



TESINA DE LICENCIATURA

Título: Sistema de reconocimiento biométrico en ambientes de alta seguridad

Autores: María Laura Finamore – Juan Alberto Devincenzi

Director: Dr. R. Marcelo Naiouf

Codirector: Dra. Laura C. De Giusti

Asesor profesional: -

Carrera: Licenciatura en Sistemas

Resumen

En esta tesina se han analizado e implementado tres algoritmos existentes para el reconocimiento biométrico de personas por medio del iris. Los mismos fueron evaluados con diferentes bases de imágenes preexistentes, utilizadas habitualmente para evaluar y comparar este tipo de algoritmos. A partir de los resultados obtenidos, se realizaron mejoras sobre cada uno de ellos, buscando siempre la mejor implementación orientada a ambientes de seguridad. Esto derivó en el desarrollo de un algoritmo final, que considera las mejores cualidades de los tres algoritmos implementados y sus respectivas mejoras. Para su evaluación, de las bases de imágenes seleccionadas, se ha elegido aquella con características cercanas a las que se pueden presentar en un ambiente de alta seguridad, como las instituciones penitenciarias. Los resultados obtenidos por la implementación final son cercanos al óptimo y muestran claramente el nivel de desempeño y fiabilidad de este tipo de sistemas de reconocimiento biométrico.

Palabras Claves

Reconocimiento biométrico – Biometría – Seguridad – Reconocimiento biométrico de iris – Identificación – Verificación – Iris – Sistema – Algoritmo – Procesamiento de imágenes – Extracción de características – Distancia de Hamming – Distancia Euclidiana – Wavelet – 2DCWT – DCT – Gabor

Trabajos Realizados

Análisis de algoritmos de reconocimiento biométrico.

Implementación de algoritmos de reconocimiento biométrico.

Comparación de resultados obtenidos.

Mejoras sobre las implementaciones realizadas.

Implementación de algoritmo final considerando las cualidades y mejoras de los algoritmos implementados.

Conclusiones

Observando las ventajas que puede proporcionar un sistema de identificación, surge la inquietud acerca del desinterés de las entidades que aún no se acogen a estos sistemas. En particular los centros penitenciarios, que son una de las instituciones del estado, donde se necesita tener un sistema de identificación de personas que sea confiable y rápido. Por esto, se propone la utilización del sistema biométrico con similares características al desarrollado en esta tesina, del cual se han demostrado resultados aceptables y en comparación con otros métodos biométricos presenta ventajas considerables.

Trabajos Futuros

Aplicación de métodos que utilicen concurrencia o paralelismo en la implementación final desarrollada.

Estudio de arquitectura e infraestructura necesaria para la implementación de un “cerrojo biométrico” considerando sistemas biométricos de tipo facial, de iris y huella digital.

Estudio de algoritmo de procesamiento de imágenes utilizado para la obtención de la base *Syn* que permita realizar deformaciones sobre la imagen y permita preparar al sistema para intentos de fraude.

*A mi mamá.
A mi papá.
A mis hermanos.
A mi abuela, Berna.*

María Laura Finamore

*A mi esposa Laura.
A mis padres y hermana.
A mis abuelos y tío Julio Cesar, que estarían orgullosos de mí.*

Juan Alberto Devincenzi

Universidad Nacional de La Plata

Facultad de Informática



Sistema de Reconocimiento Biométrico en Ambientes de Alta Seguridad

Tesina de Licenciatura en Sistemas

Autores: María Laura Finamore – Juan A. Devincenzi

Director: Dr. R. Marcelo Naiouf

Codirector: Dra. Laura C. De Giusti

La Plata, Septiembre de 2011

Indice

Capítulo 1 - Introducción

1.1	Objetivo	3
1.2	Motivación	3
1.2.1	Biometría	4
1.2.2	Reconocimiento en ambientes de alta seguridad	5
1.3	Organización de la tesina	6

Capítulo 2 - Procesamiento de Imágenes

2.1	Introducción	9
2.2	Definición de Imagen	9
2.2.1	Imágenes binarias	10
2.2.2	Imágenes en escala de grises	10
2.3	Procesamiento de Imágenes	10
2.4	Adquisición	11
2.4.1	Introducción	11
2.4.2	Muestreo y Cuantificación	12
2.5	Relaciones básicas entre píxeles	13
2.6	Mejora de la imagen	14
2.6.1	Mejora en el dominio espacial	14
2.6.2	Mejora en el dominio de la frecuencia	20
2.6.3	Transformaciones Geométricas	24
2.7	Segmentación	25
2.7.1	Introducción	25
2.7.2	Detección de discontinuidades	27
2.7.3	Enlazado de bordes y detección de límites	30
2.7.4	Umbralización	33
2.8	Representación y Descripción	34
2.8.1	Esquema de Representación	35
2.8.2	Morfología	37
	Resumen	38

Capítulo 3 - Sistemas Biométricos

3.1	Introducción	41
3.2	Sistemas Biométricos	41
3.3	Clases de biometría	42
3.4	Requisitos y características de sistemas biométricos	43
3.5	Arquitectura de un sistema biométrico	43
3.5.1	Arquitectura	43

3.5.2 Modos de operación (Verificación e Identificación)	45
3.6 Medidas de desempeño	45
3.7 Sistemas biométricos	46
3.7.1 Huellas Dactilares	47
3.7.2 Geometría de la Mano	47
3.7.3 Reconocimiento Facial	47
3.7.4 Identificación por voz	48
3.7.5 Reconocimiento de firma	48
3.7.6 Reconocimiento de retina	49
3.8 Ventajas y desventajas de los sistemas biométricos	49
Resumen	51

Capítulo 4 - Reconocimiento Biométrico de Iris

4.1 Introducción	55
4.2 Estructura del ojo humano - El Iris	55
4.3 Características del iris para la identificación biométrica	56
4.4. Reconocimiento de iris como sistema biométrico	57
4.4.1. Adquisición de imagen	57
4.4.2. Preprocesamiento	58
4.4.3. Extracción y Codificación de características	60
4.4.4. Comparación	61
4.5. Hardware Específico en los sistemas de mercado	61
Conclusión	65

Capítulo 5 - Algoritmos Implementados

5.1 Introducción	69
5.2 Algoritmo 1: <i>Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition</i>	69
5.2.1 Preprocesamiento	69
5.2.1.1 Segmentación	69
5.2.1.2 Normalización	72
5.2.1.3 Mejora	72
5.2.2 Extracción y Codificación de características	72
5.2.2.1 Extracción	72
5.2.2.2 Codificación de características	74
5.2.3 Comparación	74
5.3 Algoritmo 2: <i>DCT-Based Iris Recognition</i>	74
5.3.1 Preprocesamiento	75
5.3.1.1 Segmentación	75
5.3.1.2 Normalización	76
5.3.1.3 Mejora	76
5.3.2 Extracción y Codificación de características	78
5.3.2.1 Extracción	78
5.3.2.2 Codificación de características	79

