píxeles y 129 píxeles. Fuente: Autores.

Los trazos para definir los puntos de la circunferencia se evalúan a través de un proceso iterativo equivalente al rango de radios determinado que para el objeto de estudio se ha definido como  $k$  en el código descrito en la Fig. 54, lo que se ve reflejado en los trazos en cada página del modelo tridimensional del espacio de parámetros.

```

matriz=zeros(3,40);

for k=1:1:40
    k1=k+90;
    mop1=zeros(480,640);

    for i=131:1:349
        for j=131:1:509
            for L=0:120

                fi=(2*pi/3)+(2*pi/3)*(L/120);
                x=xc+k1*cos(fi);
                y=yc+k1*sin(fi);
                x=ceil(x);
                y=ceil(y);
                mop(y,x)=1;

            end

            mop1= mop1+ mop;

        end

    end

end

```

Crear espacio de parámetros

Trazo de circunferencias

Almacenar puntos de coincidencia

Fig. 54 Fragmento código Transformada de Hough. Definición de 1 semicírculo en el espacio de parámetros. Procedimiento para almacenar puntos de coincidencia. Fuente: Autores

Si bien es cierto, aquellos puntos que cumplen con las mejores coincidencias en la imagen binarizada no pertenecen a la región de la pupila y pestañas que dentro del contorno regular del iris tienden a distorsionar la textura del mismo, se evita realizar trazos sobre esa zona, es así, como se efectúan trazos a ambos lados de la región del iris en arcos de  $135^\circ$ , porque es necesario mejorar y canalizar mejor los puntos de análisis válidos y en términos de procesamiento el tiempo se reduce considerablemente.

Una vez se hallan almacenado las circunferencias una a una en el espacio de parámetros se halla la página que contenga el mayor número de coincidencias, que determinará a su vez el valor de un punto de corte (centro del iris), y se hallan las coordenadas del punto  $(i, j) = (u, w)$ .

```

max1=max (max (mop1) );
[u w]=find(mop1==max1);

```

Fig. 55 Seleccionar máxima coincidencia por página en el espacio de parámetros. Fuente: Autores

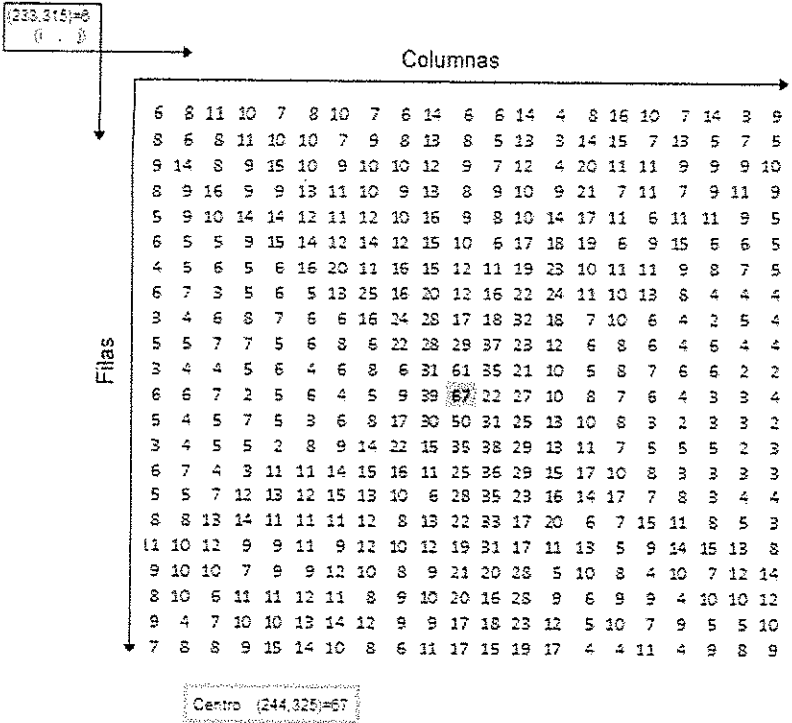


Fig. 56. Matriz espacio de parámetros recortada. Punto de corte máximo (245,226)=67. Fuente: Autores

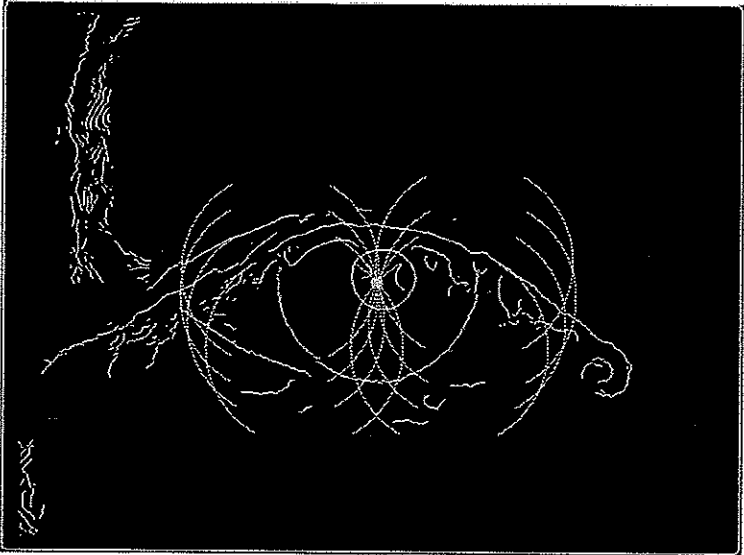


Fig. 57 Transformada de Hough en la imagen binarizada. Fuente: Autores

Con las coordenadas del centro del iris, y conociendo el radio donde se halla la mayor coincidencia, se realiza el trazo final sobre la imagen original. En la Fig. 58 plasma el código resultante donde *cc1* contiene los puntos descritos, y mediante una operación aritmética se realiza la adición a la imagen original.

```

max2=max(matriz(1,:));
rad=find(matriz(1,)==max2);
r=rad+90;

for i=0:360

    fi=2*pi*(i/360);
    x=jd+r*cos(fi);
    y=id+r*sin(fi);
    x1=ceil(x);
    y1=ceil(y);
    cc1(y1,x1)=255;
end

cc1=uint8(cc1);
circulo=cc1+im;

```

Fig. 58 Fragmento del código. Trazo de la circunferencia con los puntos de mayor coincidencia. Fuente: Autores

Para la generación del trazo en la contextura del borde de la pupila, y considerando que siempre el iris se va a encontrar dentro de la pupila, se realiza todo el procesamiento anterior, asumiendo que ahora la ventana de análisis es mucho menor, procedimiento que se ve reflejado en la Fig. 60.

