

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

FACULTAD DE CIENCIAS



FILTROS DE GABOR 2D EN EL RECONOCIMIENTO

DE PATRONES EN IMÁGENES DIGITALES

DEL IRIS DEL OJO HUMANO

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE

LICENCIADO EN FÍSICA

PRESENTA:

GUILLERMO EATON MURILLO

Ensenada, Baja California, México. Junio de 2016

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA
FACULTAD DE CIENCIAS

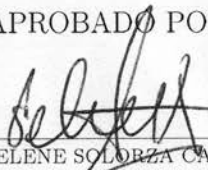
FILTROS DE GABOR 2D EN EL RECONOCIMIENTO
DE PATRONES EN IMÁGENES DIGITALES
DEL IRIS DEL OJO HUMANO

TESIS PROFESIONAL

QUE PRESENTA

GUILLERMO EATON MURILLO


APROBADO POR:



DRA. SELENE SOLORZA CALDERÓN
DIRECTOR DE TESIS



DR. JESÚS RAMÓN LERMA ARAGÓN
SINODAL



DR. MANUEL IVÁN OCEGUEDA MIRAMONTES
SINODAL

DEDICATORIA

A mis padres, por haberme dado la vida.

AGRADECIMIENTOS

A mi directora de tesis, Selene Solorza Calderón, por haber dirigido, apoyado y dedicado tiempo a la realización de este trabajo.

A los miembros del jurador evaluador, Jesús Ramón Lerma Aragón y Manuel Iván Ocegueda Miramontes, por su tiempo y por las observaciones y comentarios hechos para la mejora de este trabajo.

Al CONACyT por la beca que me otorgó para realizar esta tesis de licenciatura mediante el proyecto 169174, titulado *reconocimiento de patrones en imágenes digitales mediante máscaras binarias de anillos concéntricos y firmas unidimensionales invariantes a posición, rotación y escalamiento*.

La base de datos utilizada en este trabajo es CASIA-IrisV1, recolectada por Chinese Academy of Sciences - Institute of Automation (CASIA) [16].

En este trabajo se utilizó y modificó parte del código desarrollado por Libor Masek para llevar a cabo el preprocesamiento de las imágenes [17].

RESUMEN de la Tesis de Guillermo Eaton Murillo presentada como requisito parcial para la obtención de la Licenciatura en Física. Ensenada, Baja California, México, junio de 2016.

FILTROS DE GABOR 2D EN EL RECONOCIMIENTO DE PATRONES EN IMÁGENES DIGITALES DEL IRIS DEL OJO HUMANO

Debido a la creciente demanda de métodos no intrusivos y más confiables que permitan identificar satisfactoriamente a un número cada vez mayor de individuos, los sistemas de reconocimiento de patrones del iris han generado un gran interés durante los últimos años. En este trabajo de tesis se presenta una metodología de reconocimiento de patrones en imágenes digitales del iris del ojo humano que involucra las etapas de preprocesamiento de la imagen, extracción de características y comparación de las mismas. El preprocesamiento de la imagen comprende principalmente la segmentación, utilizando la transformada de Hough. La extracción de características consiste en la construcción de un vector formado por características locales de diferentes secciones del iris, que den una representación global de la información del mismo. Estas características fueron extraídas mediante un banco de filtros de Gabor 2D a diferentes frecuencias y orientaciones. El sistema de reconocimiento de patrones, basado en los filtros de Gabor 2D, utiliza la métrica de la distancia euclidiana en la etapa de comparación de los vectores de características. Y, para validar la metodología se utilizó la base de datos CASIA-IrisV1 [16].

Palabras clave: Reconocimiento de patrones, reconocimiento de iris, extracción de características, transformada de Hough, filtros de Gabor 2D.

Resumen aprobado:



Dra. Selene Solorza Calderón
Director de Tesis

Índice general

Objetivo	1
I. Introducción	2
II. Preprocesamiento de la imagen digital del iris del ojo humano . .	5
II.1: Segmentación	7
II.1.1: Técnica de segmentación	8
II.2 Normalización	14
III. Extracción de características	18
IV. Análisis de Resultados	24
V. Conclusiones	34
Referencias	36

Índice de figuras

1	Fig. 2.1. Imagen del ojo humano capturada bajo luz visible [13].	6
2	Fig. 2.2. Imagen de la base de datos CASIA-IrisV1. Cabe hacer notar la región circular de intensidad constante que cubre la pupila.	7
3	Fig. 2.3. Mapeo de una recta al espacio de Hough. Nótese cómo un sólo punto en el espacio de parámetros representa a una línea en su totalidad.	9
4	Fig. 2.4. (a) Punto P_0 en el espacio (x, y) . (b) Espacio de Hough: mapeo de todas las rectas que pasan a través de P_0 en el espacio de Hough.	10
5	Fig. 2.5. (a) Puntos P_0 y P_1 en el espacio (x, y) . (b) Espacio de Hough: mapeo de todas las rectas que pasan a través de los puntos P_0 y P_1 . El punto de intersección en el espacio de Hough corresponde a la recta que une a ambos puntos en el espacio (x, y)	10
6	Fig. 2.6. Ejemplo de celdas de acumulación en el espacio de Hough. La celda correspondiente a la intersección entre ambas curvas (punto amarillo) contiene dos votos.	11
7	Fig. 2.7. Cada punto en el espacio (x, y) (izquierda) genera un círculo en el espacio de parámetros (derecha). Cada círculo en el espacio de parámetros agrega un voto a cada celda que contenga puntos del mismo [21].	13
8	Fig. 2.8. Ejemplo de la segmentación del iris en una imagen digital. (a) Imagen de la base de datos CASIA-IrisV1. (b) Imagen del iris obtenida después de segmentar la imagen.	13
9	Fig. 2.9. Modelo de Daugman [22]. Se muestra la desenvoltura de la región anular del iris en un bloque rectangular de dimensiones constantes.	15
10	Fig. 2.10. Ilustración del proceso de normalización con resolución radial de 64 píxeles y resolución angular de 512 píxeles [20].	16
11	Fig. 2.11. Ejemplo del proceso de normalización. La imagen en forma de dona se transforma en un bloque rectangular de tamaño 64×512 píxeles.	17
12	Fig. 2.12. Imagen normalizada, donde la región de interés está contenida en el rectángulo azul y éste se encuentra dividido en ocho pequeños bloques. Se observa como se ha resaltado las características más finas de la textura del iris.	17

13	Fig. 3.1. Módulo de la respuesta impulsiva del filtro de Gabor 2D de la ec. (9). Se observa como estos se encuentran orientados en el sentido señalado.	20
14	Fig. 3.2. Visualización del módulo del filtro de Gabor 2D aplicado a la región de interés y a las subimágenes, para una frecuencia de 6 ciclos/píxel y una orientación de 0°. Se observa como se obtiene una mejor respuesta al realizar el proceso por subimágenes.	21
15	Fig. 3.3. Visualización del módulo de nueve filtros de Gabor 2D aplicados a una subimagen. Se puede apreciar como los filtros de Gabor responden a la información orientada en diferentes direcciones.	22
16	Fig. 4.1. Ejemplo de las siete imágenes del ojo de una persona, las cuales han sido capturadas en dos sesiones.	24
17	Fig. 4.2. Muestra de una imagen digital de la primera sesión de cada uno de los 108 ojos de la base de datos CASIA-IrisV1 [16]. Se puede apreciar que en algunos casos los párpados obstruyen la región del iris.	25
18	Fig. 4.3. Gráfica de los vectores de características de las imágenes de la Fig. 4.1, curvas color negro, la curva en color azul muestra el correspondiente vector promedio.	27
19	Fig. 4.4. Gráfica de los vectores de características de las imágenes de la persona etiquetada con el número 106, (Fig. 4.2). Se observa que dichos vectores no son muy parecidos.	28
20	Fig. 4.5. Comparación entre el vector promedio correspondiente a la persona número 86 (curva en color azul) y los vectores de características de las siete imágenes de la persona número 50 (curvas en color negro). Los vectores de características son significativamente diferentes al vector promedio.	29
21	Fig. 4.6. Plano de salida usando como vector de referencia al vector promedio asociado a la persona etiquetada con el número 86.	30
22	Fig. 4.7. Plano de salida de la persona etiquetada con el número 86 usando como vector de referencia uno de los vectores de características de sus siete imágenes.	32
23	Fig. 4.8. Plano de salida usando como vector de referencia al vector promedio asociado a la persona etiquetada con el número 63.	33
24	Fig. 4.9. Las siete imágenes de la persona número 63 utilizadas en el sistema de reconocimiento de patrones. Se observa que la imagen en el cuadro recuadro rojo no fue segmentada correctamente.	33

OBJETIVO

Elaborar un sistema de reconocimiento de patrones en imágenes digitales del iris del ojo humano basado en los filtros de Gabor.

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

El reconocimiento de patrones es una de las funcionalidades más importantes del pensamiento inteligente [1]. Por ejemplo, los organismos biológicos reconocen patrones específicos y responden apropiadamente para sobrevivir; los anticuerpos atacan intrusos externos; los oídos reconocen voces familiares y los animales encuentran plantas comestibles y capturan presas. Pero el reconocimiento de patrones no sólo ha sido útil para sobrevivir, sino que ha evolucionado en una disciplina científica y tiene una larga historia. Por ejemplo, las observaciones astronómicas de Tycho Brahe en el siglo XVI permitieron a Johannes Kepler descubrir las leyes empíricas del movimiento planetario, las cuales sirvieron como trampolín para el desarrollo de la mecánica clásica [2]. Similarmente, el descubrimiento de patrones en la escala atómica jugó un papel clave en el desarrollo y verificación de la mecánica cuántica a principios del siglo XX. Entonces, resulta lógico que se busque diseñar y construir máquinas que encuentren y reconozcan patrones.

En la actualidad existe un interés creciente en el desarrollo de métodos confiables, rápidos y no intrusivos para el reconocimiento automático de la identidad de las personas [4], como por ejemplo: el reconocimiento automático de la voz, identificación de huellas dactilares, reconocimiento de caracteres, identificación de una secuencia de ADN, entre otros, por lo que es claro que una máquina que realice reconocimiento

de patrones de manera confiable y precisa sería inmensamente útil [3].

Ya no es ciencia ficción el uso de sistemas de reconocimiento de patrones para la identificación de seres humanos, a dichos sistemas se les denomina biométricos. Un sistema biométrico es aquel que utiliza características poseídas por algún individuo para distinguirlo de todos los demás. Estas características se dividen en conductuales y físicas. Algunos ejemplos de tecnologías biométricas basadas en características conductuales son [5]:

- Verificación de firma.
- Dinámica de escritura en teclado.
- Espectrograma de voz.

Mientras que en tecnologías biométricas basadas en características físicas podemos encontrar:

- Reconocimiento facial.
- Reconocimiento de huellas dactilares.
- Reconocimiento de iris.