5.3.3 Comparación	79
5.4 Algoritmo 3: <i>Iris recognition Based on Multichannel Gabor Filtering</i>	80
5.4.1 Preprocesamiento	80
5.4.1.1 Segmentación	80
5.4.1.2 Normalización	80
5.4.1.3 Mejora	80
5.4.2 Extracción y Codificación de características	81
5.4.2.1 Extracción	81
5.4.2.2 Codificación de características	82
5.4.3 Comparación	82
Resumen	82

Capítulo 6 - Pruebas realizadas

6.1 Introducción	85
6.2 Bases de imágenes de iris utilizadas	85
6.3 Descripción de las pruebas realizadas:	87
6.4 Comparación de los resultados obtenidos en cada algoritmo para las distintas bases de imágenes	89
6.4.1 Algoritmo 1: <i>Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition</i>	90
6.4.2 Algoritmo 2: <i>DCT-Based Iris Recognition</i>	91
6.4.3 Algoritmo 3: <i>Iris recognition Based on Multichannel Gabor Filtering</i>	93
6.5 Comparación de los resultados obtenidos de los tres algoritmos	94
Conclusión	97

Capítulo 7 - Mejoras Realizadas a los Algoritmos Implementados

7.1 Introducción	101
7.2 Mejoras realizadas	101
7.2.1 Preprocesamiento	101
7.2.2 Extracción y Codificación de características	105
7.3 Tabla resumen de modificaciones realizadas	106
7.4 Comparación de los resultados de las mejoras realizadas	107
7.4.1 Algoritmo 1: <i>Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition</i>	107
7.4.2 Algoritmo 2: <i>DCT-Based Iris Recognition</i>	109
7.4.3 Algoritmo 3: <i>Iris recognition Based on Multichannel Gabor Filtering</i>	110
7.5 Comparación de los resultados obtenidos de los tres algoritmos con las mejoras realizadas	111
Conclusión	114

Capítulo 8 - Mejora General

8.1 Introducción	117
------------------------	-----

8.2	Elección del algoritmo base a utilizar	117
8.2.1	Procesamiento de imágenes	117
8.2.2	Resultados obtenidos en la identificación.....	117
8.2.3	Resultados obtenidos en la verificación.....	117
8.3	Elección de la base de imágenes a utilizar	117
8.4	Descripción del Algoritmo	118
8.4.1	Preprocesamiento	118
8.4.1.1	Segmentación	118
8.4.1.2	Normalización	121
8.4.1.3	Mejora	121
8.4.2	Extracción y Codificación de características	122
8.4.2.1	Extracción de características.....	122
8.4.2.2	Codificación de características.....	123
8.4.3	Comparación	123
8.5	Resultados Obtenidos	123
8.5.1	Tiempos.....	124
8.5.2	Procesamiento.....	124
8.5.3	Identificación.....	124
8.5.4	Verificación	125
8.6	Comparación del algoritmo final con el resto de los algoritmos implementados.....	125
8.6.1	Tiempos de ejecución de la prueba	126
8.6.2	Razón de tiempo etapa/cantidad de personas correctamente procesadas	126
8.6.3	Tiempos por imagen en cada etapa	127
8.6.4	Procesamiento de imágenes	127
8.6.5	Porcentajes obtenidos en la prueba de identificación	128
8.6.6	Pruebas de aceptación y rechazo.....	128
	Conclusión	129

Capítulo 9 - Conclusiones Generales

Conclusiones Generales	133
Trabajos Futuros	134

Bibliografía

Bibliografía	137
--------------------	-----

Apéndice A - Wavelet

A.1	Introducción.....	143
A.2	Transformada de Wavelet	143
A.3	Transformada de Wavelet Continua (CWT).....	144
A.4	Transformada Wavelet Discreta (DWT).....	144

A.4.1 DWT en una dimensión (1D-CWT).....	145
A.4.2 DWT en dos dimensiones (2D-DWT)	145

Apéndice B - Introducción a la Transformada de Fourier

Introducción a la Transformada de Fourier	149
---	-----

Anexo I - Pseudocódigo de los algoritmos implementados

I.1 Algoritmo 1: <i>Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition</i>	153
I.1.1 Preprocesamiento	153
I.1.1.1 Binarización - Erosión y Dilatación - Eliminación de objetos innecesarios	153
I.1.1.2 Cálculo del centro y radio de la pupila.....	154
I.1.1.3 Reducción de la imagen - Detección bordes exterior del iris	154
I.1.1.4 Obtención del borde del iris (Transformada de Hough).....	155
I.1.2 Extracción y Codificación de Características	155
I.1.2.1 Extracción	155
I.1.2.2 Codificación de características.....	156
I.1.3 Comparación	156
I.1.3.1 Cálculo de la distancia de Hamming	156
I.2 Algoritmo 2: <i>DCT - Based Iris Recognition</i>	157
I.2.1 Preprocesamiento	157
I.2.1.1 Binarización - Erosión y Dilatación - Eliminación de objetos innecesarios	157
I.2.1.2 Localización del borde de la pupila	157
I.2.1.3 Localización del borde del iris con escaneo horizontal de cambios de gris.....	158
I.2.1.4 Interpolación bilineal	158
I.2.1.5 Eliminación de iluminación de fondo	158
I.2.2 Codificación de características	159
I.3 Algoritmo 3: <i>Iris recognition Based on Multichannel Gabor Filtering</i>	160
I.3.1 Extracción y Codificación de características.....	160
I.3.1.1 Extracción	160
I.3.1.2 Comparación.....	161

Capítulo 1

Introducción

Capítulo 1 - Introducción

1.1 Objetivo

El objetivo de esta tesina es investigar el uso de identificación biométrica por medio del reconocimiento de iris, en ambientes específicos que requieran alto nivel de seguridad, como por ejemplo las penitenciarías. Para esto, se analizan y comparan diferentes algoritmos existentes, con el objetivo de implementar un nuevo sistema de identificación biométrica por medio de iris para el ámbito anteriormente mencionado.

1.2 Motivación

Vivimos en una sociedad en donde el hombre, por cuestiones relacionadas con la seguridad, se ve ante la necesidad de controlar el acceso a determinados lugares o información, e incluso, a identificarse unívocamente entre otros.