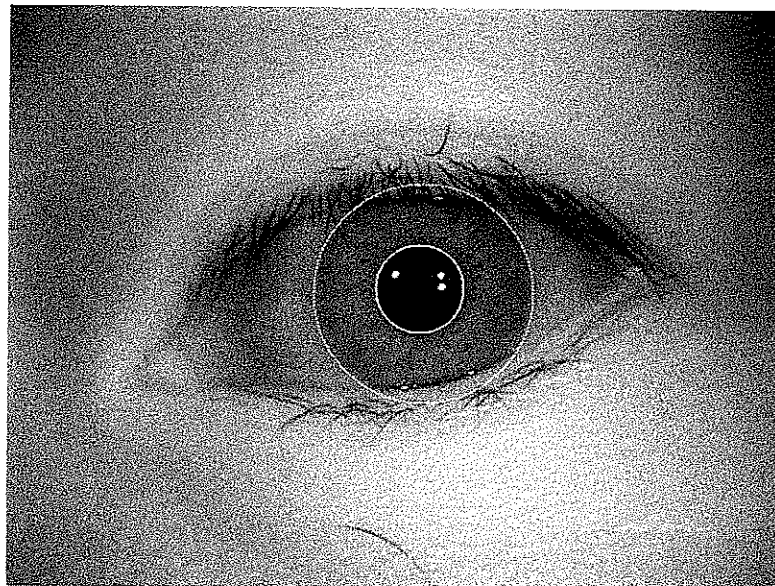


Fig. 59 Transformada de Hough. Fuente: Autores

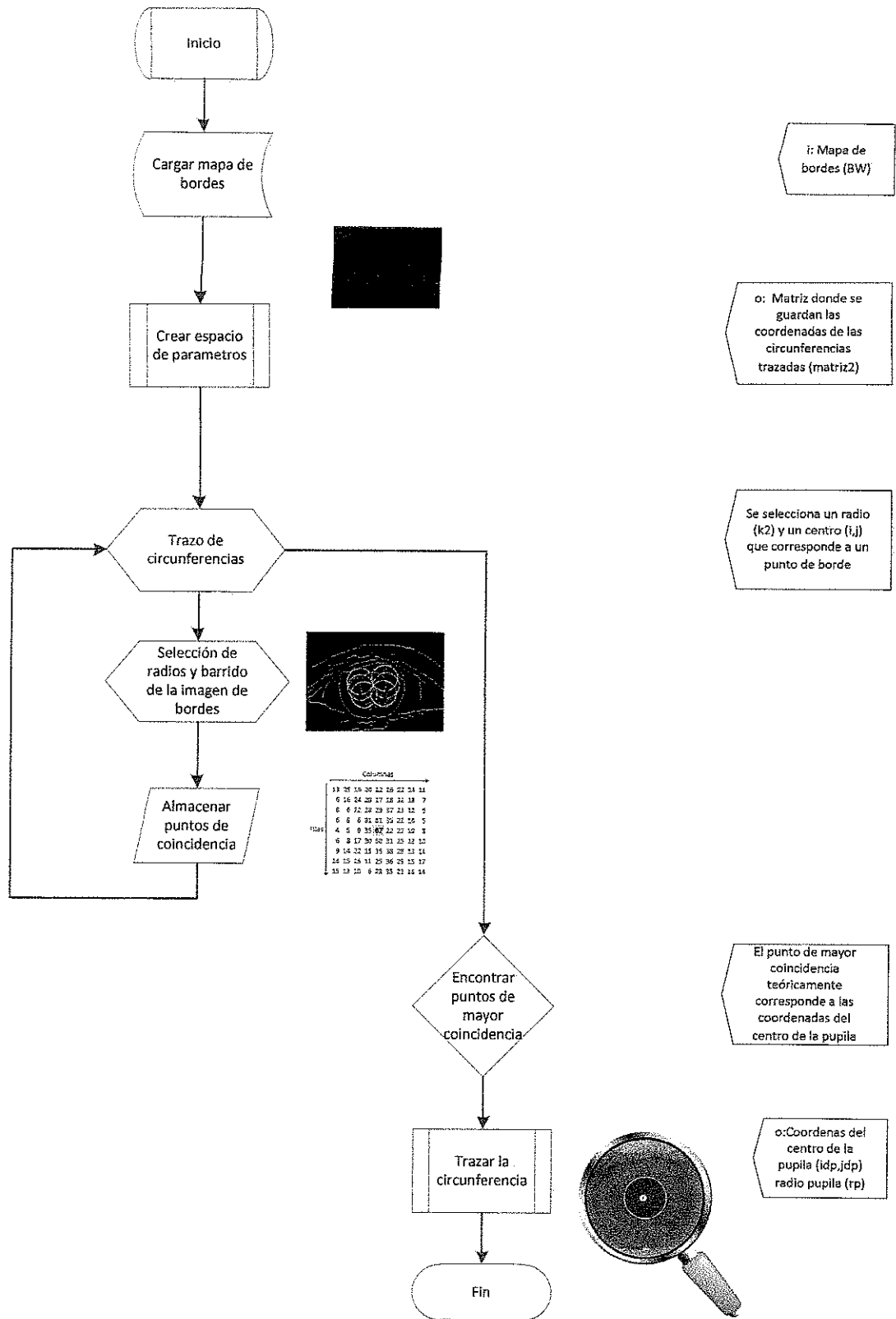


Fig. 60 Diagrama de Flujo Transformada de Hough. Definición del contorno de la pupila. Fuente: Autores

### 6.1.3.2 Método alternativo

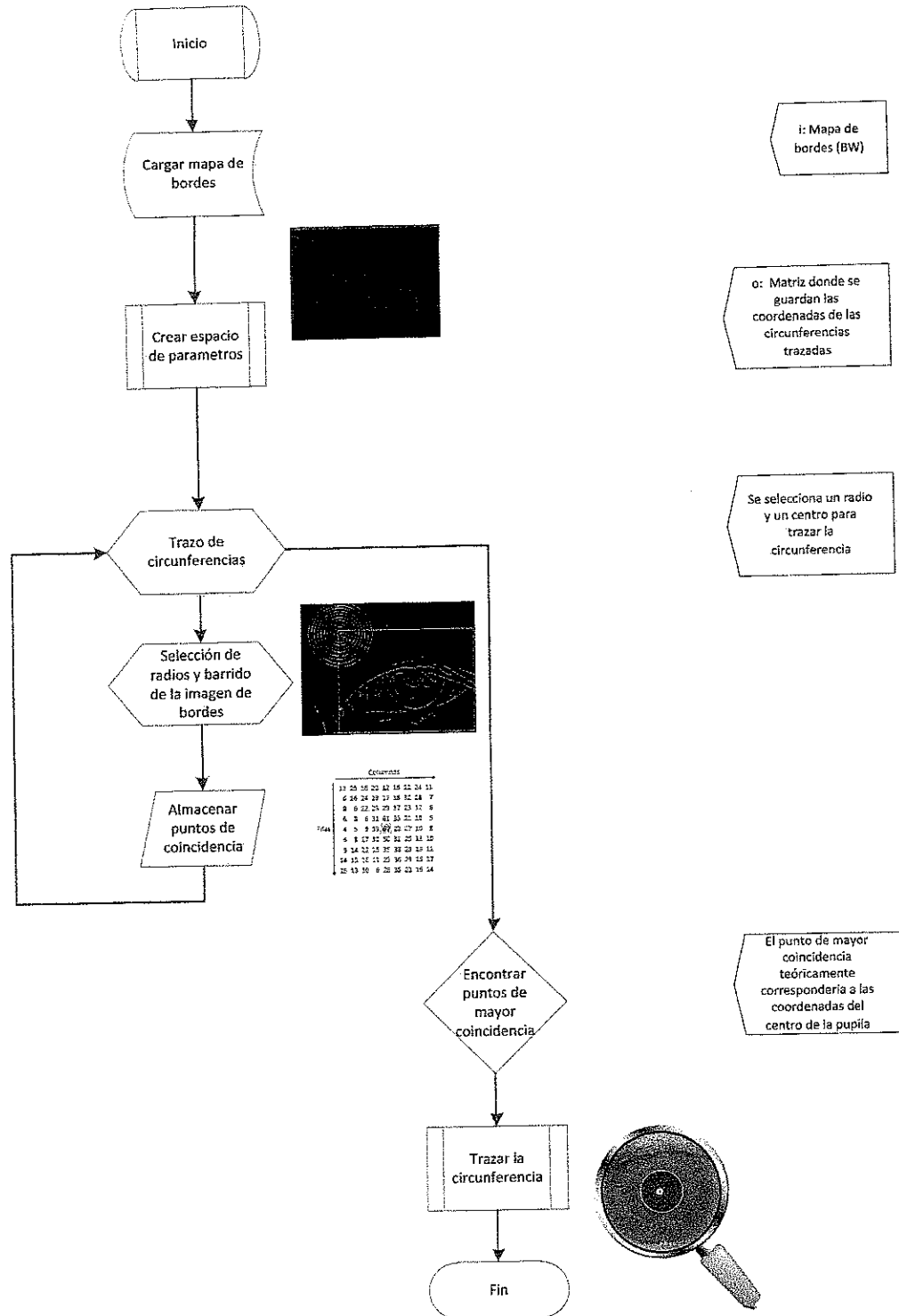


Fig. 61 Diagrama de Flujo. Modelado de contornos por método alternativo. Fuente: Autores

La mayoría de los trabajos utilizan la transformada circular de Hough para detectar los parámetros de la pupila y del iris en forma simultánea. Este método es común en el ámbito de procesamiento de imágenes principalmente para encontrar curvas parametrizables en imágenes; generalmente se comienza creando una imagen binarizada aplicando un detector de bordes a la imagen original.