En comparación con las otras tecnologías biométricas, el reconocimiento de iris puede ser considerado fácilmente como la forma más confiable de biometría, aun más confiable que la comparación de ADN, ya que la probabilidad de encontrar dos iris

idénticos es de aproximadamente 1 en 10^{78} [6], esto ha contribuido a que el reconocimiento de iris sea objeto de interés desde hace años. Dicho reconocimiento involucra la segmentación del iris de una imagen digital y después la extracción de los patrones característicos a ser comparados con patrones previamente registrados en una base de datos. Actualmente el sistema con mayor éxito es el desarrollado y patentado por Daugman [7], en el que se propone una representación en coordenadas polares de la imagen del iris, el objetivo es reducir los efectos de la dilatación de la pupila y la utilización de filtros de Gabor para la extracción de las características del iris [4]. Por otra parte, Ma y colaboradores [8,9] utilizaron un filtro circular simétrico basado en los filtros de Gabor y un filtro de Gabor con diferentes frecuencias para la obtención de información del iris. Boles y colaboradores [10] propusieron un algoritmo basado en la transformada *wavelet* insensible ante ruido e iluminación. Aparentemente existe mucho trabajo en esta área de estudio, sin embargo, aún hay muchos aspectos por mejorar y explorar. Como por ejemplo, mejorar el preprocesamiento de la imagen; generar nuevas técnicas que sean más eficientes para extraer las características del iris y sobre todo reducir el costo computacional para emplear el menor tiempo posible.

La tesis comprende seis capítulos: en el primero se realiza una introducción general al reconocimiento de patrones de individuos a partir de sistemas biométricos, en particular del iris. En el capítulo 2 se establece el objetivo. En el capítulo 3 se presenta la metodología usada para el preprocesamiento de la imagen digital del iris del ojo humano. En el capítulo 4 se explica el procedimiento realizado para extraer las características predominantes en la textura del iris y el correspondiente análisis de los resultados en el capítulo 5. Finalmente, en el capítulo 6 se presentan las conclusiones.

CAPÍTULO II: PREPROCESAMIENTO DE LA IMAGEN DIGITAL DEL IRIS DEL OJO HUMANO

Durante los últimos años, los sistemas digitales de reconocimiento de patrones del iris del ojo humano han incrementado en popularidad, se estima que el número de comparaciones es de más de 1×10^{14} cada día [12]. Estos sistemas han cambiado muy poco en su manera de operar, en su mayoría se encuentran compuestos de varios subsistemas que, trabajando ya sea de manera independiente o conjunta, corresponden a las etapas principales del reconocimiento de patrones del iris del ojo humano en imágenes digitales. Dichas etapas son [13]:

1. Preprocesamiento de la imagen.
2. Extracción de características.
3. Comparación de características con respecto a una base de datos de imágenes de referencia.

A grosso modo, se puede considerar al iris como una estructura anular que se encuentra entre la esclerótica y la pupila, Fig. 2.1. Éste tiene patrones altamente aleatorios, los cuales pueden ser tan distintivos como surcos, anillos y collares en zigzag.

El iris se empieza a formar a partir del tercer mes de gestación [14], y los tejidos que componen sus patrones se terminan de formar para el octavo mes. La red trabecular forma la textura predominante bajo la luz visible, mientras que en longitudes de onda del infrarrojo cercano (NIR), los patrones son en su mayor parte producidos por la estroma [15]. En este trabajo se utilizarán imágenes digitales del ojo humano obtenidas bajo iluminación en el infrarrojo cercano, la cual comprende longitudes de onda entre los 700 y 1,000 nm.

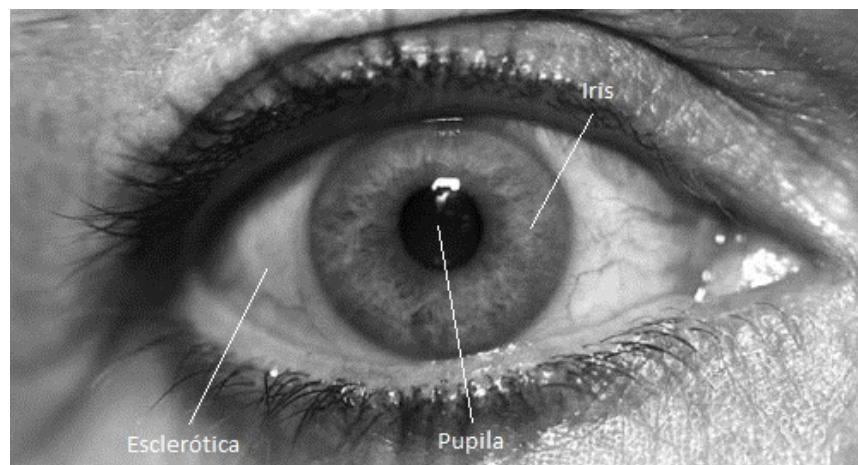


Fig. 2.1. Imagen del ojo humano capturada bajo luz visible [13].

II.1 Segmentación

Para la automatización del reconocimiento de patrones en imágenes digitales del iris, el primer paso lógico a seguir es segmentar la imagen, tomando en cuenta que uno de los factores que juega un papel primordial en la segmentación es la calidad de la imagen. El proceso de segmentación es crítico para llevar a cabo el reconocimiento del iris con éxito, una mala segmentación ocasionará que información que no es parte del iris sea falsamente considerada como tal, afectando negativamente el desempeño del sistema. En este trabajo, las imágenes se van a segmentar considerando que tanto la región del iris como la de la pupila son círculos, no siempre concéntricos, donde el círculo exterior corresponde a la región del iris y el círculo interior a la región de la pupila. La base de datos utilizada es CASIA-IrisV1, recolectada por Chinese Academy of Sciences - Institute of Automation (CASIA) [16]. CASIA-IrisV1 contiene 756 imágenes digitales en escala de grises de ojos humanos, en ellas la pupila ha sido detectada automáticamente y reemplazada por una región circular de intensidad constante correspondiente al negro, esto con el fin de cubrir las reflexiones especulares al momento de tomar las fotografías, Fig. 2.2.

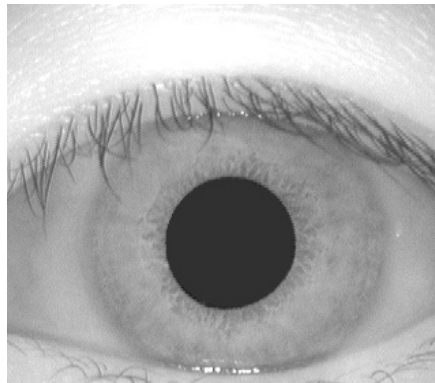


Fig. 2.2. Imagen de la base de datos CASIA-IrisV1. Cabe hacer notar la región circular de intensidad constante que cubre la pupila.

La técnica de segmentación se basa en la transformada de Hough, desarrollada para detectar estructuras geométricas regulares en imágenes digitales. Propuesta y patenda por Paul Hough en 1962 [18], esta técnica se utilizaba para detectar líneas rectas en imágenes digitales, aunque poco después su uso se extendió a la identificación de cualquier estructura que pudiese ser parametrizada; como circunferencias o elipses. Ésta es una técnica muy robusta frente al ruido y a la existencia de huecos en la frontera de la región de interés.

II.1.1 Técnica de segmentación

Supongamos que se tiene una imagen que ha sido sometida a un proceso de detección de bordes, el objetivo de la transformada de Hough es encontrar puntos alineados que puedan existir en la imagen, esto es, que satisfagan la ecuación de la recta. La idea principal es considerar a la recta en término de sus parámetros (m, b) y no como puntos $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ dentro de la imagen.

Consideremos el punto (x_i, y_i) en la imagen y la ecuación general de la recta $y = mx + b$, entonces existe un número infinito de rectas, con pendiente y ordenada al origen diferentes que pasan por ese punto y todas ellas satisfacen la condición

$$y_i = mx_i + b, \tag{1}$$

como no es posible representar rectas verticales con la ec. (1), Duda y Hart [19] propusieron utilizar la representación

$$r = x \cos \theta + y \sin \theta, \tag{2}$$

donde r es la distancia desde el origen al punto más cercano a esa recta, y θ es el ángulo entre dicha recta y el eje horizontal. Además, al reescribir a la ec. (2) como

$$y = -\frac{\cos\theta}{\sin\theta}x + \frac{r}{\sin\theta}, \quad (3)$$

y al definir a $m = -\frac{\cos\theta}{\sin\theta}$ y $b = \frac{r}{\sin\theta}$, se obtiene la ec. (1). Así, es posible asociar a cada recta que pase por un punto en la imagen un par (r, θ) que es único cuando $\theta \in [0, \pi)$ y $r \in \mathbb{R}$, Fig. 2.3. Al espacio (r, θ) se le llama espacio de Hough.

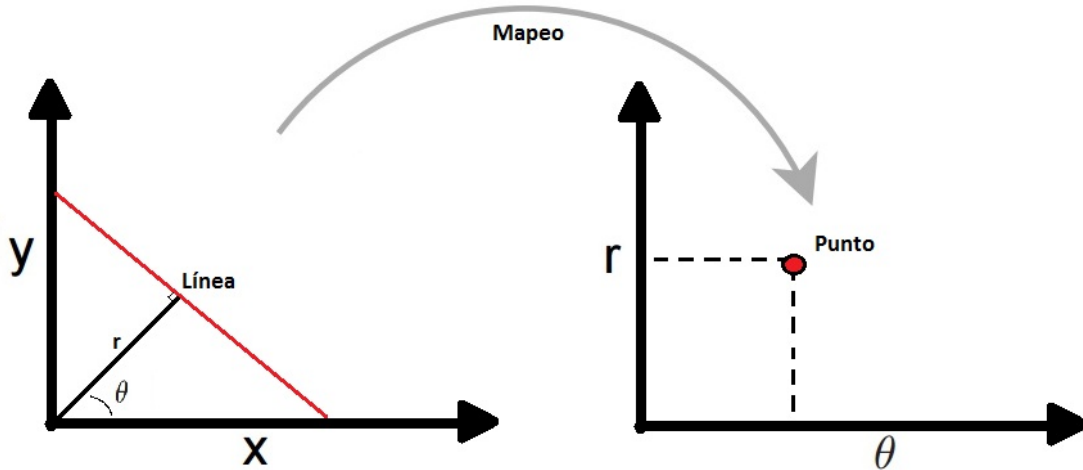


Fig. 2.3. Mapeo de una recta al espacio de Hough. Nótese cómo un sólo punto en el espacio de parámetros representa a una línea en su totalidad.

Si se grafican todas las rectas que pasan a través de un punto P_0 dado, obtendremos una curva sinusoidal en el espacio de Hough, Fig. 2.4. Así mismo, si se grafican todas las líneas rectas que pasan a través de los puntos P_0 y P_1 se obtendrán dos curvas sinusoidales en el espacio de parámetros, la intersección de ambas curvas es un par ordenado (r, θ) que describe la recta que pasa por ambos puntos, Fig. 2.5.