Cualquier proceso de identificación personal puede ser comprendido mediante un modelo simplificado, el cual postula la existencia de tres indicadores de identidad que definen el proceso:

1. *Conocimiento*: la persona tiene conocimiento (por ejemplo de una contraseña o un código).
2. *Posesión*: la persona posee un objeto, por ejemplo, sobres lacrados con el sello real en la antigüedad, la utilización de un determinado uniforme, una tarjeta, una llave.
3. *Característica*: la persona tiene una característica que puede ser verificada, por ejemplo, las huellas dactilares, el iris, la voz, etc.

Cada uno de los indicadores anteriormente mencionados es una estrategia básica para el proceso de identificación personal [FUE2005]. Además pueden ser combinados con el objeto de alcanzar grados de seguridad más elevados y brindar, de esta forma, diferentes niveles de protección. Distintas situaciones requerirán diferentes soluciones para la labor de identificación personal, considerando el valor que está siendo protegido, los diversos tipos de amenazas, la reacción de los usuarios y el costo del proceso. Es por esto que es necesario contar con un método que permita reconocer o autenticar de manera segura y unívoca a una persona, más aún, en ámbitos de seguridad.

Particularmente, en el ámbito de seguridad carcelaria, el reconocimiento unívoco de la persona es de mayor importancia debido a que un fallo en este, genera una serie de consecuencias que pueden ser drásticas, tanto para el organismo como para la población; entre ellas, es posible citar:

- Desconocer la peligrosidad de un interno.
- Otorgar o denegar la libertad a una persona errónea
- Repetición de información para una misma persona.
- Errores en el tratamiento de la información judicial.
- Costos de logística (movimientos de internos erróneos, visitas erróneas, alojamiento con otros internos peligrosos).

En ámbitos carcelarios se presenta una dificultad extra; la persona privada de su libertad no desea ser identificada. Por este motivo, no es posible utilizar indicadores

de conocimiento o de posesión para la identificación. Por otra parte, algunas características físicas son modificadas de forma voluntaria tales como daño de la huella dactilar, cambios significativos en el rostro, impedimentos judiciales para extracciones sanguíneas, entre otros.

Dados estos inconvenientes, se deben buscar métodos que no dependan de una "llave" determinada, sino que la propia persona sea la "llave" que le permita autenticarse, y que además, esta sea lo suficientemente capaz de reconocerla unívocamente. Es aquí donde la biometría brinda las herramientas necesarias para solucionar esta problemática.

1.2.1 Biometría

La biometría es la disciplina que permite identificar y/u obtener rasgos de la persona, basándose en sus características físicas (morfológicas) y/o pautas de comportamiento; de esta forma, permite establecer una relación entre una persona y un determinado patrón asociado a ella de forma segura e intransferible.

Entre las distintas técnicas biométricas podemos encontrar:

- Huellas dactilares
- Reconocimiento facial
- Reconocimiento de firma
- Iris
- Ácido Desoxirribonucleico (ADN)

Cada una de ellas posee ventajas y desventajas comparativas, las cuales deben considerarse al momento de decidir que técnica utilizar para una aplicación específica. En particular deben tenerse en cuenta las diferencias entre los métodos anatómicos y los de comportamiento. Una huella dactilar, salvo daño físico, es la misma día a día, a diferencia de una firma que puede ser influenciada tanto por factores controlables como por psicológicos no intencionales. También las máquinas que miden características físicas tienden a ser más grandes y costosas que las que detectan comportamientos. Debido a diferencias como las señaladas, no existe un único sistema biométrico que sea capaz de satisfacer todas las necesidades. En el Capítulo 3 se describe con mayor detalle los conceptos relevantes referidos a la biometría.

Reconocimiento de Iris

Basándose en estudios recogidos en [DAU1993], en el patrón visual del iris hay más información que identifica unívocamente a una persona que en una huella dactilar. De hecho, los dos ojos de una persona poseen patrones distintos, siendo esta una característica muy importante que tiene que ser considerada en el sistema, al no ser la imagen de los dos ojos intercambiables. Estudios más detallados confirman que hermanos gemelos poseen patrones de iris bien diferenciados. De esto se puede concluir que la técnica presenta una unicidad extremadamente alta, lo cual incrementa su viabilidad para ser utilizada en identificación en entornos de alta seguridad.

Si bien ninguna de las técnicas es 100% efectiva o eficiente, algunas de ellas presentan ventajas y desventajas respecto de las otras. Estas diferencias serán

tratadas en el Capítulo 4, el cual describe en profundidad el reconocimiento de iris y presenta una comparación con diferentes indicadores biométricos.

1.2.2 Reconocimiento en ambientes de alta seguridad

En los ambientes de alta seguridad, como las instituciones penitenciarias, existe la necesidad de reconocer a la persona de manera correcta, para evitar las consecuencias mencionadas anteriormente. Además, es deseable que se realice en un tiempo razonable, evitando el contacto físico de la persona con el dispositivo, y con el usuario que utiliza el sistema de identificación; permitiendo de esta manera evitar: fraude, actos vandálicos sobre el dispositivo, agresiones físicas o verbales al usuario que utiliza el sistema, etc.

A continuación, se describe el procedimiento base que se realiza para la identificación de una persona dentro de la institución penitenciaria.

Se verifica que el individuo es quien dice ser; a partir de este punto pueden suceder dos situaciones:

1. En el caso de que sea, se registra la información necesaria y se da por concluido el reconocimiento.
2. En el caso de que no sea quien dice ser, se debe verificar que la persona no se encuentre ya registrada; para esto se compara con el resto de la información de los individuos que se encuentran en la institución penitenciaria. Si en esta comparación, la persona no es hallada, sus datos son registrados. Sin embargo, si en la comparación la persona es encontrada, se actualiza la información de la misma.

Es en el segundo caso, donde se encuentran las falencias mas significativas en el reconocimiento; pues si el procedimiento falla, se pueden producir las consecuencias detalladas en párrafos anteriores.

Biometría de iris en instituciones penitenciarias

Teniendo en cuenta las condiciones de un ámbito carcelario, el reconocimiento de iris resulta ser apropiado para la identificación de las personas privadas de su libertad. Esto se debe a que:

- No existe la necesidad de contacto físico entre el dispositivo y la persona a identificar.
- Es muy difícil y peligroso alterar en forma voluntaria (esto no ocurre con las huellas y el rostro); esto le otorga un alto grado de seguridad.
- El resultado del proceso de identificación de un individuo se puede realizar en tiempo real.
- Los resultados de identificación presentan mejor desempeño respecto de otros métodos biométricos.