Al igual que la transformada de Hough, el modelo alternativo planteado está condicionado por los parámetros del algoritmo de detección de bordes, de modo tal, que es necesario ajustar los parámetros de este algoritmo de forma que los círculos del iris y pupila se encuentren bien marcados en la imagen resultante, y si bien es cierto, es usual encontrar bordes inútiles en la imagen de bordes debido a la naturaleza misma del iris, el tiempo de procesamiento es directamente proporcional a la cantidad de puntos de bordes detectados en la imagen. Por esta razón, y sabiendo que el objetivo es volver lo más eficiente posible el algoritmo, se definieron ciertas condiciones para el procesamiento.

Para procurar un mejor tiempo de ejecución del algoritmo, por agudeza analítica se determinó achicar la ventana de procesamiento, sabiendo que sólo en sólo cierto rango de la imagen se va a encontrar la información relevante y condicionante para los pasos posteriores del reconocimiento, para ello, tomando una muestra aproximada de 50 imágenes al azar de la base de datos CASIA v. 2.0 se detallaron no sólo los tamaños del iris, sino también sus coordenadas dentro de la imagen tomada para cada ojo.

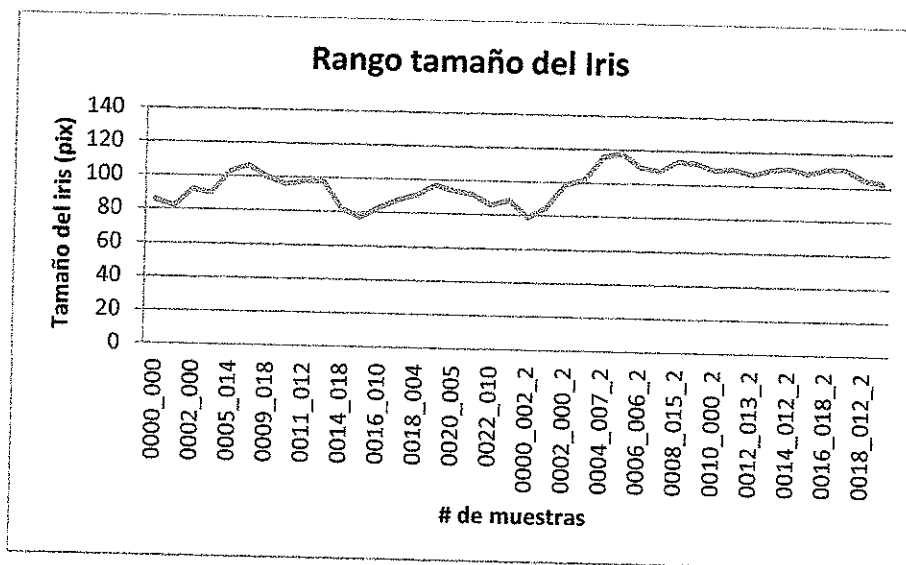


Fig. 62 Rango de tamaños del iris. Dados los resultados de la muestra, sugiere que el tamaño del iris varía entre un radio de 79 píxeles a 115 píxeles. Fuente: Autores

Estos resultados de la muestra (Fig. 62) fueron sugerentes y condujeron a determinar, que la mínima ventana requerida para encontrar en todas las imágenes al iris, siendo el tamaño de la imagen 640x480 es: en el eje de las abscisas  $j = 115:525$ , en el eje de las ordenadas  $i = 115:365$ .

El primer pixel de la nueva ventana se presume como un centro, es así como los puntos fuera de la ventana se descartan porque según los datos obtenidos de la muestra resultante es improbable encontrar el iris en su totalidad, de modo que esos datos son irrelevantes para el análisis del objeto de estudio.

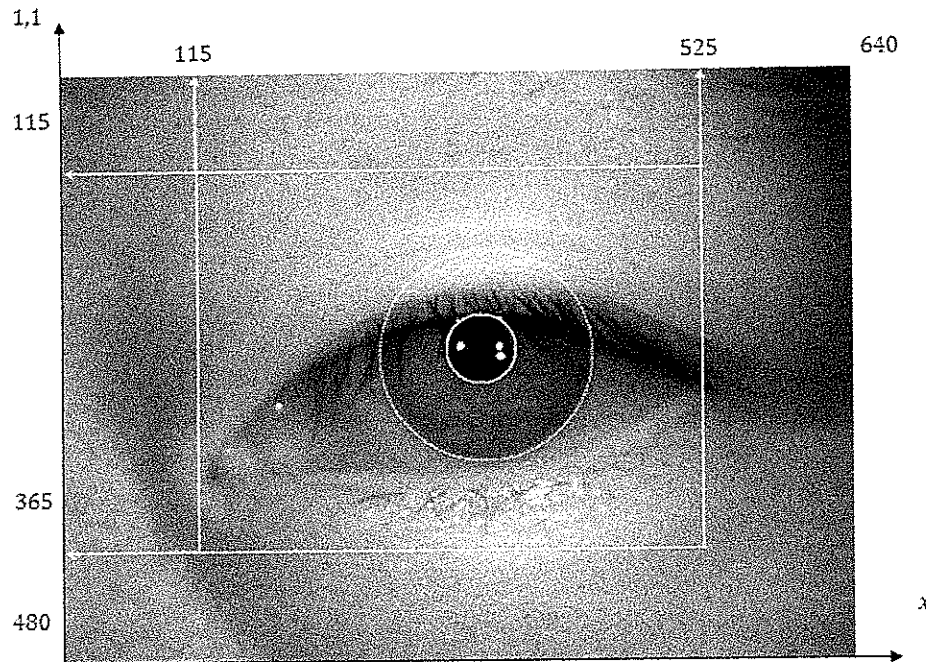


Fig.63 Mínima ventana requerida para encontrar en todas las imágenes al iris. Fuente: Autores

En la propuesta alternativa al modelo de Hough, en cada pixel de la ventana adquirida, se evalúan los radios, uno a uno, de acuerdo al rango encontrado (Fig 62) y se realizan las pertinentes comparaciones con la imagen binarizada (0 o 1), verificando si los puntos de los radios asumidos concuerdan con los bordes pertinentes del iris, y en el pixel donde encuentre el mayor número de concordancias con el radio  $r$  específico real del iris, se almacena y se valida, tanto las coordenadas del pixel como el radio en el cual se encontró la mayor correlación, para el posterior trazo sobre la imagen en escala de grises.