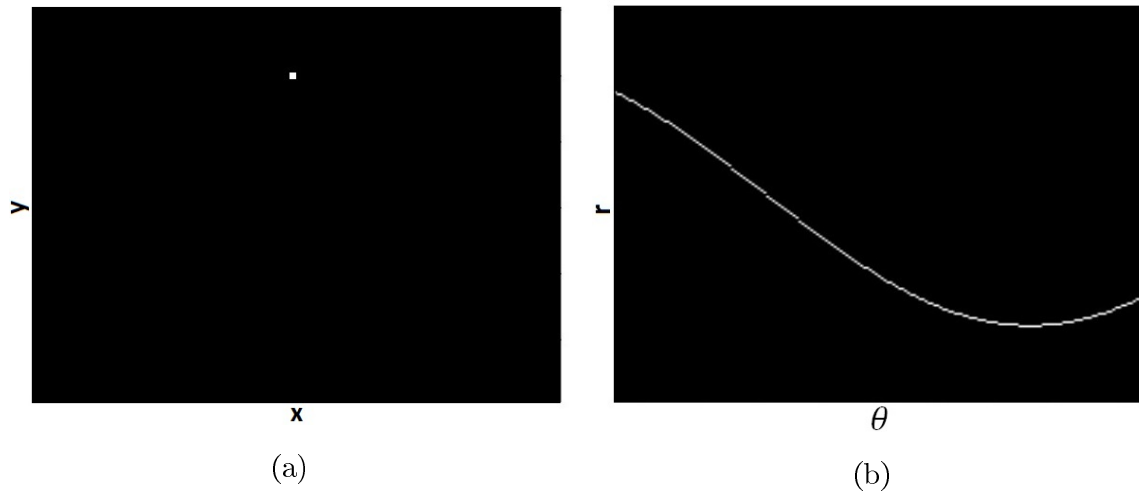


Fig. 2.4. (a) Punto P_0 en el espacio (x, y) . (b) Espacio de Hough: mapeo de todas las rectas que pasan a través de P_0 en el espacio de Hough.

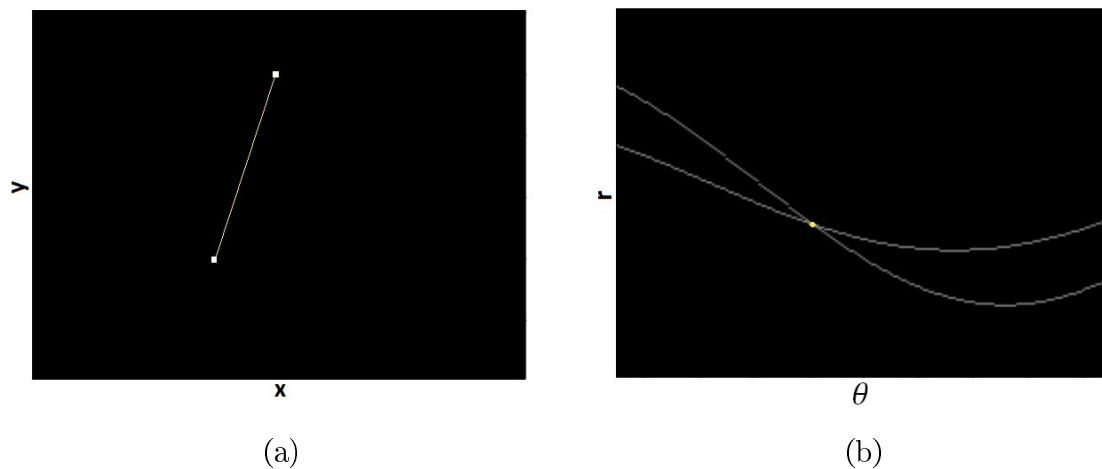


Fig. 2.5. (a) Puntos P_0 y P_1 en el espacio (x, y) . (b) Espacio de Hough: mapeo de todas las rectas que pasan a través de los puntos P_0 y P_1 . El punto de intersección en el espacio de Hough corresponde a la recta que une a ambos puntos en el espacio (x, y) .

Para encontrar una recta en la imagen, es necesario determinar el lugar en donde más curvas se intersectan, para eso el espacio de parámetros se divide en pequeñas celdas inicializadas en el valor cero, las cuales actuarán como elementos de un acumulador. En general, la dimensión del acumulador depende del número de parámetros

desconocidos del problema, por lo que el tamaño de la celda dictará la resolución de la detección. En el caso de rectas, es suficiente un acumulador bidimensional gobernado por los parámetros r y θ , así al incrementar θ_i y calcular r_i para cada punto en la imagen se obtiene una entrada en el acumulador correspondiente al par (r_i, θ_i) . Al finalizar, se cuentan los votos que tiene cada celda, y los puntos que correspondan a celdas que tengan un número de votos mayor a un valor predeterminado serán clasificados como rectas, por ejemplo el 50 % del valor máximo del acumulador. En la Fig. 2.6 se ejemplifica dicho proceso, se le asignará un voto a cada celda que contenga alguna parte de la curva sinusoidal en el espacio de Hough. Naturalmente, en las celdas donde se tengan intersecciones entre las curvas se tendrán más votos y serán mejores candidatas a ser líneas rectas en el espacio geométrico.

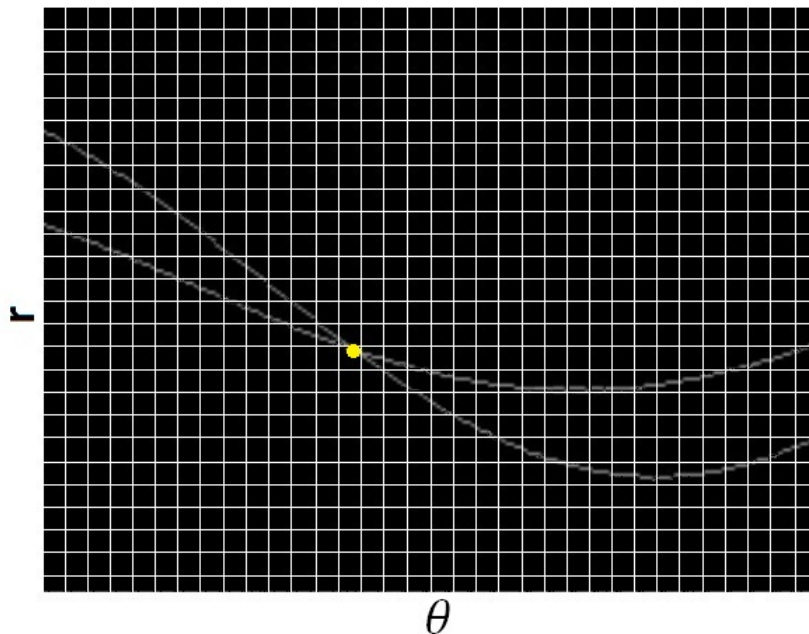


Fig. 2.6. Ejemplo de celdas de acumulación en el espacio de Hough. La celda correspondiente a la intersección entre ambas curvas (punto amarillo) contiene dos votos.

En teoría, cualquier tipo de curva se puede detectar si se expresa como una función de la forma

$$f(a_1, a_2, \dots, a_x, x, y,) = 0, \quad (4)$$

por ejemplo, se pueden detectar los puntos que forman el círculo de radio r y centro (a, b) , descrito por la ecuación

$$r^2 = (x - a)^2 + (y - b)^2, \quad (5)$$

en este caso se tienen tres parámetros a determinar (r, a, b) , lo que da lugar a un espacio de Hough tridimensional, con celdas en forma de cubo. El procedimiento en este caso es similar al caso de la recta y consiste en que para cada punto (x, y) de la imagen y para cada a y b , se calcula el valor de r y se actualiza la celda (r, a, b) correspondiente. Es claro que la complejidad y el tiempo de cómputo dependen directamente de la dimensión del espacio de parámetros.

Para el problema del iris y de la pupila, se puede determinar con anticipación un intervalo de valores para el radio y así simplificar significativamente el problema. Si r es conocido, la búsqueda se vuelve un problema bidimensional y el proceso de asignación de votos es similar al caso de líneas rectas. Cada punto (x, y) de la imagen será mapeado a un círculo de radio r y centro (x, y) en el espacio de parámetros, Fig. 2.7. Por lo que, se le agregará un voto a cada celda que contenga algún punto de dicho círculo. Naturalmente, los puntos de intersección tendrán un mayor número de votos y serán mejores candidatos a ser el centro de un círculo en el espacio geométrico. Por

consecuencia, los puntos (a, b) que correspondan a las celdas con un número de votos mayor a un valor determinado serán clasificados como círculos.

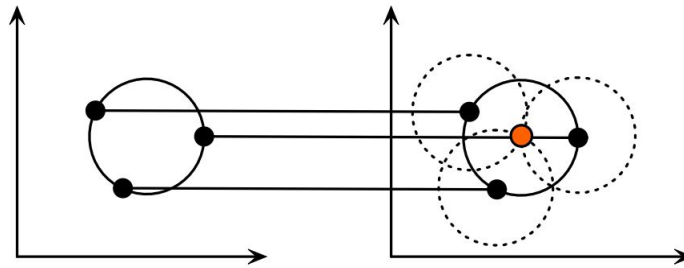
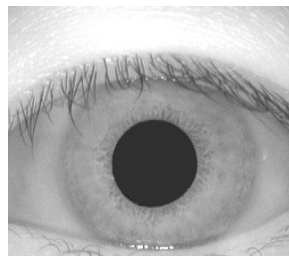
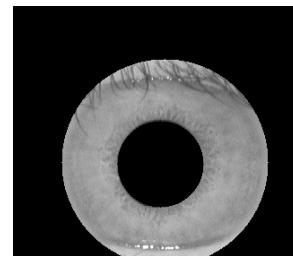


Fig. 2.7. Cada punto en el espacio (x, y) (izquierda) genera un círculo en el espacio de parámetros (derecha). Cada círculo en el espacio de parámetros agrega un voto a cada celda que contenga puntos del mismo [21].

Una vez identificados los círculos que representan tanto a la pupila como al iris, se procede a filtrar la imagen del ojo humano con una máscara binaria. Dicha máscara tiene como entrada unos en la región entre la frontera iris-esclerótica y la frontera iris-pupila, y ceros en todos los demás lugares. El resultado de la segmentación se muestra en la Figura 2.8(b).



(a)



(b)

Fig. 2.8. Ejemplo de la segmentación del iris en una imagen digital. (a) Imagen de la base de datos CASIA-IrisV1. (b) Imagen del iris obtenida después de segmentar la imagen.

II.2 Normalización

Una vez realizada una segmentación exitosa, la siguiente etapa del sistema es la representación uniforme, tomando en cuenta que el tamaño de la imagen problema debe ser igual a las del banco de imágenes de referencia. Las diferencias en la representación del iris pueden ser causadas por diversos factores, como el nivel de iluminación al momento de tomar la fotografía y, por ende, la dilatación de la pupila; la rotación del ojo en relación a la cavidad orbitaria e incluso por la distancia del iris a la cámara o alguna inclinación de la misma. Además, la región de la pupila no siempre es concéntrica en relación al iris. El proceso de normalización dará como resultado imágenes del mismo tamaño que, dado dos imágenes del mismo iris pero bajo diferentes condiciones, se tengan las características que las representan en la misma localización espacial [20].