Algunos de los casos exitosos de la utilización de este mecanismo de identificación de individuos en ambientes carcelarios, es el de la Penitenciaría de New Jersey (Estados Unidos) [MIL2011] y en Agencias Gubernamentales de Estados Unidos, como *The Sheriff's Association* y *Biometric Intelligence and Identifications Technologies* (Estados Unidos) que están contribuyendo a equipar a las prisiones con

sistemas de reconocimiento del iris para lograr una mejor identificación de las personas privadas de su libertad. [MAG2010]

Particularmente, en el Servicio Penitenciario Bonaerense (Argentina), hasta el momento no ha sido utilizado un método de identificación biométrica digital que permita la identificación de los individuos, y como consecuencia, se da la problemática mencionada anteriormente. Por este motivo, en esta tesina se busca analizar diferentes algoritmos de identificación biométrica de iris [DON2007], [LI2002], [XIA2008], a partir de este análisis se muestran los resultados obtenidos de las implementaciones desarrolladas, y se realiza una comparación sobre estos.

1.3 Organización de la tesina

En el Capítulo 2, se presenta una introducción sobre conceptos referidos a imágenes digitales. Estos conceptos serán utilizados en capítulos posteriores.

En el Capítulo 3, se realiza una breve introducción al concepto de biometría y a los sistemas biométricos más comúnmente utilizados, presentando ventajas y desventajas de cada uno de ellos.

En el Capítulo 4, se describe detalladamente el Reconocimiento Biométrico de Iris, describiendo las etapas fundamentales de este sistema.

En el Capítulo 5, se desarrollan los algoritmos de identificación biométrica descritos en [DON2007], [LI2002], [XIA2008].

En el Capítulo 6, se muestran los resultados obtenidos de las implementaciones del capítulo anterior, y se realiza una comparación sobre estos.

En el Capítulo 7, se busca obtener mejores resultados al de las implementaciones desarrolladas en el Capítulo 5 y, por esto, se describen las mejoras realizadas sobre cada algoritmo; presentando los resultados alcanzados.

En el Capítulo 8, se describe la implementación final del sistema biométrico de iris desarrollado para esta tesina, el cual utiliza las mejores cualidades de los algoritmos estudiados en el capítulo anterior.

En el Capítulo 9, se presentan las conclusiones generales.

Para todas las pruebas realizadas se utilizaron las bases de imágenes provistas por *Center for Biometric and Security Research* (CASIA). [NCASIAIrisV12011] [NCASIAIrisV42011]

Capítulo 2

Procesamiento de Imágenes

Capítulo 2 - Procesamiento de Imágenes

2.1 Introducción

En este capítulo se presenta una introducción sobre conceptos referidos a imágenes digitales, dividido en tres secciones. En la primera sección, se mencionan las técnicas de procesamiento de imágenes, como ser, técnicas de mejora basadas en el procesado de puntos, en el tratamiento de máscaras por medio del dominio de la frecuencia, entre otras. En la segunda sección, se describen diferentes técnicas de segmentación para extraer información de la imagen, mediante la detección de discontinuidades, detección de bordes (Transformada de Hough), umbralización, entre otros. En la última sección, se presenta el concepto de representación y descripción mediante las técnicas de esquema de representación y morfología.

2.2 Definición de Imagen

Una imagen natural capturada con una cámara, o cualquier instrumento óptico presenta una variación de sombras y tonos continuos. Las imágenes de este tipo se denominan analógicas y se refieren a una función de intensidad de luz $f(x,y)$, donde x e y representan las coordenadas espaciales, y el valor de f en un punto (x,y) es proporcional al brillo de la imagen en ese punto.

Se puede ver, mas detalladamente, a una imagen de la siguiente manera: el término imagen se refiere a una función bidimensional de la luz y su intensidad, a la que indicamos por $f(x,y)$, donde el valor o amplitud de f en las coordenadas espaciales (x,y) es la intensidad (iluminación) de la imagen en este punto. Puesto que la luz es una forma de energía, $f(x,y)$ debe ser estrictamente mayor que cero, y finito, es decir que:

$$0 < f(x,y) < \infty \quad (2.1)$$

Las imágenes cotidianas provienen, normalmente, de la luz reflejada por los objetos. Por lo tanto, la naturaleza básica de $f(x,y)$ puede caracterizarse por dos componentes:

1. La cantidad de luz incidente sobre la escena contemplada (componente de iluminación). Se indica por $i(x,y)$, y su rango de valores es: $0 < i(x,y) < \infty$.
2. La cantidad de luz reflejada por los objetos de la escena (componente de reflectancia). Se indica por $r(x,y)$, y su rango de valores: $0 \leq r(x,y) \leq 1$, donde el 0 es la absorción total, y 1 la reflexión completa.

Por lo anterior, $f(x,y)$ puede verse en la fórmula 2.2, como el producto de ambas componentes:

$$f(x,y) = i(x,y) r(x,y) \quad (2.2)$$

Para que una imagen analógica pueda ser procesada por una computadora, se debe digitalizar. Esto es transformar la imagen analógica a otra discreta, y es el primer paso en cualquier aplicación de procesamiento de imágenes digitales.

Una imagen digital es una función $f(x,y)$ que se ha discretizado tanto en las coordenadas espaciales como en la intensidad de luz. Una imagen digital puede considerarse como una matriz de un número finito de elementos en donde los índices de fila y columna identifican un punto de la imagen, y el valor del correspondiente elemento de la matriz indica el nivel de brillo en ese punto. Los elementos de una

distribución digital de este tipo se denominan elementos de la imagen, o más comúnmente píxeles.

2.2.1 Imágenes binarias

Cada píxel de la imagen es blanco o negro. Los tonos intermedios (grises) se pueden simular ordenando los píxeles blancos y negros de una manera particular conocida como "dithering".

2.2.2 Imágenes en escala de grises

La intensidad en una imagen en escala de grises, es denominada nivel de gris (I), y tendrá un límite inferior mayor que cero (L_{min}), y un límite superior finito (L_{max}). Al intervalo entre estos dos límites se lo llama escala de grises. Una práctica habitual consiste en desplazar este intervalo hasta que el límite inferior sea cero ($L_{min} = 0$), quedando el intervalo $[0, L]$, donde el valor 0 se considera como negro, y L como blanco. Todos los valores intermedios corresponden a tonos de gris que van del negro al blanco.