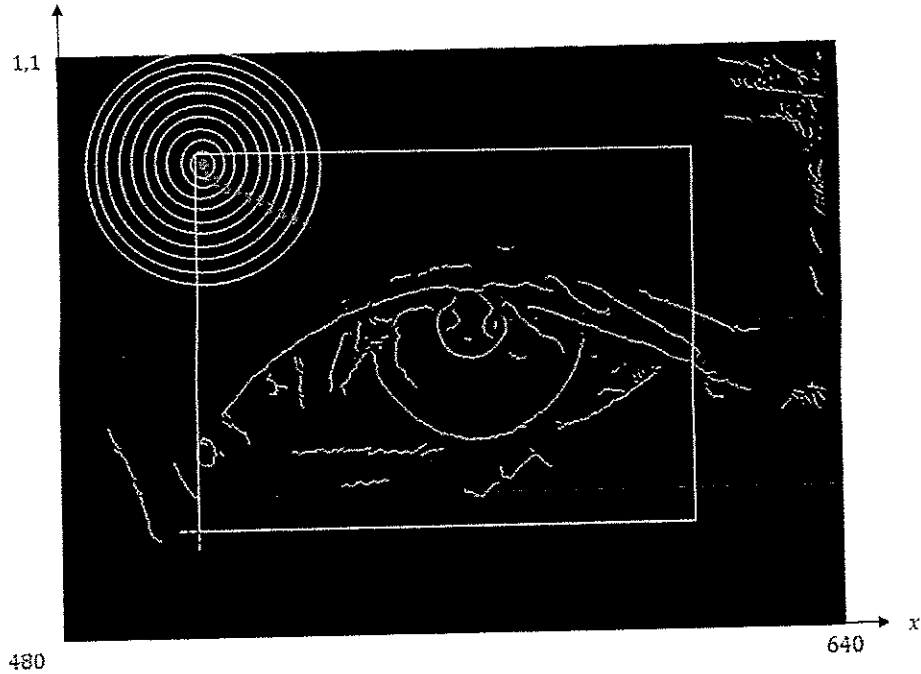


Fig.64 Método Alternativo para encontrar parámetros circulares del iris y pupila. Fuente: Autores

Para hallar la pupila sin embargo, la ventana de búsqueda se reduce aún más, ya que en todas las condiciones siempre la pupila se encuentra dentro del iris, y conociendo ya las coordenadas del iris, se evalúa el mismo procedimiento anterior dentro de ese rango, y en los puntos donde se valide la mayor coincidencia se reconoce y acepta el lugar posible de la pupila, y se grafica sobre la imagen original.

### 6.1.3.3 Contorno del iris y pupila

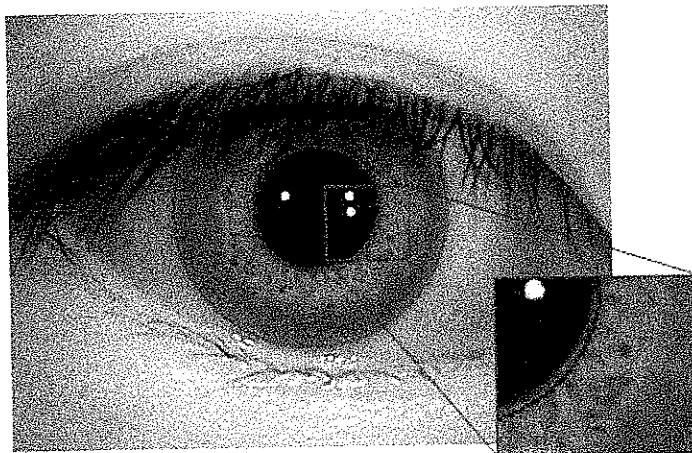


Fig. 65 Efecto de considerar la pupila un círculo: En algunos casos, la pupila no es perfectamente circular, por lo que al utilizar un modelo circular de segmentación, algunas partes del iris son consideradas parte de la pupila o viceversa. Fuente: Autores

El algoritmo descrito da como resultado una circunferencia que aproxima el contorno del iris y pupila, sin embargo, estos no necesariamente son una circunferencia perfecta de modo tal que se pueden presentar desviaciones. Dentro del programa no se tienen en cuenta estas desviaciones por lo que se consideran parte del iris o la pupila, mas depende de cuan fina se haga la segmentación dentro de los umbrales en ambos bordes.

## 6.2 Normalización

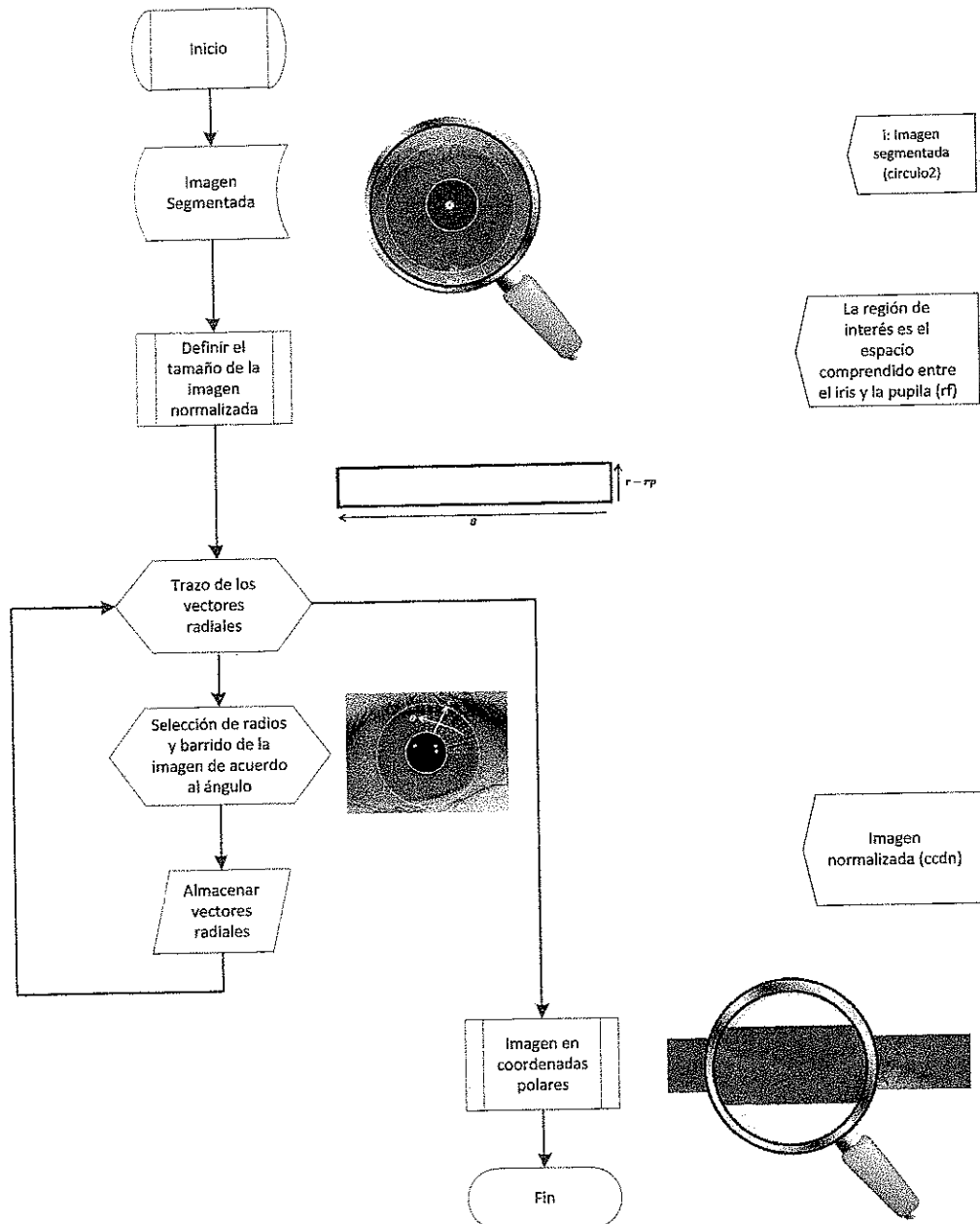


Fig. 66 Diagrama de Flujo Normalización. Fuente: Autores

En el campo del reconocimiento del iris, generalmente todos los sistemas se basan en los desarrollos propuestos por Daugman. Es así, que la técnica implementada se fundamenta en la técnica Rubber Sheet del mismo autor. Es indispensable considerar, que para el proceso de normalización, no se tiene en cuenta ningún punto de referencia, más partiendo del borde de la pupila, se realiza el desenvolvimiento del iris, sabiendo que sólo la información relevante se encuentra en esa zona. Para ello, conociendo el radio del iris y la pupila matemáticamente se establece exclusivamente nuestra zona de interés.