J. Daugman [7] propuso una representación del iris en coordenadas polares, donde se mapea a cada punto de la región del iris con coordenadas (x, y) a un bloque rectangular con coordenadas (r, θ) , para $r \in [0, 1]$ y $\theta \in [0, 2\pi]$, Fig. 2.9. El modelo de Daugman resuelve los problemas de la dilatación de la pupila, distancia de la cámara al ojo y la localización no concéntrica de la pupila. El mapeo de la región del iris en coordenadas (x, y) a la representación polar no concéntrica se modela por

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta), \quad (6)$$

con

$$\begin{aligned} x(r, \theta) &= (1 - r)x_p\theta + rx_l\theta, \\ y(r, \theta) &= (1 - r)y_p\theta + ry_l\theta, \end{aligned} \tag{7}$$

donde $I(x, y)$ es la imagen de la región del iris, (x, y) son las coordenadas en el plano cartesiano, (r, θ) son las correspondientes coordenadas polares normalizadas, y (x_p, y_p) y (x_l, y_l) son las coordenadas de los bordes de la pupila y el iris en la dirección θ [20].

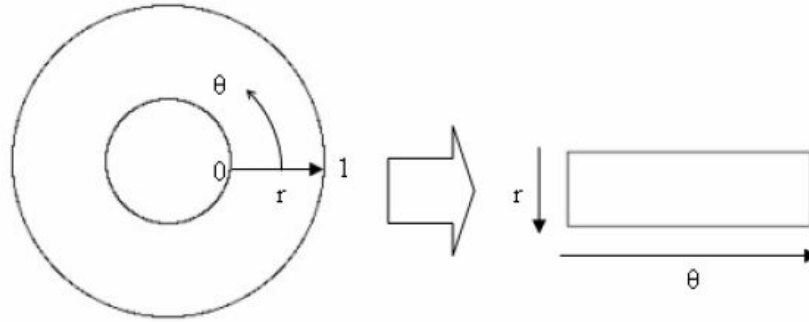


Fig. 2.9. Modelo de Daugman [22]. Se muestra la desenvoltura de la región anular del iris en un bloque rectangular de dimensiones constantes.

En este trabajo se utilizó una técnica basada en el modelo de Daugman, al considerar como punto de referencia al centro de la pupila, y de ahí seleccionar algunos puntos en cada línea radial. Al número de puntos seleccionados en la trayectoria radial, rayo r' en la Fig. 2.10, se le denomina resolución radial. Al número de puntos seleccionados en la trayectoria angular, curva θ en la Fig. 2.10, se le conoce como resolución angular. Como puede que la pupila no esté centrada en el iris, se necesi-

ta una manera de mapear y reescalar los puntos dependiendo de en qué ángulo se encuentren. Matemáticamente está dado por

$$r' = \sqrt{\alpha\beta} \pm \sqrt{\alpha\beta^2 - \alpha - r_I^2}, \quad (8)$$

con $\alpha = \sigma_x^2 + \sigma_y^2$ y $\beta = \cos\left(\pi - \arctan\left(\frac{\sigma_y}{\sigma_x}\right) - \theta\right)$, donde r_I es el radio del iris, σ_x y σ_y son el desplazamiento del centro de la pupila relativo al centro del iris y r' es la distancia entre el borde de la pupila y el borde exterior del iris a un ángulo θ . Posteriormente, se elige un número constante de puntos en cada línea radial independientemente de que tan angosta o ancha sea la región del iris a un ángulo dado, esto con el fin de que el proceso de normalización transforme la región en forma de dona en un bloque rectangular de dimensiones constantes: de anchura igual a la resolución angular y altura igual a la resolución radial, Fig. 2.11.

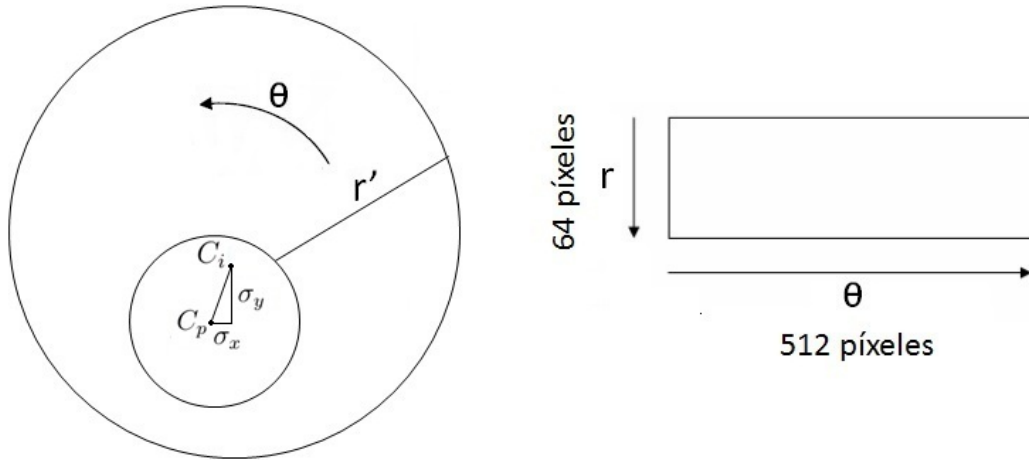


Fig. 2.10. Ilustración del proceso de normalización con resolución radial de 64 píxeles y resolución angular de 512 píxeles [20].

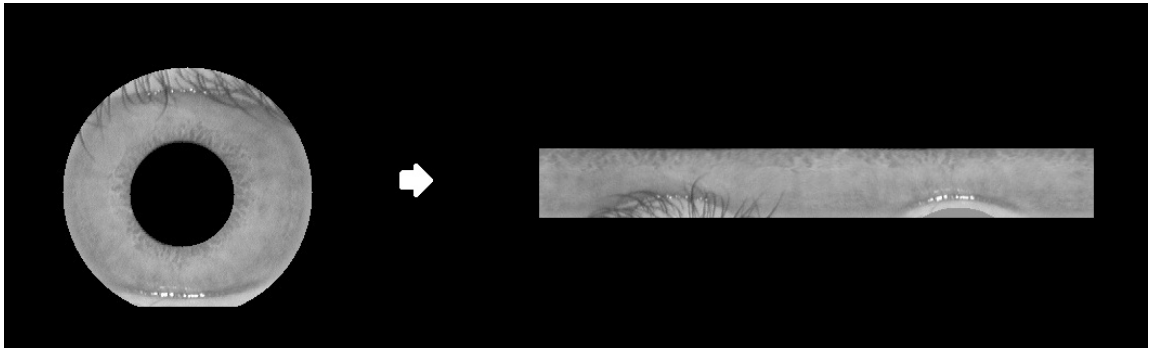


Fig. 2.11. Ejemplo del proceso de normalización. La imagen en forma de dona se transforma en un bloque rectangular de tamaño 64×512 píxeles.

Una vez normalizada la imagen del iris, se realiza la ecualización del histograma [9], posteriormente se remueve el ruido en altas frecuencias al filtrar la imagen con un filtro Gaussiano pasa bajas. Del análisis de la metodología, se encontró que la región correspondiente a las tres cuartas partes superiores de la imagen es la que provee la información útil para el reconocimiento del iris e inclusive se disminuye considerablemente la interferencia de los párpados, a dicha sección la llamaremos región de interés. En la Fig. 2.12 se indica la región de interés en el rectángulo azul. De acuerdo a la metodología de extracción de características, la región de interés fue dividida en ocho subimágenes de tamaño 48×64 píxeles, como se muestra en la Fig. 2.12.

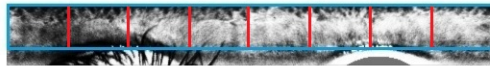


Fig. 2.12. Imagen normalizada, donde la región de interés está contenida en el rectángulo azul y éste se encuentra dividido en ocho pequeños bloques. Se observa como se ha resaltado las características más finas de la textura del iris.

CAPÍTULO III: EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

El iris cuenta con una textura muy interesante; la finesa de los detalles impide a simple vista realizar una diferenciación de dos iris diferentes con la misma facilidad con la que se distinguen dos objetos cotidianos diferentes. Por lo tanto, se busca un método que sea sensible a los detalles locales del iris, pero que provea de una representación de la información global.

Los filtros de Gabor son una herramienta muy importante en el procesamiento de imágenes y en el reconocimiento de patrones, por ejemplo en: realce, compresión, detección de bordes y segmentación de imágenes [25]. Durante los últimos años, las metodologías basadas en las funciones de Gabor se han utilizado ampliamente en el análisis de texturas [23].

Una función de Gabor es una senoide modulada por una función gaussiana. La respuesta impulsiva de un filtro de Gabor 2D es una función de $\mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ dada por

$$G(x, y; \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x'^2}{\delta_x^2} + \frac{y'^2}{\delta_y^2} \right] \right\} \exp \{ 2\pi i f x' \}, \quad (9)$$

con

$$\begin{aligned}x' &= x \cos \theta + y \sin \theta, \\y' &= y \cos \theta - x \sin \theta,\end{aligned}\tag{10}$$

y f la frecuencia de la onda plana sinusoidal en la dirección θ , contraria al sentido de manecillas del reloj; $\delta_{x'}$ y $\delta_{y'}$ las constantes espaciales que determinan la anchura y la altura de la envolvente gaussiana en los ejes x' y y' respectivamente [8], con la relación entre la anchura y altura de $\delta_{x'}/\delta_{y'}$.

En las subregiones de la región de interés, la información de la frecuencia es la que resulta ser útil para diferenciar entre iris de diferentes personas. Esto, aunado a la capacidad de los filtros de Gabor para capturar con facilidad la información en frecuencias y orientaciones diferentes, se genera una herramienta muy poderosa para el reconocimiento de iris [9].

El filtro de Gabor implementado para el análisis de texturas utiliza solamente el módulo de la ec. (9). Dicha metodología es la que ha demostrado obtener mejores resultados en la identificación de individuos [24], ya que la información de la fase suele ser muy sensible al ruido [26]; además de que reduce el tiempo de cómputo en la etapa de comparación porque trabaja con vectores de características de menor longitud.

En este trabajo se construyó un banco de filtros de Gabor 2D, ec. (9), con frecuencias de espaciamiento de media octava entre ellas y con orientaciones espaciales

de 45° de separación. Dicha selección ha demostrado tener un mayor porcentaje de éxito en la correcta identificación de individuos, tanto como para la frecuencia [27] y la orientación [24]. En base a la respuesta de los filtros, se tomó como frecuencia mínima 3 ciclos/píxel y se construyó el banco de filtros de Gabor con cuatro frecuencias más a cuatro diferentes orientaciones. Esto es, los parámetros utilizados fueron las frecuencias de 3, 4.24, 6, 8.48 y 12 ciclos/píxel, a orientaciones espaciales de 0° , 45° , 90° y 135° . Siguiendo la metodología propuesta en el análisis de texturas, usaremos únicamente el módulo del filtro de Gabor 2D dado en la ec. (9) aplicado a la imagen digital. En la Fig. 3.1 se muestra el módulo de la respuesta impulsiva del filtro de Gabor para las cinco diferentes frecuencias y cuatro orientaciones propuestas.