Imagen en color

Una imagen digital en color se genera con sus componentes R, G y B por síntesis aditiva. Así pues, la imagen en color se compone de 3 imágenes, la que contiene la parte roja, la verde y la azul. Cada una de ellas es una imagen en escala de grises. La suma de las 3, por síntesis aditiva, compone la imagen final. Existen diferentes modelos de color, que no serán tratados en el contexto de este trabajo.

De aquí en adelante, cuando se hable de imágenes, se estará haciendo referencia a imágenes en escala de grises.

2.3 Procesamiento de Imágenes

Las etapas fundamentales que se deben realizar para el procesamiento de imágenes son las siguientes:

- a) *Adquisición de la imagen*: es la primera etapa del proceso, y se refiere a la adquisición de una imagen digital. Para esto se necesita un sensor de imágenes y la posibilidad de digitalizar la señal producida por el sensor. Si la salida de este (por ejemplo una cámara) no es digital, puede emplearse un convertidor analógico-digital para digitalizarla.
- b) *Preprocesamiento*: es la etapa que le sigue a la adquisición, y su función básica es la de mejorar la imagen de forma que se aumenten las posibilidades de éxito en los procesos posteriores.
- c) *Segmentación*: consiste en dividir una imagen de entrada en sus partes u objetos constituyentes. En general, la segmentación es una de las tareas más difíciles del tratamiento digital de imágenes.
- d) *Representación y descripción*: de la etapa anterior, se obtienen los datos de píxel en bruto, por lo cual, en esta nueva etapa, se deben convertir los datos de alguna manera adecuada para su procesamiento por computadora. Como primer paso, se debe decidir la representación de los datos: como un contorno, como una región completa, o bien una combinación de ambas. El segundo paso para lograr dicha transformación, es especificar un método

para describir los datos de forma que se resalten los rasgos de interés. La descripción, también llamada criterio de selección, consiste en extraer rasgos con alguna información cuantitativa de interés o que sean fundamentales para diferenciar una clase de objetos de otra.

- e) *Reconocimiento e interpretación*: el reconocimiento es el proceso que asigna una etiqueta a un objeto basándose en la información proporcionada por sus descriptores. La interpretación implica asignar significado a un conjunto de objetos reconocidos.

Generalmente, se tiene información de algún tipo sobre las imágenes que se deben tratar. Esta información se encuentra en lo que se denomina base de conocimiento, cuya complejidad y cantidad varía según la aplicación. Dicha base no solo interviene en cada una de las etapas mencionadas anteriormente, sino que también se utiliza en la interacción entre estas, como se muestra en la Figura 2.1. No siempre se utilizan todas estas etapas, al igual que no siempre se tiene una base de conocimiento.

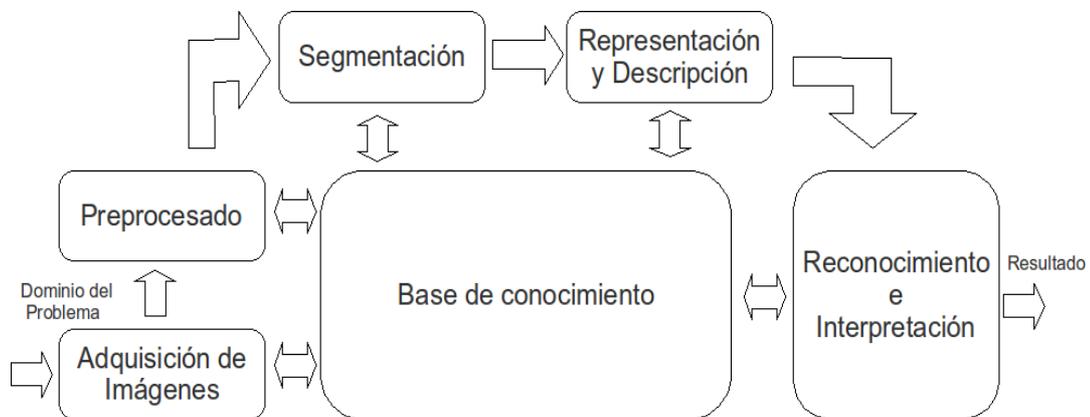


Figura 2.1 - Etapas fundamentales del procesamiento digital de imágenes

2.4 Adquisición

2.4.1 Introducción

Las imágenes que interesan en esta tesina, son aquellas generadas por combinación de una fuente de iluminación y por la reflexión o absorción de energía de los elementos (u objetos) que la escena muestra en la imagen. Por ejemplo, la iluminación puede ser originada por distintas fuentes de energía electromagnética como radar, infrarroja, o rayos X. Dependiendo de la naturaleza de la fuente de energía, ésta es reflejada desde o a través de los objetos.

En la adquisición de una imagen digital, se necesita un sensor de la imagen y la posibilidad de digitalizar la señal producida por este. El sensor transforma la energía entrante en voltaje, mediante la combinación del poder eléctrico de entrada y la sensibilidad del sensor al tipo de energía detectado; esto produce una señal de voltaje que es digitalizado como respuesta. Así, se puede obtener una imagen digital a partir de una imagen “continua”.

Imágenes obtenidas con luz infrarroja

La luz es la clase de energía electromagnética radiante que puede ser percibida por el ojo humano. En un sentido más amplio, el término luz incluye el rango

entero de radiación conocido como el espectro electromagnético, el cual se muestra completo en la Figura 2.2.

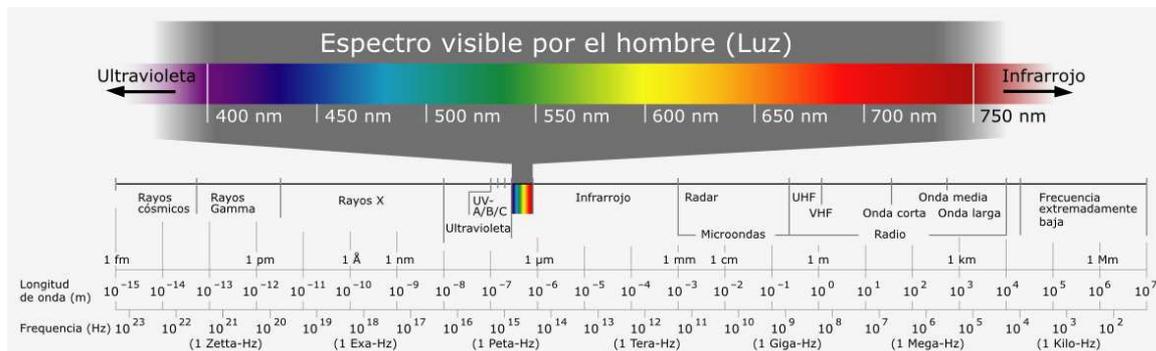


Figura 2.2 - Espectro Electromagnético

Se denomina espectro visible, a la región del espectro electromagnético que el ojo humano es capaz de percibir. A la radiación electromagnética en este rango de longitudes de onda se le llama luz visible o simplemente luz. No hay límites exactos en el espectro visible; un típico ojo humano responderá a longitudes de onda desde 400 a 700nm aunque algunas personas pueden ser capaces de percibir longitudes de onda desde 380 a 780nm.