Considerando particularmente que los vectores radiales pasan a través de la región del iris, un número de puntos son seleccionados a través de cada línea radial, para la experiencia, es el tamaño en pixeles del iris, medido desde el borde de la pupila, hasta el borde del iris. De igual manera, se define un número de líneas radiales en la región del iris y que abarca toda la región en términos bidimensionales, es así como se definió en  $\frac{2\pi}{360}$ , de manera que con incrementos espaciales de 1° se consideran los puntos sobre la imagen. El reordenamiento espacial parte que cada línea radial equivaldrá a una columna en el espacio normalizado; mediante una conversión geométrica, y considerando el ángulo sobre el eje  $x$  y su distancia  $r$  al punto de referencia se tendrá una representación en el plano rectangular, debido a:

$$x = r \cos(\theta)$$

$$y = r \sin(\theta)$$

Esta definición se describe en el código implementado a continuación:

```

for f11=0:1:360
    fimas=f11+1;

    for i=0:1:r
        imas=i+1;

        f1N=2*pi*(f11/360);
        x=jdp+(i+rp)*cos(f1N);
        y=idp+(i+rp)*sin(f1N);
        x1=ceil(x);
        y1=ceil(y);
        pixel=im(y1,x1);
        ccin(imas,fimas)=pixel;
    end
end

```

Selección de radiales  
y tamaño de la  
imagen se envía a  
el script

Fig. 67 Fragmento del código. Conversión geométrica coordenadas cartesianas a polares. Fuente: Autores

Es así, que el proceso de normalización se caracteriza por calcular la localización cartesiana de cada punto alrededor de la región circular del iris, es decir, encuentra los puntos de las posiciones radial y angular del patrón del iris para hacer la representación en un marco polar.

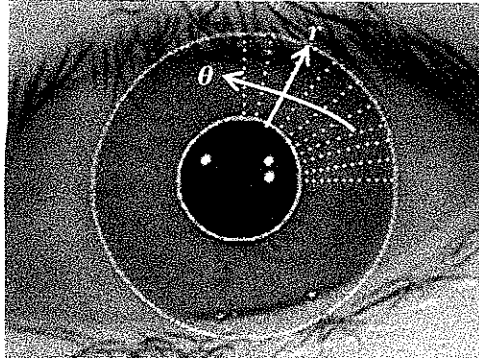


Fig. 68 Modelo de normalización de Daugman. Fuente: Autores

Si bien es cierto, en este modelo de normalización, el tamaño de la plantilla resultante va a depender directamente de la dilatación de la pupila.

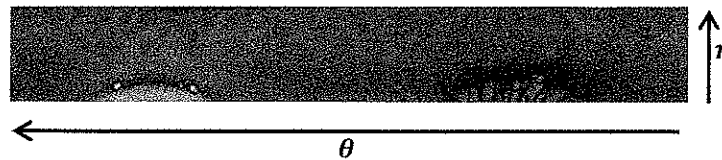


Fig.69 Iris normalizado. Fuente: Autores

En la imagen en coordenadas polares, cada ángulo del iris es representado por una columna, por lo que esta región equivale a un rectángulo en la imagen polar; por otro lado, es de esperar que en el contorno del iris aparezca un poco de ruido, que puede corresponder a la oclusión de los parpados y ha remanentes de pestañas.

# CAPÍTULO VII

---

## RESULTADOS

Es importante resaltar que un resultado satisfactorio en una etapa cualquiera del proceso corresponde también a un resultado satisfactorio en una etapa previa. En la etapa de mejora de la imagen se resaltan aquellas regiones de interés que se procesan posteriormente teniendo especial importancia al implementar el algoritmo Canny. Se aprecia notablemente diferencia en los mapas de borde para una misma imagen. En la primera de ellas Fig. 70a en la cual no se efectúan algoritmos de mejora de imágenes convirtiendo este mapa de bordes en una imagen no apta para el desarrollo correcto del algoritmo comparando con la Fig. 70b en donde se reconocen los bordes del iris y de la pupila.



Fig. 70 Mejora de la imagen. a. No se efectúan algoritmos de mejora de la imagen. b. correcta aplicación algoritmos de pre-procesado. Fuente: Autores

Una vez implementado el algoritmo hasta la etapa de segmentación (Ver Anexo I) se procede a evaluar su comportamiento para una muestra de 70 imágenes

en escala de grises provenientes de la base de datos CASIA v. 2.0 generadas a partir del dispositivo CASIA-IrisCamV2 con fines de reconocimiento del iris.

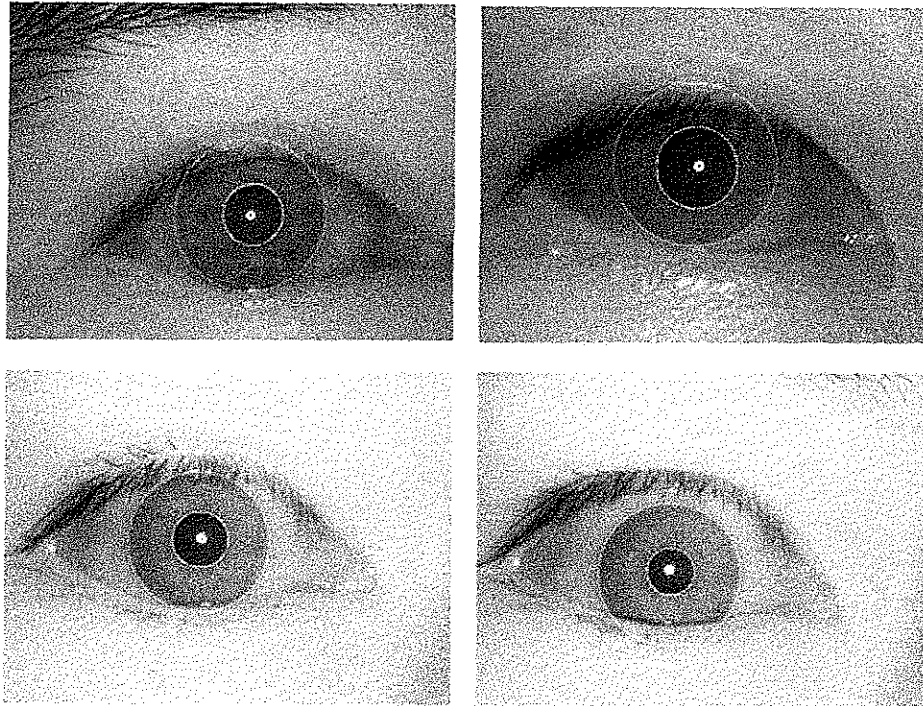


Fig. 71 Eficiente procedimiento de segmentación. Fuente: Autores

Teniendo en cuenta que el iris y la pupila poseen una forma que no describe perfectamente una circunferencia se entiende que existen espacios de pocos pixeles que hacen parte de manera errónea del contorno definido por la transformada de Hough, por lo que estos espacios no se tienen en cuenta para definir que la segmentación lo que produciría un resultado errado. En las pruebas realizadas se obtuvo un resultado satisfactorio en 55 de las 70 imágenes que corresponde a un 78.5% de aciertos y a un 21.5% de imágenes segmentadas incorrectamente.

Los principales problemas que se generaban se debía a la diferencia de intensidades entre la región del iris y de la pupila, por lo que el algoritmo de detección de bordes era incapaz de hacer un eficiente reconocimiento, ya que los parámetros de umbralización para crear el mapa de bordes no eran los más acertados de modo que al aplicar la transformada de Hough sobre la imagen binarizada resultaba pobre la coincidencia de los puntos reales sobre la imagen, y de allí el grado de error.