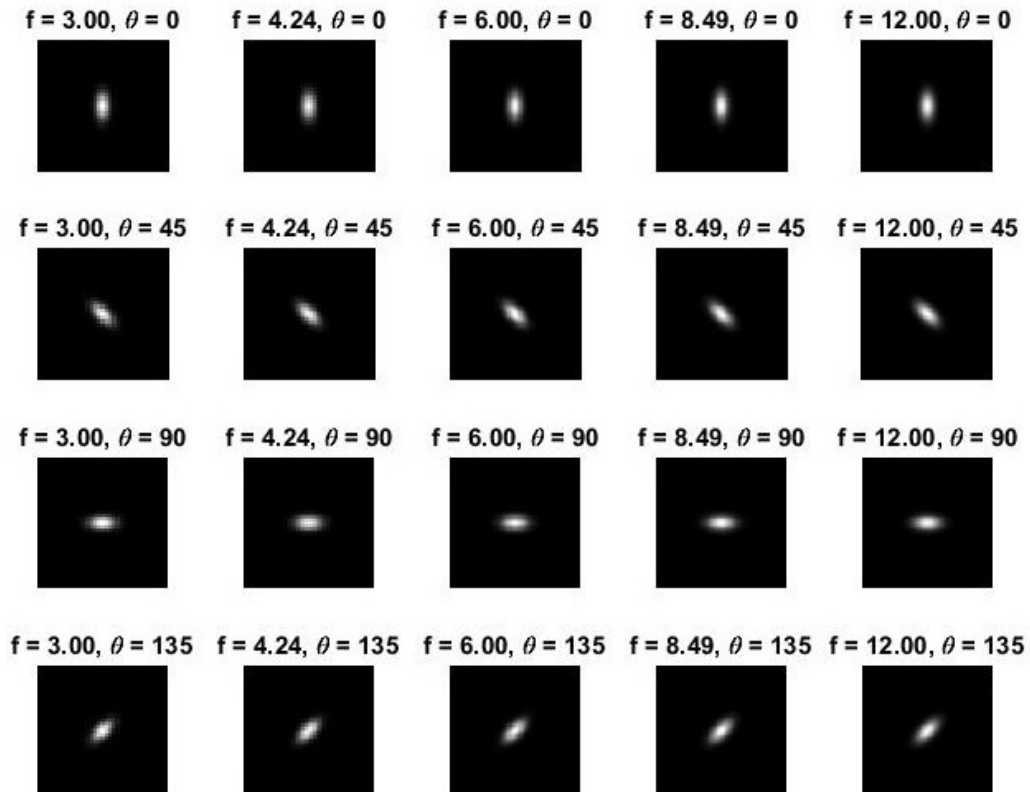


Fig. 3.1. Módulo de la respuesta impulsiva del filtro de Gabor 2D de la ec. (9). Se observa como estos se encuentran orientados en el sentido señalado.

La región de interés, ejemplificada en la Fig. 2.12, se dividió en ocho subimágenes de 48×64 píxeles debido a que la respuesta de los filtros de Gabor es muy distinta cuando se realiza el filtrado a cada una de ellas a cuando se realiza el filtrado a la región de interés en su entidad, Fig. 3.2. La elección del número de subimágenes a utilizar fue hecha con base a lo reportado en [8], en donde se obtienen resultados satisfactorios sin comprometer el tiempo de cómputo. Al analizar los resultados del filtrado de las subimágenes se pudo constatar que no es necesario tener un número muy grande de filtros, sino contar con un espaciamiento adecuado en las frecuencias y orientaciones utilizadas. Aunque los parámetros usados para la frecuencia máxima y mínima fueron determinados empíricamente en base a la respuesta de los filtros, la separación óptima de las orientaciones de los mismos fue seleccionada de acuerdo a lo reportado en [8]. Por lo que, al utilizar cinco frecuencias con espaciamiento de media octava, y cuatro orientaciones diferentes de 45° entre ellas, se pudo capturar la información relevante de cada subimagen de la región de interés de manera satisfactoria y rápida, Fig. 3.3.

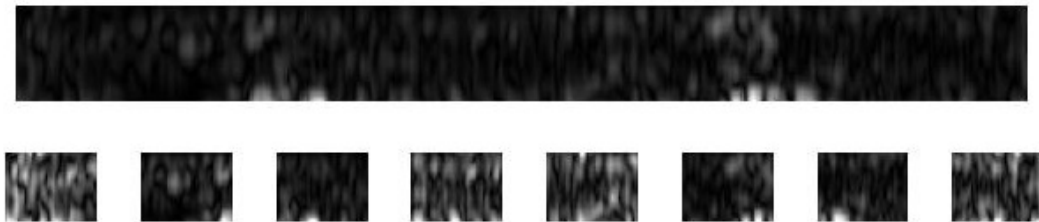


Fig. 3.2. Visualización del módulo del filtro de Gabor 2D aplicado a la región de interés y a las subimágenes, para una frecuencia de 6 ciclos/píxel y una orientación de 0° . Se observa como se obtiene una mejor respuesta al realizar el proceso por subimágenes.

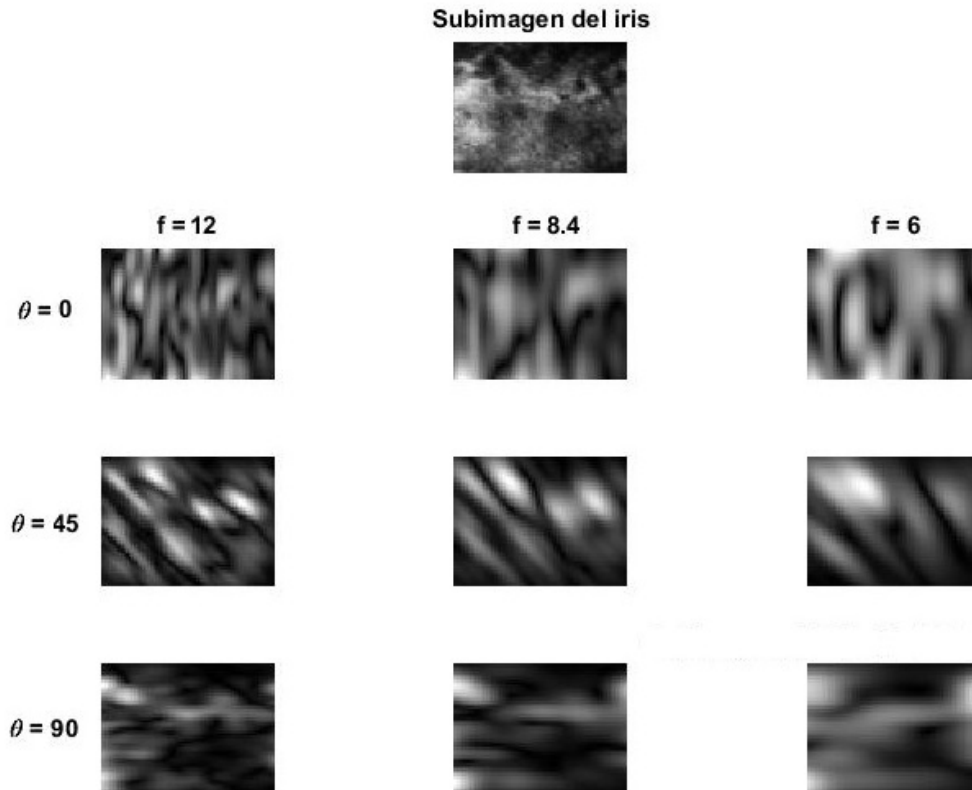


Fig. 3.3. Visualización del módulo de nueve filtros de Gabor 2D aplicados a una subimagen. Se puede apreciar como los filtros de Gabor responden a la información orientada en diferentes direcciones.

Al trabajar con las subimágenes se está obteniendo información local, lo que nos permitirá construir un vector de características que represente la información global del iris con mayor detalle [8]. Entonces, cada una de las ocho subimágenes se filtraron con cada filtro de Gabor, y como se tienen 20 filtros distintos y 8 subimágenes, se generan un total de 160 imágenes filtradas por cada iris, de las cuales se obtendrán las características.

La característica utilizada es la desviación media absoluta (MAD), la cual se define como

$$V = \frac{1}{N} \left(\sum_N |f(x, y) - m| \right), \quad (11)$$

donde N es el número de píxeles en la imagen, m es la intensidad promedio de la imagen, y $f(x, y)$ es la intensidad del píxel en el punto (x, y) . La desviación media absoluta es un valor estadístico similar a la variancia, pero que ha sido reportado con un rendimiento superior como valor de característica [8]. Finalmente, se construye un vector de características de longitud 160, donde cada entrada del vector corresponde al valor de la característica de cada subimagen filtrada con uno de los 20 filtros de Gabor.

Una vez terminada la extracción de características, se procede a realizar una comparación entre los vectores de características utilizando como métrica de comparación la distancia euclidiana. La distancia euclidiana entre los vectores de características $V_p^{(i)} = (v_{p,1}^{(i)}, v_{p,2}^{(i)}, \dots, v_{p,n}^{(i)})$ y $V_q^{(j)} = (v_{q,1}^{(j)}, v_{q,2}^{(j)}, \dots, v_{q,n}^{(j)})$ se define como

$$d_E(V_p^{(i)}, V_q^{(j)}) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (v_{p,k}^{(i)} - v_{q,k}^{(j)})^2}. \quad (12)$$

Lo que se espera es que la distancia euclidiana entre imágenes diferentes del iris de la misma persona, $V_p^{(i)}$ y $V_q^{(j)}$, debe ser menor en comparación con las imágenes del iris de otra persona $V_p^{(i)}$, de lo contrario el sistema identificará erróneamente al individuo.

CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DE RESULTADOS

En este trabajo se utilizó la base de datos CASIA-IrisV1 [16], la cual contiene 756 imágenes en escala de grises de 108 ojos diferentes. Para cada ojo, se tomaron siete imágenes en dos sesiones diferentes, en la primera sesión se obtuvieron tres muestras y cuatro en la segunda, Fig. 4.1.

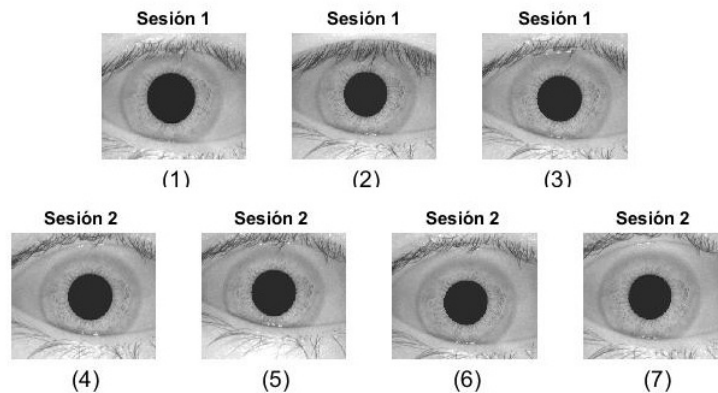


Fig. 4.1. Ejemplo de las siete imágenes del ojo de una persona, las cuales han sido capturadas en dos sesiones.

Principalmente, las imágenes son de personas de ascendencia asiática, cuyos ojos se caracterizan por tener iris altamente pigmentados y pestañas oscuras. Al momento de la captura de las imágenes se utilizó una iluminación en el infrarrojo cercano, porque de esta manera se exhibe de forma muy visible las características principales de la textura del iris [20].