La radiación infrarroja (radiación térmica o radiación IR) es un tipo de radiación electromagnética de mayor longitud de onda que la luz visible, pero menor que la de las microondas. Consecuentemente, tiene menor frecuencia que la luz visible y mayor que las microondas. Su rango de longitudes de onda va desde unos 0,7 hasta los 300 micrómetros. La radiación infrarroja es emitida por cualquier cuerpo cuya temperatura sea mayor que $-273,15$ grados *Celsius*.

Los rayos infrarrojos se utilizan en los equipos de visión nocturna cuando la cantidad de luz visible es insuficiente para ver los objetos. La radiación se recibe y después se refleja en una pantalla. Los objetos más calientes se convierten en los más luminosos.

Particularmente, el sensor infrarrojo es un dispositivo electrónico, capaz de medir la radiación electromagnética infrarroja de los cuerpos en su campo de visión. Todos los cuerpos reflejan una cierta cantidad de radiación; esta resulta invisible para nuestros ojos pero no para estos aparatos electrónicos, ya que se encuentran en el rango del espectro justo por debajo de la luz visible.

Los sistemas de reconocimiento de iris, funcionan, en general, con imágenes recogidas utilizando una luz en el espectro cercano al infrarrojo (en el rango de 700-900nm). Normalmente, el iris se ilumina con una fuente de luz infrarroja y se captura mediante un filtro infrarrojo para reducir el efecto de la luz ambiente. Con este tipo de iluminación, se pueden apreciar de mejor manera los patrones que conforman el iris; además, se utiliza para tomar imágenes cercanas a 1m de distancia, ya que no es molesta para el ojo humano.

2.4.2 Muestreo y Cuantificación

Para llevar a cabo la digitalización, intervienen dos procesos: muestreo y cuantificación.

La digitalización de las coordenadas espaciales (x,y) se denomina *muestreo* de la imagen, y la digitalización de la amplitud se conoce como *cuantificación* del nivel de gris.

Una imagen continua $f(x,y)$ se describe de forma aproximada por una serie de muestras igualmente espaciadas, organizadas en forma de una matriz de $N \times M$, representando una imagen digital, donde cada elemento es una cantidad discreta y se lo conoce como elemento de la imagen o píxel.

El proceso de digitalización implica tomar ciertas decisiones sobre el valor de M , N , y la cantidad de niveles de gris permitidos (G). Generalmente se le dan valores que sean potencia de dos. Es decir:

- $N = 2^n$
- $M = 2^k$
- $G = 2^m$

Por lo tanto, el número de bits necesarios para almacenar una imagen digitalizada es:

$$b = M \times N \times m \quad (2.3)$$

Cuanto mayor sean los 3 parámetros (M , N , G), mayor será la resolución o grado de detalle discernible, y por lo tanto, la imagen digitalizada se aproximará más a la original; pero también será mayor el espacio de almacenamiento necesario y la necesidad de procesamiento.

2.5 Relaciones básicas entre píxeles

a) Vecinos de un píxel

Un píxel p con coordenadas (x,y) tiene:

- 4 vecinos verticales y horizontales, cuyas coordenadas son:

$$(x,y-1); (x,y+1); (x-1,y); (x+1,y)$$

Son llamados 4-vecinos de p , y se representan por $N_4(p)$.

- 4 vecinos diagonales, cuyas coordenadas son

$$(x-1,y-1); (x-1,y+1); (x+1,y-1); (x+1,y+1)$$

Son representados por $N_D(p)$.

Juntando ambos grupos de píxeles, obtenemos los 8-vecinos de p , representados por $N_8(p)$.

b) Conectividad

Para que dos píxeles estén conectados, deben cumplir con:

- Ser adyacentes en algún sentido (4 u 8-vecinos).
- Sus niveles de gris cumplan un criterio de similitud especificado (como ser iguales, o pertenecer a un determinado rango).

Supongamos que tenemos un conjunto V de valores de nivel de gris, que determina el criterio de similitud (si p y q tienen valores dentro de V cumplen dicho criterio). Se consideran tres tipos de conectividad:

- a) *4-conectividad*: p y q con valores dentro de V , y $q \in N_4(p)$.
- b) *8-conectividad*: p y q con valores dentro de V , y $q \in N_8(p)$.
- c) *m-conectividad* (conectividad mixta): p y q con valores dentro de V . Y $(q \in N_4(p))$, o bien $(q \in N_D(p))$ y además $N_4(p) \cap N_4(q)$ con valores dentro de V es vacío.

Es una modificación de 8-conectividad, que se utiliza para eliminar múltiples caminos de conexión.

Un píxel p es *adyacente* a q si están conectados. Se puede definir 4-, 8-, m-caminos, dependiendo del tipo de adyacencia utilizada. Dos subconjuntos de la imagen, S_1 y S_2 , son adyacentes si algún píxel de S_1 es adyacente a algún píxel de S_2 .

Un *camino* desde un píxel p hasta uno q es una sucesión de distintos píxeles p_0, \dots, p_n , donde $p_0 = p$ y $p_n = q$, de tal manera que p_i y p_{i+1} son adyacentes (para $i = 0..n-1$), siendo n la longitud del camino. Esto permite definir 4-, 8-, o m-caminos, dependiendo del tipo de adyacencia usado.

Si p y q pertenecen a S (subconjunto de la imagen), se dice que p está *conectado* con q dentro de S si existe un camino entre p y q donde todos los píxeles pertenecen a S . Para cualquier p dentro de S , el conjunto de píxeles de S conectados a p se denomina *componente conexa* de S .

Por medio del etiquetado (o *labeling*) de cada una de estas componentes conexas, se divide a S en subconjuntos disjuntos, donde cada uno es una componente conexa distinta.

2.6 Mejora de la imagen

El principal objetivo de la mejora, es procesar la imagen de manera que resulte más adecuada que la original para una aplicación específica. Existen diferentes métodos para realizar la mejora de una imagen:

- *Mejora en el dominio espacial*: se refiere al propio plano de la imagen, por lo que estas técnicas se basan en la manipulación directa de los píxeles.
- *Mejora en el dominio de la frecuencia*: se basan en la modificación sobre la transformada de Fourier de la imagen.
- *Combinación de los métodos anteriores*.