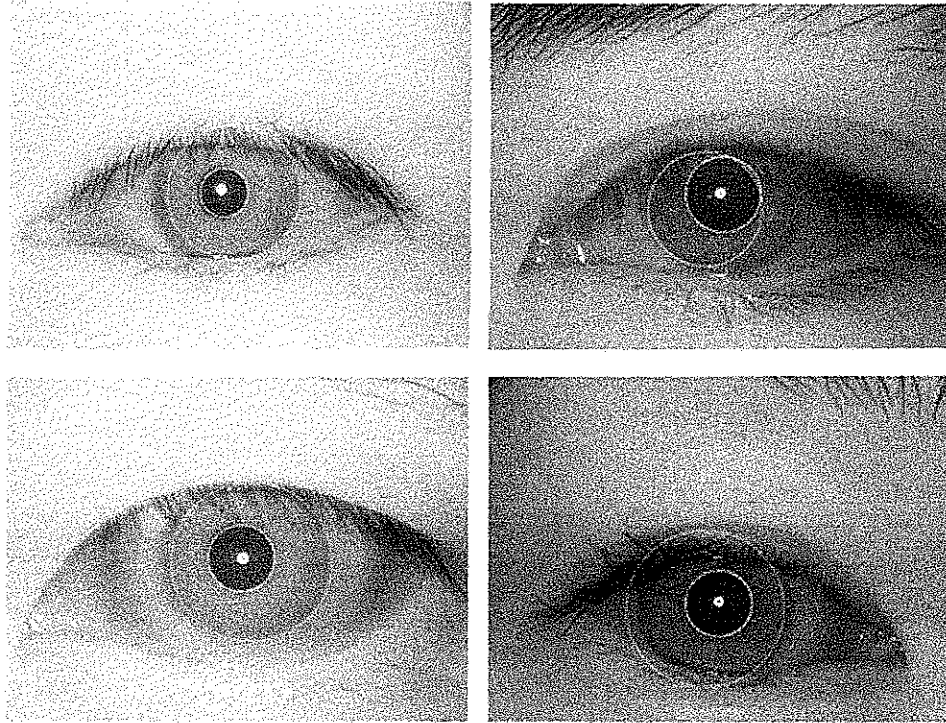
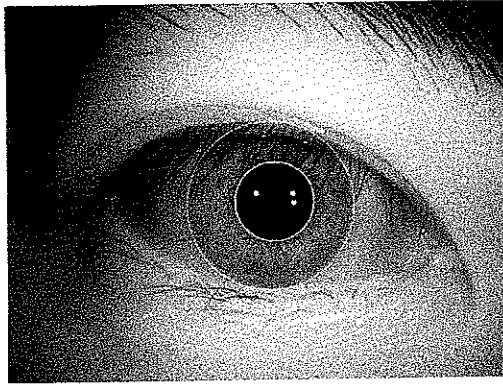


Fig. 72 Imágenes donde el algoritmo de segmentación falla en localizar correctamente el iris, y se debe al bajo contraste entre el iris y la esclerótica. Fuente: Autores

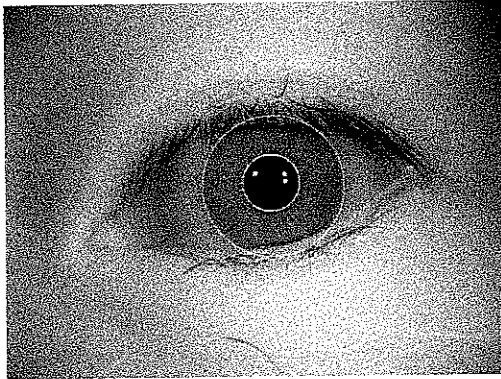
Para la normalización los resultados demostraron ser satisfactorios, sin embargo en el proceso de normalización se debe considerar varias salvedades, entre ellas que el tamaño del plano rectangular polar, es decir, de la imagen normalizada depende directamente a la dilatación de la pupila, y sabiendo que el tamaño de la pupila puede variar del 20% al 80% el pixelaje evidentemente se modificará en gran manera de acuerdo al caso, pero siempre permanecerá constante las dimensiones de la imagen en relación a las posiciones angulares y que vienen enmarcadas en la dirección horizontal de la representación.



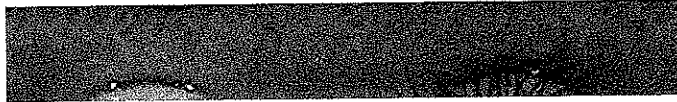
a.



b.



c.



d.

Fig. 73 Resultados del proceso de normalización del iris. a. Imagen 0003\_000 base de datos CASIA v. 2.0 Device 1. b. Imagen 0003\_000 normalizada. c. Imagen 0004\_000 base de datos CASIA v. 2.0 Device 1. D. Imagen 0004\_000 normalizada. Fuente: Autores

En esta etapa de normalización de igual manera se aprecia se aparecen zonas de ruidos, que pertenecen a zonas de oclusión de los parpados y ha pestañas, más el filtrado de esta información no se consideró en este trabajo.

## TRABAJO FUTURO

Si bien es cierto, se ha presentado en este documento una fase inicial del sistema de reconocimiento del iris, entre lo que se destaca la segmentación y normalización, como procedimientos ineludibles para alcanzar una satisfactoria identificación, sin embargo, existen un número de problemas que aún necesitan ser direccionados. En primer lugar, la segmentación no fue perfecta, ya que no fue satisfactoria la segmentación en el 100% de las muestras de imágenes seleccionadas de la base de datos para la comprobación, por otro lado es necesario implementar y elaborar los algoritmos para la detección de las pestañas y los parpados, los cuales no fueron efectuados, mas éste procedimiento es fundamental para la discriminación de patrones innecesarios.

Es importante considerar que hasta la etapa de normalización, se ha terminado la fase de pre-procesamiento, donde se reduce la información al máximo, y únicamente se resalta la información congruente y específica para el proceso posterior, en el que se enmarca la codificación de la información relevante, donde mediante la creación de plantillas biométricas se despliega la información o banco de datos del patrón del iris discriminante y necesaria para el reconocimiento y el paso anexo, la comparación, se genera un medida de similitud de las plantillas del iris y así denotar una posible identificación, de acuerdo a los rangos de valores o información contemplada.

Para realizar operaciones en tiempo real es necesario agregar otra extensión al sistema, y es la interface de adquisición de la imagen, lo que evita tener un conjunto fijo de imágenes, y da la posibilidad de capturar en tiempo real al cuadro de datos, lo que mejoraría el tiempo y la tasa de reconocimiento.

Sin duda la mayor mejora que se puede realizar es mejorar el desempeño y la velocidad del procesamiento. En la etapa de segmentación se requiere un intensivo requerimiento computacional, incluyendo el desempeño de la transformada de Hough, aunque la velocidad no fue uno de los objetivos en el desarrollo del sistema, se debería considerar para la operación en tiempo real del sistema de reconocimiento.

## CONCLUSIONES

- En este proyecto se ha presentado un análisis cuantitativo y cualitativo sobre distintos algoritmos que abordan los procedimientos para la identificación del iris, que parte desde la segmentación, normalización, codificación y comparación.
- El proyecto se situó en primera instancia en el estudio del ámbito de la biometría, focalizando su análisis en concretar procesos de segmentación de la imagen para la extracción de características del iris, lo cual se explica rigurosamente marcando las condiciones y consideraciones por las que este procedimiento es de vital importancia dentro de todo el desarrollo del sistema, de allí el desarrollo e implementación del mismo.
- Para el análisis de algoritmos se ha procedido a realizar la implementación en una fase inicial del módulo de segmentación y normalización, inspirada en buena parte de la literatura actual, teniendo como referencia algoritmos como la transformada de Hough y aproximaciones al modelo Rubber Sheet de Daugman, que aportan con rigor un correcto funcionamiento al sistema, donde se obtiene un alto poder de discriminación, y aquellas texturas que incrementan el patrón identificador se resaltan mediante diferentes algoritmos, que reducen ruidos, ajustan la intensidad o el contraste de la imagen, realzan bordes, localizan formas etc.
- En el área del procesamiento de imágenes existen un sin número de algoritmos y métodos enfocados a la mejora de imágenes, segmentación, extracción de bordes y regiones, reconocimiento de formas y patrones. El algoritmo de detección de bordes Canny se destaca entre muchos otros fundamentalmente por su versatilidad pues es aplicado en imágenes con objetos de diferentes formas, en este caso particular para encontrar los bordes circulares del iris y de la pupila humana mostrando resultados notables, sin embargo, este criterio de detección, no siempre evita la eliminación de bordes importantes, por lo que pueden aparecer falsos bordes y que puede forzar a que el programa ejecute mayores funciones en el procesos posteriores.
- La transformada de Hough es un método utilizado para la detección de contornos, puede encontrar diferentes formas en una imagen en este caso particular las circunferencias que describen al iris y la pupila. Este método requiere que el mapa de bordes de la imagen no contenga ruidos y que solo se encuentren en él las regiones de interés, la información obtenida se utiliza para deducir la ubicación de los centros y los valores de los radios, por último se lleva a cabo la detección de los máximos, sin embargo, una de las desventajas de este método es la alta