Todas las imágenes tienen una resolución de 320×280 píxeles y para homogeneizarlas, así como también a la iluminación utilizada, se detectó automáticamente la región de la pupila, se procesó y reemplazó por una región circular de intensidad constante que oculta el reflejo de la escena. En la Fig. 4.2 se presenta una muestra de la primera sesión de las imágenes de ojos en la base de datos utilizada.

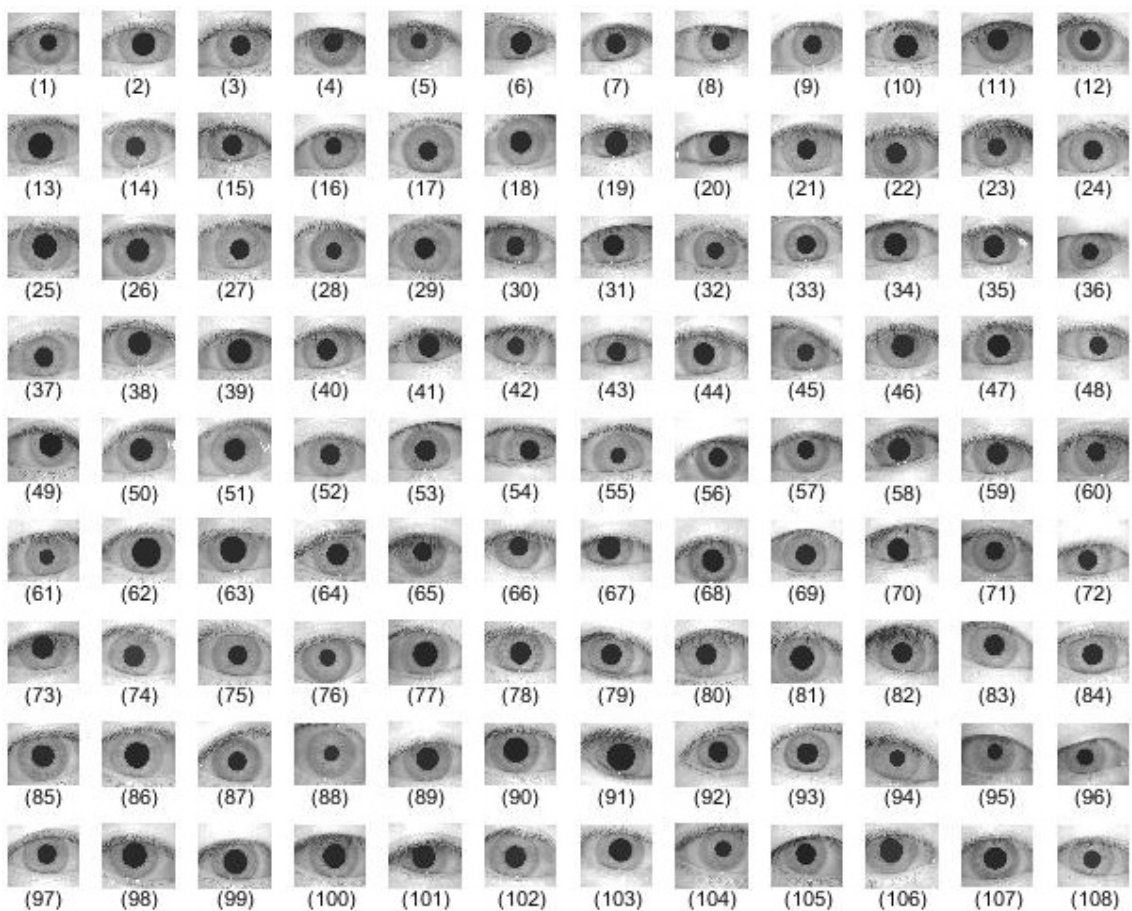


Fig. 4.2. Muestra de una imagen digital de la primera sesión de cada uno de los 108 ojos de la base de datos CASIA-IrisV1 [16]. Se puede apreciar que en algunos casos los párpados obstruyen la región del iris.

Como se cuenta con siete muestras por persona, para que el sistema fuera más robusto se construyó un vector, denominado vector promedio, mediante el promedio de los siete vectores de características; esto es, sean

$$\begin{aligned}
 V_1^{(j)} &= (v_{1,1}^{(j)}, v_{1,2}^{(j)}, \dots, v_{1,n}^{(j)}), \\
 V_2^{(j)} &= (v_{2,1}^{(j)}, v_{2,2}^{(j)}, \dots, v_{2,n}^{(j)}), \\
 &\quad \vdots \\
 V_7^{(j)} &= (v_{7,1}^{(j)}, v_{7,2}^{(j)}, \dots, v_{7,n}^{(j)}),
 \end{aligned} \tag{13}$$

los siete vectores de características de la persona j -ésima. Definimos al vector promedio como

$$V_P^{(j)} = (v_{P,1}^{(j)}, v_{P,2}^{(j)}, \dots, v_{P,n}^{(j)}), \tag{14}$$

donde

$$v_{P,k}^{(j)} = \frac{1}{7} \sum_{i=1}^7 v_{i,k}^{(j)}. \tag{15}$$

En la Fig. 4.3, las curvas en color negro muestran los siete vectores de características de las imágenes de la Fig. 4.1 y la curva color azul el correspondiente vector promedio. Los vectores de características de las siete imágenes son muy similares, pero no siempre es el caso. Por ejemplo, en la Fig. 4.4 se presentan las gráficas de los siete vectores de características de las imágenes correspondientes a la persona etiquetada con el número 106 (Fig. 4.2), donde se observa una variabilidad entre las curvas, es por ello la necesidad de utilizar el vector promedio.

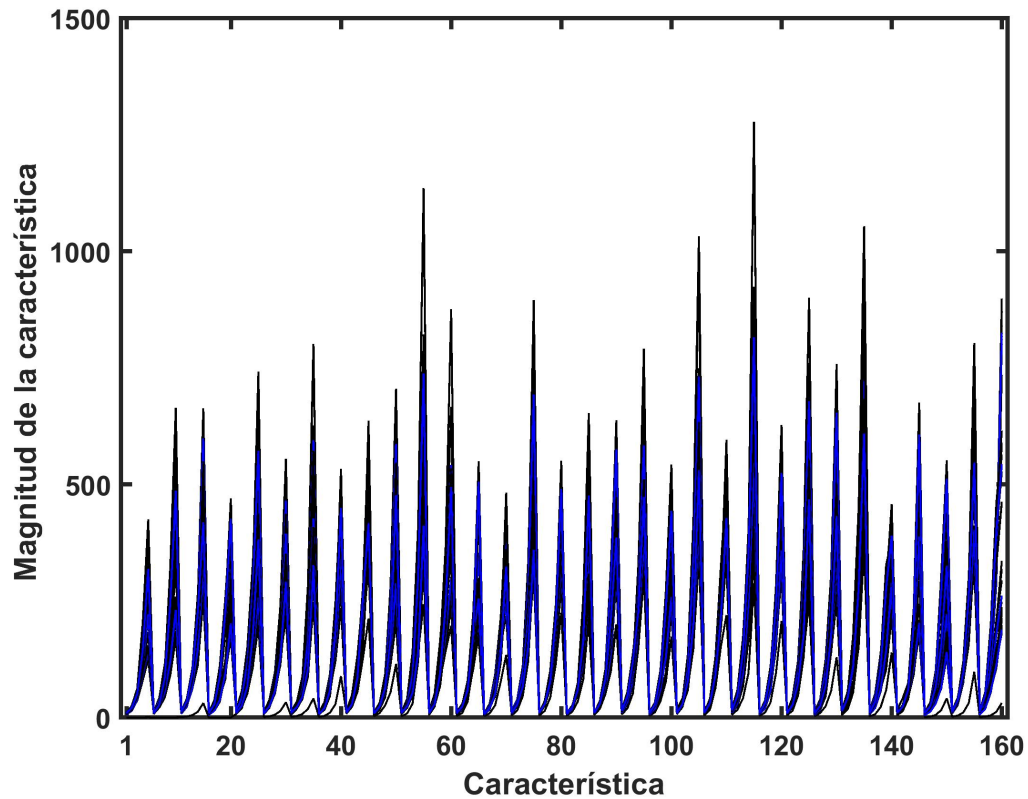


Fig. 4.3. Gráfica de los vectores de características de las imágenes de la Fig. 4.1, curvas color negro, la curva en color azul muestra el correspondiente vector promedio.

Resulta lógico que si se compara el vector promedio del ejemplo de la Fig. 4.3., la persona etiquetada con el número 86 en la base de datos (Fig. 4.2), con el vector de características correspondiente a la imagen del ojo de otra persona (por ejemplo la número 50) no se parezcan, Fig. 4.5.

La comparación de los vectores es más fácil de visualizar si se realiza mediante alguna métrica o función de correlación, en este trabajo de tesis se utilizará la dis-

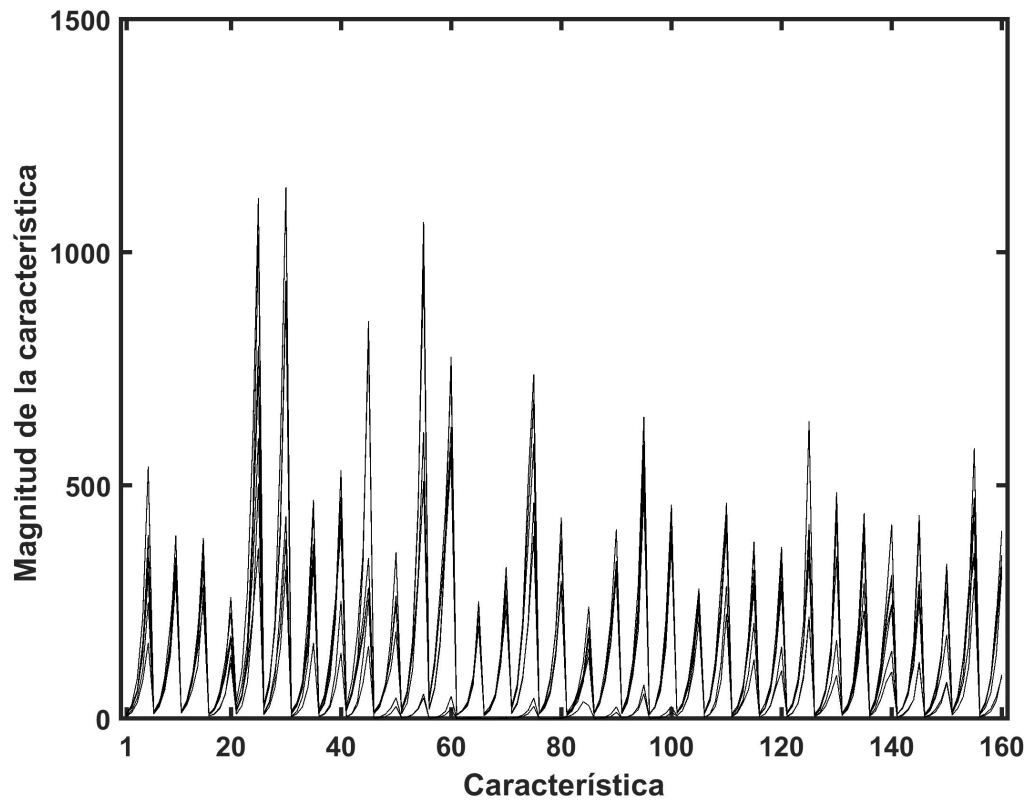


Fig. 4.4. Gráfica de los vectores de características de las imágenes de la persona etiquetada con el número 106, (Fig. 4.2). Se observa que dichos vectores no son muy parecidos.