En cualquiera de los casos, no existe un método que sea mejor que otro, debido a que depende de la aplicación específica para la cual se necesite. En cada situación, el mejor método será el que obtenga los mejores resultados para esa aplicación específica.

2.6.1 Mejora en el dominio espacial

Son procedimientos que operan directamente sobre los píxeles de la imagen. Las funciones de procesamiento de la imagen en el dominio espacial pueden expresarse como se muestra en la fórmula 2.4,

$$g(x,y) = T[f(x,y)] \quad (2.4)$$

donde $f(x,y)$ es la imagen de entrada, $g(x,y)$ es la imagen procesada, y T es un operador que actúa sobre f , definido en algún entorno de (x,y) .

En general, para definir un entorno alrededor de (x,y) , se emplea un área de subimagen cuadrada o rectangular centrada en (x,y) . El centro de la subimagen se mueve píxel a píxel aplicando el operador T en cada posición (x,y) para obtener g . Se pueden usar otros tipos de entornos, como aproximaciones a círculos, pero los cuadrados o rectángulos son los más usados por ser más fáciles de implementar.

La forma más simple de T corresponde a un entorno de 1×1 . En este caso, g depende solo del valor de f en el punto (x,y) , y T se convierte en una función de transformada del nivel de gris. Como la mejora de la imagen en cada punto depende sólo del nivel de gris en ese punto, las técnicas de esta categoría se conocen como *procesamiento de punto*.

Independientemente de la aplicación específica, la idea general consiste en determinar g en un punto (x,y) a partir de los valores de f en un entorno predefinido de (x,y) . En general, se utilizan las llamadas *máscaras* (o ventanas o filtros). Una máscara es una pequeña distribución bidimensional (por ejemplo de 3×3), en la que los valores de los coeficientes determinan la naturaleza del proceso. Estas técnicas se conocen como *procesamiento por máscara o filtrado*.

2.6.1.1 Mejora de procesamiento de punto

Son las técnicas de mejora de imagen que se basan sólo en la intensidad de píxeles individuales.

Fraccionamiento de nivel de gris

A menudo se desea destacar un rango específico del nivel de gris de una imagen. Existen varias formas de hacerlo, pero las dos básicas son las siguientes:

- Adjudicar un valor alto a todos aquellos niveles de gris del rango de interés, y un valor bajo al resto. Obteniendo así un color claro para los niveles de gris de interés, y oscuro para el resto.
- Aumentar la intensidad para los niveles de gris deseados, preservando al mismo tiempo el fondo y las tonalidades de gris de la imagen. Es decir, que aclara aquellas partes que tienen un nivel de gris dentro del rango deseado, conservando igual al resto.

2.6.1.2 Histograma

El histograma de una imagen contiene la información de la cantidad de aparición de cada tonalidad de gris que se pueden dar en la imagen.

El histograma de una imagen digital con niveles de gris en el rango $[0,L-1]$ es una función discreta, la cual se muestra en la fórmula 2.5

$$p(r_k) = n_k / n \quad (2.5)$$

donde r_k es el k -ésimo nivel de gris, n_k es el número de píxeles de la imagen con ese nivel de gris, y n es el número total de píxeles de la imagen, y $k = 0, 1, \dots, L-1$.

El histograma proporciona una descripción de la apariencia global de una imagen. De forma que si los niveles de grises están concentrados hacia el extremo oscuro del rango de la escala de grises, la apariencia global de la imagen será oscura; mientras que si sucede justo lo contrario, la imagen correspondiente será brillante. Por su parte, un histograma que presente un perfil estrecho corresponderá a una imagen de bajo contraste, y aquel con una dispersión considerable corresponderá a una imagen de alto contraste. Ejemplos de estos casos se muestran en a Figura 2.3.

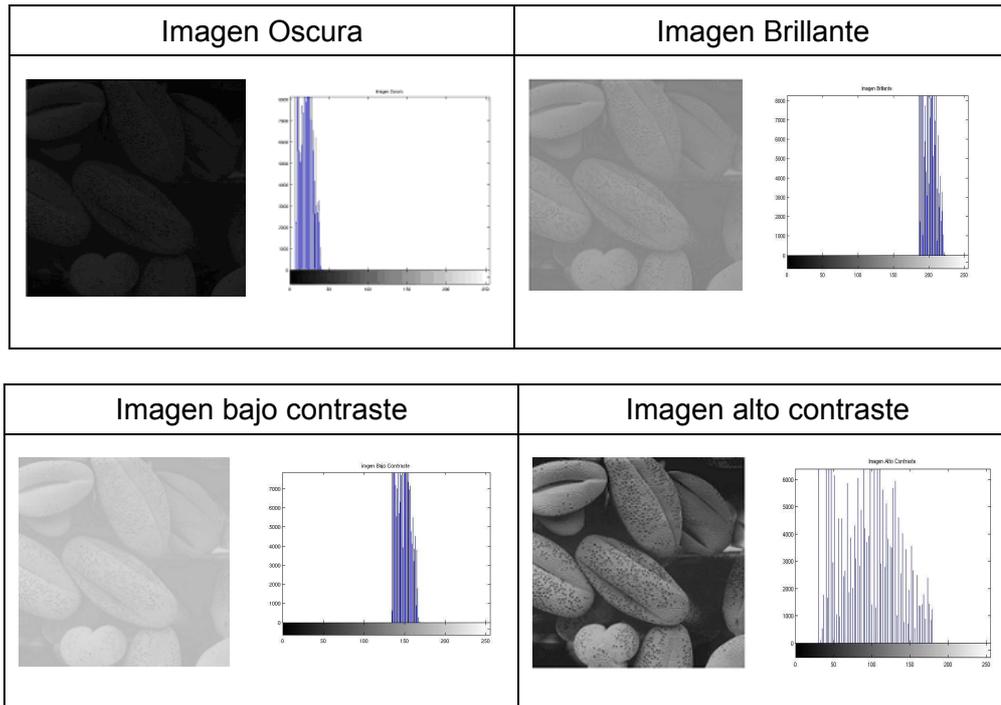


Figura 2.3 - Histogramas correspondientes a 4 tipos de imágenes

Ecuación de histograma

La ecualización del histograma consiste, muy básicamente y a grandes rasgos, en una expansión del histograma de la imagen, dotando al mismo de mayor linealidad y haciendo que éste ocupe el ancho del espectro de tonalidades de grises por completo.