demanda de recursos computacionales, y de igual manera, la precisión de los parámetros obtenidos depende claramente de las fases previas, de allí que virtualmente en el plano de la imagen se desfase o se desplace el trazo sobre el o los puntos reales que se quieren empatar.

- La aproximación realizada a la etapa de normalización demuestra que los resultados en términos del tamaño son dinámicos, y esta variación depende exclusivamente a la variación del tamaño de la pupila respecto al contorno geométrico del iris, así es como en términos de las dimensiones, las plantillas normalizadas no serán constantes por lo que variarán dependiendo del iris.
- De acuerdo al análisis experimentado, es importante definir que el proceso de segmentación es una etapa crítica para el reconocimiento eficiente del iris, ya que es allí donde se identifican las regiones donde puede estar o no deteriorada la imagen, es decir, se puede hacer una discriminación de las texturas que no aportan al proceso de verificación y acentuar aquellas que hace que los patrones sean predominantes y necesarios para una buena identificación.
- Todos los algoritmos están sujetos a la desventaja de la complejidad computacional, siendo bastante relevante el tiempo de cómputo, por lo que en consecuencia a mayor capacidad de cómputo mejor el tiempo de respuesta. Por otra parte, el tiempo estimado de procesamiento, depende de calidad de la imagen y de los resultados de la fase de pre-procesamiento.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1]González Urbano, Marcos., "*RECONOCIMIENTO DEL IRIS*". Universidad de Barcelona.
- [2] Mark A. Haidekker, "*ADVANCE BIOMEDICAL IMAGE ANALYSIS*".
- [3] Libor Masek. "*HUMAN IRIS PATTERNS AS A FORM OF BIOMETRIC IDENTIFICATION*". The University of Western Australia. 2003
- [4] Daugman, J.G. "*HIGH CONFIDENCE VISUAL RECOGNITION OF PERSONS BY A TEST OF STATISTICAL INDEPENDENCE*". University of Cambridge. November 1993
- [5]Mahboubeh Shamsi, PutehBtSaad, SubariahBt Ibrahim, Abdolreza Rasouli Kenari. "*FAST ALGORITHM FOR IRIS LOCALIZATION USING DAUGMAN CIRCULAR INTEGRO DIFFERENTIAL OPERATOR*".
- [6] W. Kong, D. Zhang. "*ACCURATE IRIS SEGMENTATION BASED ON NOVEL REFLECTION AND EYELASH DETECTION MODEL*". Hong Kong Polytechnic University. 2001
- [7] Ehsan M. Arvacheh, "*A STUDY OF SEGMENTATION AND NORMALIZATION FOR IRIS RECOGNITION SYSTEMS*". University of Waterloo. 2006
- [8] X. Yuan, P. Shi "*A NON-LINEAR NORMALIZATION MODEL FOR IRIS RECOGNITION.*" In Proceedings of International Wokshop on Biometric Recognition Systems on Advances in Biometric Person Authentication, Beijing China, 2005.
- [9] Fernández Muñoz, Juan Álvaro. "*ESTUDIO COMPARATIVO DE LAS TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES*". Madrid, Julio 1999. Pag. 57
- [10] D. Field. "*RELATIONS BETWEEN THE STATISTICS OF NATURAL IMAGES AND THE RESPONSE PROPERTIES OF CORTICAL CELLS*". Journal of the Optical Society of America, 1987.
- [11] PiotrPorwik, AgnieszkaLisowska. "*THE HAAR-WAVELET TRANSFORM IN DIGITAL IMAGE PROCESSING: ITS STATUS AND ACHIEVEMENTS*". Universidad de Silesia. 2004
- [12] Pajares, Gonzalo. "*VISIÓN POR COMPUTADOR*". 2a edición. 2003
- [13] Bianchetti, Arturo. Comastri, Silvia Ana. "*DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA PARA MEDIR EL DIÁMETRO PUPILAR OCULAR A PARTIR DEL PROCESADO DE IMÁGENES CONTENIENDO EL OJO*". Universidad de Belgrano. 2008

- [14] Ehsan M. Arvacheh. "A STUDY OF SEGMENTATION AND NORMALIZATION FOR IRIS RECOGNITION SYSTEMS". University of Waterloo. 2006
- [15] M. Vatsa, R. Singh, And A. Noore. "Reducing the False Rejection Rate of Iris Recognition Using Textural and Topological Features". 2006
- [16] Suman Senapati, and Goutam Saha. "SPEECH ENHANCEMENT BY MARGINAL STATISTICAL CHARACTERIZATION IN THE LOG GABOR WAVELET DOMAIN". 2008
- [17] Motalli, Marcelo Luis. "IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS EN TIEMPO REAL POR RECONOCIMIENTO DEL IRIS". Universidad de Buenos Aires. Octubre 2008.
- [18] Coomote Belmonte, Rafael. "SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE PERSONAS MEDIANTE SU PATRÓN DE IRIS BASADO EN LA TRANSFORMADA WAVELET". Universidad Politécnica de Madrid. Mayo de 2006
- [19] W. Sankousky, K. Grabousky, M. Napieralska, M. Zubert. "EYELIDS LOCALIZATION METHOD DESIGNED FOR IRIS RECOGNITION SYSTEM". Technical University of Lodz, POLAND. 2007
- [20] J.G. Daugman. "HOW IRIS RECOGNITION WORKS". Universidad of Cambridge.
- [21] J. G. Daugman, "THE IMPORTANCE OF BEING RANDOM: STATISTICAL PRINCIPLES OF IRIS RECOGNITION" Feb. 2003.
- [22] J. G. Daugman, "BIOMETRIC PERSONAL IDENTIFICATION SYSTEM BASED ON IRIS ANALYSIS" Mar. 1, 1994.
- [23] Kasar Bachoo, Asheer. Tapamo, Jules-Raymond. "TEXTURE DETECTION FOR SEGMENTATION OF IRIS IMAGES". University of Kwa-Zulu Natal, South Africa. 2005
- [24] "Casia iris image database v2.0," <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>
- [25] Fernández Muñoz, Juan Álvaro. Moreno Sánchez-Capuchino, Ana María. "ESTUDIO COMPARATIVO DE LAS TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES". Universidad Politécnica de Madrid. Julio 1999
- [26] Cheung, Frank. "IRIS RECOGNITION". The University of Queensland. October 1999
- [27] HaoMeng.CuipingXu. "IRIS RECOGNITION ALGORITHMS BASED ON GABOR WAVELET TRANSFORMS". Harbin Engineering University. Luoyang, China. 2006

[28] MayankVatsa. Richa Singh. AfzelNoore. "IMPROVING IRIS RECOGNITION PERFORMANCE USING SEGMENTATION, QUALITY ENHANCEMENT, MATCH SCORE FUSION, AND INDEXING". Agosto 2008