tancia euclidiana entre un vector de referencia y los vectores de características. Por ejemplo, tomando como vector de referencia al vector promedio asociado a la persona número 86, en la Fig. 4.6 se muestra el valor de la distancia euclidiana de los vectores de características de las imágenes en la base de datos CASIA-IrisV1[16]. En el eje horizontal se indica a la persona con cuyas imágenes se está haciendo la comparación y en el eje vertical el valor de la distancia euclidiana obtenida. Los puntos de color verde indican los resultados obtenidos para los vectores de características de la Fig. 4.5, en color azul los que le corresponden a las siete imágenes de la persona número

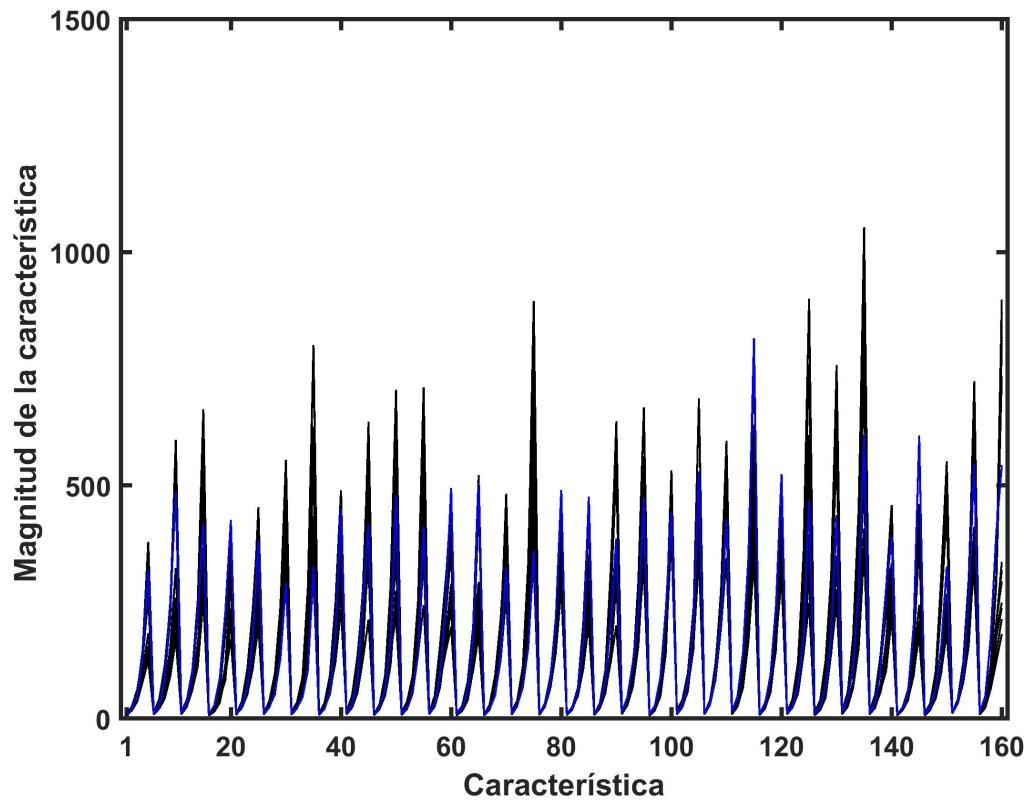


Fig. 4.5. Comparación entre el vector promedio correspondiente a la persona número 86 (curva en color azul) y los vectores de características de las siete imágenes de la persona número 50 (curvas en color negro). Los vectores de características son significativamente diferentes al vector promedio.

86, con las cuales se construyó el vector promedio que se está tomando como vector de referencia, y en color rojo están los valores de la distancia euclidiana correspondientes al resto de las imágenes de la base de datos. La recta constante en color negro indica la distancia euclidiana de mayor valor obtenido entre el vector promedio y los siete vectores de características usados en su construcción. A dicho valor se le denomina umbral.

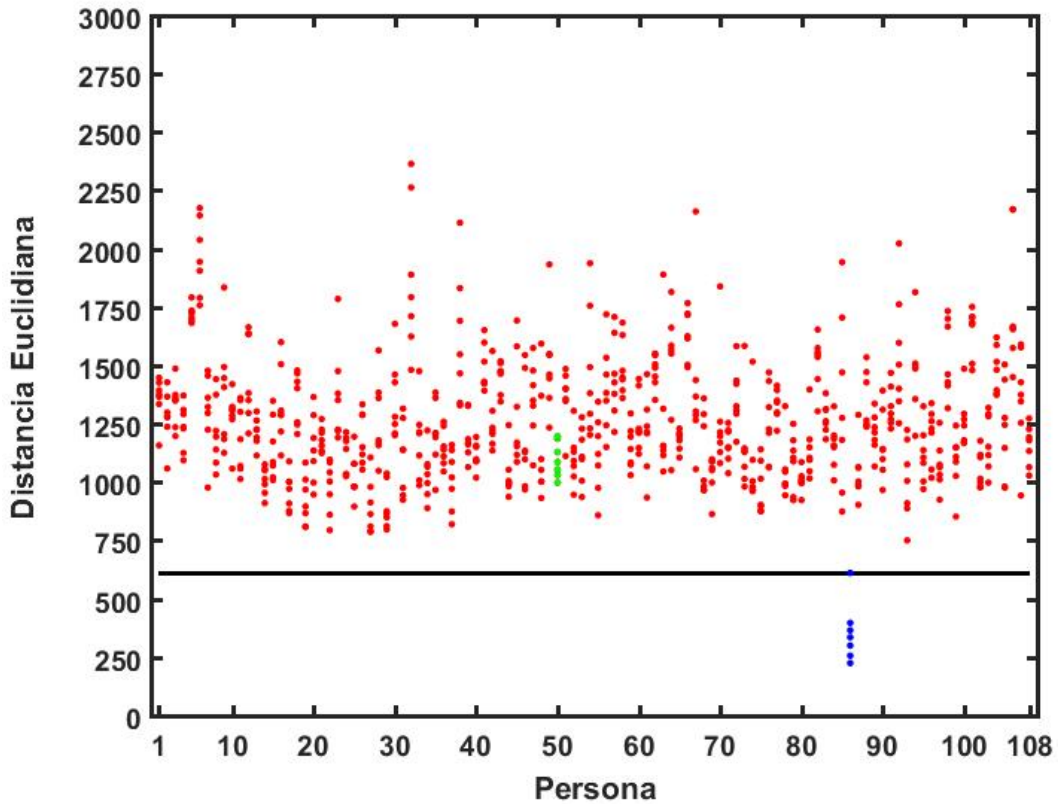


Fig. 4.6. Plano de salida usando como vector de referencia al vector promedio asociado a la persona etiquetada con el número 86.

En la Fig. 4.6 se observa que todos los puntos en color verde se encuentran muy por encima del umbral, esto significa que los vectores de características de las imágenes de la persona 50 y el vector promedio asociado a la persona 86 son muy distintos, como se mostró en la Fig. 4.5. Además, como también todos los puntos en color rojo se encuentran por encima del umbral y los únicos puntos por debajo o igual al umbral son los de color azul, el sistema clasifica satisfactoriamente a todas las imágenes de la persona número 86.

Si en lugar del vector promedio se tomara como vector de referencia, por ejemplo, el vector de características de la primera imagen tomada en la primera sesión para la persona número 86 y se construye el plano de salida, Fig. 4.7, para todas las imágenes de la base de datos CASIA-IrisV1[16], se obtiene que el sistema de reconocimiento de patrones ya no trabaja eficientemente, pues clasifica erróneamente imágenes de otras personas (como por ejemplo la número 20 ó 30) como número 86. Además, hay una gran dispersión entre los valores de la distancia euclidiana para las siete imágenes de la persona número 86 (puntos en color azul). Cabe recordar que para este caso los vectores de características son muy parecidos (Fig. 4.3), por lo que para aquellos casos donde los vectores de características de las siete imágenes sean muy distintos los resultados serán peores.

Se obtuvo un plano de salida para las imágenes de cada una de las personas en la base de datos CASIA-IrisV1[16] y se llegó a la conclusión de que el sistema de reconocimiento de patrones identifica exitosamente a los individuos cuando las imágenes han tenido un preprocesamiento exitoso durante el proceso de segmentación. Por ejemplo, en el caso de la persona número 63 una de las imágenes no fue segmentada correctamente. Esto se evidencia en el plano de salida de la Fig. 4.8 donde solamente uno de los puntos en color azul se traslapa con los puntos en color rojo. En la Fig. 4.9 se muestran las siete imágenes de la persona número 63, dichas imágenes fueron procesadas según la metodología y son las que se utilizan para obtener los vectores de características. La imagen en el recuadro rojo presenta una mala segmentación y es la que origina que el sistema de reconocimiento de patrones clasifique erróneamente las imágenes para la persona número 63. Por lo que se concluye que el sistema es

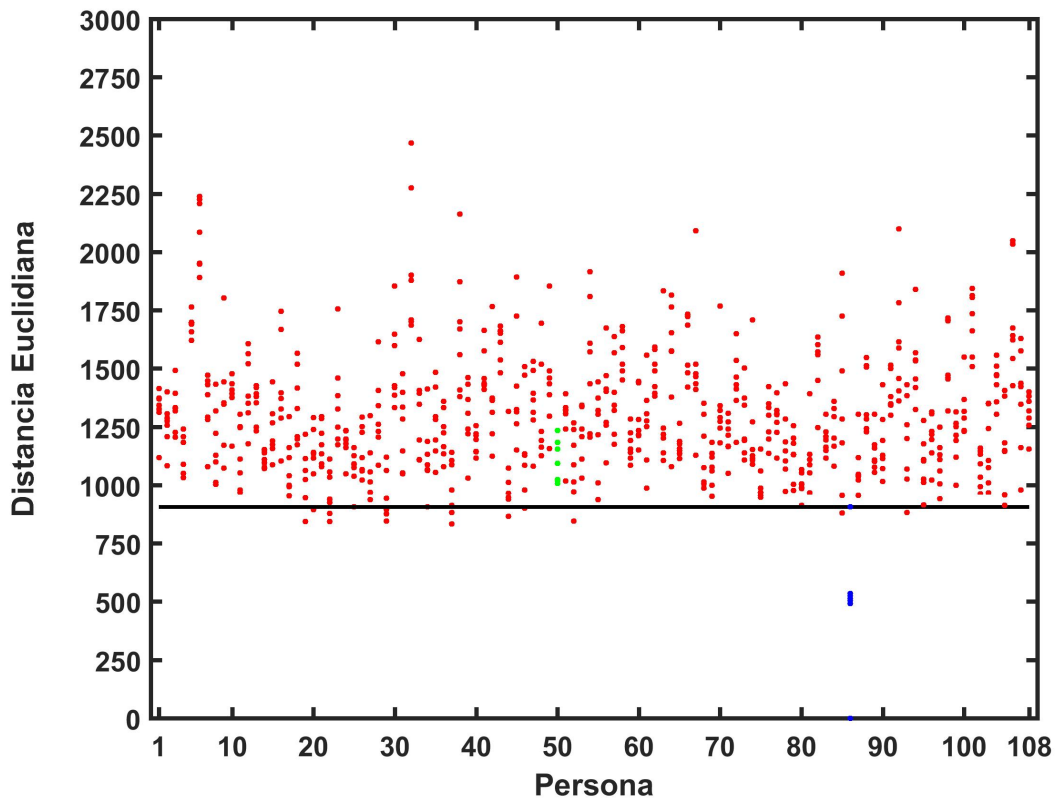


Fig. 4.7. Plano de salida de la persona etiquetada con el número 86 usando como vector de referencia uno de los vectores de características de sus siete imágenes.

muy sensible al proceso de segmentación. En total el sistema clasifica exitosamente a las imágenes de 49 personas y erróneamente a 59.