[29] González y Woods "TRATAMIENTO DIGITAL DE IMAGENES" 1996

[30] T.J. Atherton, D.J. Kerbyson "SIZE INVARIANT CIRCLE DETECTION"1998

[31] Image Processing Toolbox™ 7 User's Guide

## ANEXO II

```
function [ BW max2 th] = segmentacion()
%Este programa busca hallar el contorno del iris y la pupila de un ojo
humano aproximándolo al contorno de una circunferencia. Se resalta que
la imagende entrada debe estar en escala de grises con un tamaño de
(480X640) (filas,columnas). Variables de salida: Radio del iris=r,
centro del iris=(id,jd), Radio de la pupila=rp, centro de la
pupila(idp,jdp).
% Autores: Juan Carlos Martinez // Felipe alejandro morales
% Universidad Santo Tomas Tunja
% jckt23@hotmail.com // eng.felipemorales@gmail.com

im=imread('0010_002_2.bmp');
%Leer la imagen a procesar

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%TRANSFORMACIÓN LINEAL%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

[histt,num]=imhist(im);
%Se crea el histograma de la imagen guardando estos datos en el vector
"histt"

for j=1:256;
%Se hacen cero los valores de "histt" menores a 48 pixeles
ifhistt(j)<48
histt(j)=(0);
end
end

%bar(num,histt);

L=histt~=0;
%
L es un vector binario que muestra que posiciones del histograma
tienen un valor superior a 48 pixeles
q=L.*num;
%Valor de intensidad máximo del histograma
a=128.*(histt==0);
a=a+num;
%Valor de intensidad mínimo del histograma

newim = double(im);

mini=min(a);
newim = newim-mini;
newim = 255.*(newim./((max(q))-mini));

%newim2=uint8(newim);
%[histt2,num2]=imhist(newim2);
%bar(num2,histt2);
%imshow(newim2)

newim5 = newim.^(0.33);
%Corrección de gamma
imgamma = newim5;
```

```

g4=255./(255.^(0.33));
imgamma=g4.*imgamma;

imgamma1=uint8(imgamma);

%imshow(imgamma1)

gaussian4 = fspecial('gaussian',26,5);
%Se crea un filtro Gussiano tamaño=26      sigma=5
imf4=imfilter(imgamma1,gaussian4);
%Se aplica el filtro Gaussiano a la imagen

imf4=double(imf4);

[BW,th] = edge(imf4,'canny');
%Se aplica el algoritmo Canny

%imshow(BW)
%Mapa de bordes de la imagen /Resultado algoritmo Canny/

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%TRANSFORMADA DE HOUGH IRIS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

matriz=zeros(3,40);      %Se crea el espacio de parámetros

for k=1:1:40
%Se crea una circunferencia de radio "k1" con centro "(i,j)"

    k1=k+90;
    mop=zeros(480,640);

    for i=131:1:349      %Se crea la ventana en i (filas) (131:349)

        for j=131:1:509      %Se crea la ventana en j (columnas)
            (131:509)

            if BW(i,j)==1

                yc=i;
                xc=j;
                mop=zeros(480,640);

                for L=0:120      %Se crea una semicircunferencia con radio
                    "k1" y centro (i,j)

                    fi=(2*pi/3)+(2*pi/3)*(L/120);
                    x=xc+k1*cos(fi);y=yc+k1*sin(fi);

                    x=ceil(x);
                    y=ceil(y);
                    mop(y,x)=1;

                    fi2=(5*pi/3)+(2*pi/3)*(L/120);
                    x=xc+k1*cos(fi2);

```

```

        y=yc+k1*sin(fi2);
        x=ceil(x);           %Coordena en el eje x
        y=ceil(y);         %Coordena en el eje y
mop(y,x)=1;

end

        mop1= mop1+ mop;    %Se almacenan las
circunferencias una a una el espacio de parámetros

end

end

end

        max1=max(max(mop1)); %Se halla el numero mayor de
coincidencias (valor de punto de corte)
        [u w]=find(mop1==max1); %Se hallan las coordenadas del punto
de mayor coincidencia (i,j)=(u,w)
        u=max(u);
        w=max(w);
matriz(1,k)=max1;
matriz(2,k)=u;
matriz(3,k)=w;

end

max2=max(matriz(1,:));
rad=find(matriz(1,)==max2);
r=rad+90; %Radio encontrado a través de la
transformada de Hough

id=matriz(2,rad); %Coordenada en el eje x del centro
del iris (w)
jd=matriz(3,rad); %Coordenada en el eje y del centro
del iris (u)
cci=zeros(480,640);

idmax=max(id);
jdmax=max(jd);
r=max(r);

idmin=min(id);
jdmin=min(jd);

id=ceil((idmax+idmin)/2);
jd=ceil((jdmax+jdmin)/2);

fori=0:360

```

```

fi=2*pi*(i/360);
x=jd+r*cos(fi);
y=id+r*sin(fi);
xl=ceil(x);
y1=ceil(y);
ccl(y1,x1)=255;
end

```

```

ccl=uint8(ccl);
circulo=ccl+im;
%imshow(circulo);

```

#####TRANSFORMADA DE ROUGH PUPILAS#####

```

radiop=ceil(r*0.8);
radiop2=ceil(r*0.2);

```

```

ib=ceil(id-(radiop/2));
iff=ceil(id+(radiop/2));
jb=ceil(jd-(radiop/2));
jff=ceil(jd+(radiop/2));

```

```

matriz2=zeros(3,44);

```

```

for k=1:1:44

```

```

    k2=radiop2+k;
    mop2=zeros(480,640);

```

```

    fori=ib:1:iff

```

```

        for j=jb:1:jff

```

```

            if BW(i,j)==1

```

```

                yc=i;
                xc=j;
                mop=zeros(480,640);

```

```

                for L=0:120

```

```

                    fi=(2*pi/3)+(2*pi/3)*(L/120);
                    x=xc+k2*cos(fi);

```

```

                        y=yc+k2*sin(fi);
                        x=ceil(x);
                        y=ceil(y);

```

```

                    mop(y,x)=1;
                end
            end
        end
    end
end

```

```

        fi2=(5*pi/3)+(2*pi/3)*(L/120);
        x=xc+k2*cos(fi2);
        y=yc+k2*sin(fi2);
        x=ceil(x);
        y=ceil(y);
mop(y,x)=1;
end

        mop2= mop2+ mop;

end

end

end

        max1=max(max(mop2));
        [u w]=find(mop2==max1);
u=max(u);
        w=max(w);
matriz2(1,k)=max1;
matriz2(2,k)=u;
matriz2(3,k)=w;

end

max2=max(matriz2(1,:));
rad=find(matriz2(1,)==max2);
rad=max(rad);
rp=radiop2+rad;

idp=matriz2(2,rad);
jdp=matriz2(3,rad);
cclp=zeros(480,640);

idpmax=max(idp);
jdpmax=max(jdp);
rp=max(rp);

idpmin=min(idp);
jdpmin=min(jdp);

idp=ceil((idpmax+idpmin)/2);
jdp=ceil((jdpmax+jdpmin)/2);

fori=0:360

        fi=2*pi*(i/360);
        x=jdp+rp*cos(fi);

```

```

y=idp+rp*sin(fi);
x1=ceil(x);
    y1=ceil(y);
cclp(y1,x1)=255;
end

```

```

cclp=uint8(cclp);
circulo2=cclp+circulo;
imshow(circulo2);

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

r=r-rp;
ccln=zeros(r,360);

```

```

for fil=0:1:360
fimas=fil+1;

```

```

fori=0:1:r
imas=i+1;

```

```

fiN=2*pi*(fil/360);
    x=jdp+(i+rp)*cos(fiN);
    y=idp+(i+rp)*sin(fiN);
x1=ceil(x);
    y1=ceil(y);
pixel=im(y1,x1);
ccln(imas,fimas)=pixel;
end

```

```

end

```

```

%ccdn=uint8(ccln);
%imshow(ccdn)

```

```

end

```