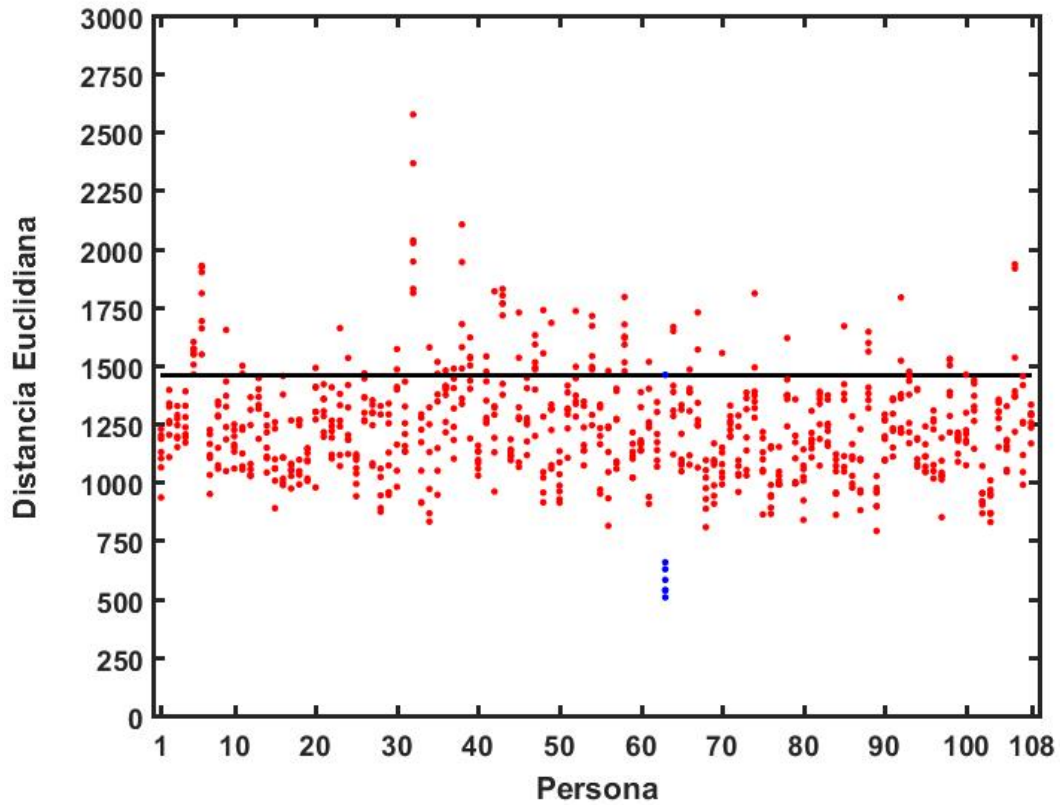


Fig. 4.8. Plano de salida usando como vector de referencia al vector promedio asociado a la persona etiquetada con el número 63.



Fig. 4.9. Las siete imágenes de la persona número 63 utilizadas en el sistema de reconocimiento de patrones. Se observa que la imagen en el cuadro recuadro rojo no fue segmentada correctamente.

CAPÍTULO V: CONCLUSIONES

En este trabajo de tesis, se desarrolló e implementó un sistema de reconocimiento de patrones en imágenes digitales del iris del ojo humano basado en los filtros de Gabor 2D. Dicho sistema involucra las etapas de preprocesamiento, extracción de características y comparación de las mismas.

La etapa de preprocesamiento de las imágenes comprende la segmentación de las mismas y se determinó que para el sistema propuesto es una etapa crítica dado los resultados obtenidos, ya que éstos indican que solamente identificará exitosamente a los individuos cuyas imágenes han tenido una segmentación satisfactoria. La mayoría de los sistemas de reconocimiento de patrones en imágenes digitales de iris reportados en la literatura omiten mencionar el papel clave que juega la etapa de segmentación. En dichos estudios se trabaja con bases de datos pequeñas, en donde las imágenes han sido seleccionadas por su calidad, textura bien detallada y alto nivel de contraste entre la esclerótica y el iris, facilitando drásticamente el proceso de segmentación. Los resultados de estos trabajos muestran una identificación exitosa cercana al 100 %.

La metodología aquí desarrollada es una propuesta viable para implementarse en aplicaciones en tiempo real, ya que es rápida y robusta ante obstrucciones causadas por los párpados en la región del iris. Extraer información solamente de una región

de interés de la imagen normalizada resultó muy efectivo y práctico, ya que se pudo omitir el uso (muy común en este tipo de sistemas) de la transformada de Hough para detectar las curvas parabólicas características de los párpados, reduciendo así el tiempo de cómputo. Además, se encontró que la correcta determinación de los parámetros a utilizar en los filtros de Gabor 2D, y no la cantidad de filtros, es el factor más importante en la construcción del banco de filtros. Éste es un resultado importante ya que la cantidad de filtros está directamente relacionada con el tiempo que se toma el sistema en extraer las características del iris.

Como trabajo a futuro, se propone mejorar el sistema para que sea más robusto en el proceso de segmentación. Además, se sugiere explorar otros métodos para llevar a cabo la segmentación del iris, ya que la transformada de Hough es un proceso que influye de manera significativa en el tiempo de cómputo.

REFERENCIAS

- [1] Rosenfeld, H. y Wechsler, H. *Pattern Recognition: Historical Perspective Directions and Future*. International Journal of Imaging Systems and Technology, Vol. 11, N.º 2, pp. 101-116, 2000.
- [2] Bishop, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*, p. 1. Springer, 2006.
- [3] Duda, R. O., Hart, P. E. y Stork D. G. *Pattern Classification*, p. 3, 2da Ed. Wiley, 2000.
- [4] Daugman, J. G. *High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, N.º 11, pp. 1148-1161, 1993.
- [5] Anderson, S. y Erbetta, J. *Authentication for secure environments based on iris scanning technology*. IEE Colloquium on Visual Biometrics, pp. 11-16, 2000.
- [6] Seetharaman, K. y Ragupathy R. *Iris recognition based image authentication*. International Journal of Computer Applications, Vol. 44, N.º 7, pp. 1-8, 2012.
- [7] Daugman, J. G. *How iris recognition works*. Proceedings of 2002 International Conference on Image Processing, Vol. 1, pp. I-36-I-36, 2002.

- [8] Ma, L., Wang, Y. y Tan, T. *Iris recognition based on multichannel Gabor filtering*. The 5th Asian Conference on Computer Vision, pp. 739-750, 2002.
- [9] L. Ma, Y. Wang, T. Tan. *Iris recognition using circular symmetric filters*. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, pp. 414-417, 2002.
- [10] Boles, W. y Boashash, B. *A human identification technique using images of the iris and wavelet transform*. IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 46, N.º 4, pp. 1185-1188, 1998.
- [11] Bařivina, D. *Gabor wavelets in image processing*. Doctoral Degree Programme.
- [12] Bowyer, K. W. y Burge, J. M. *Introduction to the Handbook of Iris Recognition*, p. 1. Springer-Verlag, 2013.
- [13] Rathgeb, C., Uhl, A. y Wild, P. *Iris Biometrics. From Segmentation to Template Security*, p. 4. Springer, 2012.
- [14] Kronfeld, P. y Anatomy, G. *Embryology of the eye. The Eye*. Academic Press, 1962.
- [15] Daugman, J.G. *The importance of being random: statistical principles of iris recognition*. Pattern Recognition, Vol. 36, N.º 2, pp. 279-2912, 2003.
- [16] CASIA-IrisV1. En línea: <http://biometrics.idealtest.org/>
- [17] Libor Masek, Peter Kovesi. *MATLAB Source Code for a Biometric Identification System Based on Iris Patterns*. The School of Computer Science and Software Engineering, The University of Western Australia, 2003.

- [18] Hough, P. V. C. *Method and means for recognizing complex patterns*. EE.UU, Patente N.º 3069654, 1962.
- [19] Duda, R. O. y P. E. Hart. *Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures*. Comm. ACM, Vol. 15, N.º 1, pp. 279-283, 1972.
- [20] Libor Masek. Recognition of human iris patterns for biometric identification, Tesis de Maestría, University of Western Australia, 2003.
- [21] Rhody, H. *Basic Morphological Image Processing*. Notas de clase, Rochester Institute of Technology, 2005. En línea: https://www.cis.rit.edu/class/simg782/lectures/lecture_10/
- [22] Jagadeesan, A., Thillaikkarasi, T., y Duraiswamy, K. *Secured Cryptographic Key Generation From Multimodal Biometrics: Feature Level Fusion of Fingerprint and Iris*. Biometrics and Bioinformatics, Vol. 1, N.º 8, pp. 110-119, 2009.
- [23] Ali Abdul Mun'im Ibrahim. *Iris Recognition Using Gabor Filters*. Al-Taqani, Vol. 21, N.º 6, 2008.
- [24] Clausi, D. y Jernigan, M. *Designing Gabor Filters for Optimal Texture Separability*. Pattern Recognition, Vol. 33, N.º 11, pp. 1835-1849, 2000.
- [25] Kong, A. W. K. *An analysis of Gabor detection*. Image Analysis and Recognition, pp. 64-27. Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [26] Štruc, V. y Pavešić N. *From Gabor Magnitude to Gabor Phase Features: Tackling the Problem of Face Recognition under Severe Illumination Changes*. Milos

Referencias

Oravec (Ed.), p. 220, 2010. En línea: <http://www.intechopen.com/books/face-recognition/from-gabor-magnitude-to-gabor-phase-features-tackling-the-problem-of-face-recognition-under-severe-i>

- [27] Bianconi, F. y Fernández, A. *Evaluation of the effects of Gabor filter parameters on texture classification*. Pattern Recognition, Vol. 40, N.º 12, pp. 3325-3335, 2007.