Sea r una variable que representa los niveles de gris de la imagen a mejorar. Supongamos que los píxeles son cantidades continuas en un intervalo $[0, 1]$, con $r = 0$ representando al negro, y $r = 1$ representando al blanco.

Para cada r del intervalo $[0, 1]$, obtenemos un nivel s , por medio de la siguiente transformación: $s = T(r)$, donde se verifica:

- (a) $T(r)$ es de valor único y monótonamente creciente en el intervalo $[0, 1]$.
- (b) $T(r)$ toma valores en el intervalo $[0, 1]$, para r perteneciente al mismo intervalo.

La función de transformación inversa de s a r se indica por: $r = T^{-1}(s)$ para s en $[0, 1]$, donde $T^{-1}(s)$ también satisface las condiciones (a) y (b) con respecto a la variable s .

Siendo $p_r(r)$ la función de densidad de probabilidad de que aparezca el nivel de gris r en la imagen, se obtiene que, la *Función de Distribución Acumulativa* de r (CDF), la cual esta dada por la fórmula 2.6.

$$\int_0^r p_r(w) dw \quad 0 \leq r \leq 1 \quad (2.6)$$

Cuando se emplea una función de transformación igual a la *CDF*, se produce una imagen cuyos niveles de gris tienen una densidad uniforme, lo cual produce un incremento del rango dinámico de los píxeles.

Para poder ser aplicado en el procesamiento digital de imágenes, se debe expresar en forma discreta. Así, para los valores de gris que constituyen los valores discretos, se tiene la probabilidad expresada en la fórmula 2.7.

$$p(r_k) = n_k/n \quad 0 \leq r_k \leq 1 \text{ y } k=0,1,\dots,L-1 \quad (2.7)$$

Una representación gráfica de $p_r(r_k)$ en función de r_k se denomina un *histograma*, y la técnica empleada para obtener un histograma uniforme se conoce como *ecualización del histograma* o *linealización del histograma*.

La forma discreta de $T(r)$ está dada por la fórmula 2.8.

$$S_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k n_j/n = \sum_{j=0}^k p_k(r_j) \quad 0 \leq r_k \leq 1 \text{ y } k = 0,1,\dots,L-1 \quad (2.8)$$

La ecualización del histograma implica ciertas mejoras en la imagen que se exponen a continuación:

- *Una mayor utilización de los recursos disponibles:* al ecualizar el histograma, los tonos que se encontraban más agrupados, se separan, ocupando todo el rango de grises. De esta manera la imagen se enriquece al tener niveles de gris más distintos entre sí, mejorando, por tanto, la apariencia visual.
- *Un aumento del contraste:* esta ventaja es consecuencia del punto anterior, dado que al hacer que el histograma de la imagen ocupe todo el rango de grises, aumenta la distancia entre el tono más claro y el más oscuro, convirtiendo a éstos, en blanco y negro, y consecuentemente aumentando el contraste de la imagen.
- Constituye una regulación óptima y automática del contraste de la imagen, evitando los ajustes manuales con los que no se consigue un equilibrio óptimo entre el blanco y el negro.

A su vez, aparecen algunos inconvenientes:

- *Pérdida de información:* puede ocurrir que a algunos píxeles que en la imagen original tenían distintos niveles de gris se les asigne, tras la ecualización global, el mismo nivel de gris. Por otro lado, hay casos en los que dos niveles de gris muy próximos se separan, dejando huecos en el histograma.
- En ocasiones, las bandas horizontales, fruto de una deficiente digitalización pueden resultar intensificadas, resaltando aún más este error indeseado.

2.6.1.3 Filtrado Espacial

El empleo de máscaras espaciales se llama filtrado espacial, y a las máscaras se las denomina filtros espaciales.

Los filtros denominados *paso bajo*, atenúan o eliminan las componentes de alta frecuencia en el dominio de Fourier, a la vez que dejan inalteradas las bajas frecuencias. Las componentes de alta frecuencia caracterizan los bordes y así como

también los detalles muy marcados de la imagen, por lo que los filtros paso bajo hacen más borrosa la imagen.

Los filtros *paso alto*, por el contrario, atenúan o eliminan las componentes de baja frecuencia, que son los responsables de las características lentamente variables de la imagen, por lo que este tipo de filtro agudiza los bordes y los restantes detalles finos.

Un tercer tipo de filtrado, denominado filtro *paso banda*, elimina lo que esta fuera de una región elegida de frecuencias intermedias. Estos son más utilizados para la restauración de imágenes que para la mejora de ellas.

Estos tres tipos de filtros son *filtros espaciales lineales*, y su funcionamiento es el siguiente:

- La máscara tendrá distintos coeficientes en cada una de sus posiciones.
- Al ubicar la máscara en una zona de la imagen, el valor del píxel central de esa zona estará dado por la suma de cada uno de los productos del coeficiente de la máscara por la intensidad del píxel correspondiente en dicha zona.

Por ejemplo, si la máscara de 3 x 3 es como se muestra en la Figura 2.4:

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

Figura 2.4 - Máscara general de 3 x 3

llamando a los píxel bajo la máscara z_1, \dots, z_9 , entonces el valor de z_5 será como se muestra en la fórmula 2.9.

$$R = \sum_{i=0}^9 w_i z_i \quad (2.9)$$

Luego se corre la máscara hacia el siguiente píxel y se repite la operación hasta haber recorrido toda la imagen.

Los nuevos valores se pueden ir guardando en la misma imagen, o se pueden ubicar en otra imagen, para evitar así que los nuevos valores afecten el procesamiento de los píxeles siguientes.

Los *filtros espaciales no lineales*, trabajan de una manera similar a la anterior, pero sin usar coeficientes en la máscara, sino que operan sólo sobre los valores de los píxeles, como por ejemplo, calculando la mediana, obteniendo el máximo o el mínimo, u otros métodos.

2.6.1.3.1 Filtros Suavizantes

Estos filtros se utilizan para que la imagen aparezca borrosa y para reducir el ruido. Lo primero es útil en algunas etapas del preprocesamiento, como la eliminación

de los pequeños detalles de una imagen, y el rellenado de pequeños espacios entre líneas o curvas. La reducción del ruido se puede realizar mediante el aumento de la borrosidad con un filtro lineal, o con un filtro no lineal. A continuación se detallan dos de ellos:

- a) *Filtrado espacial paso bajo*: el filtro debe tener todos sus coeficientes positivos, y la construcción más simple sería aquella en la que todos los coeficientes fueran 1. Esto llevaría a que la respuesta R fuera la suma de los niveles de gris de todos los píxeles bajo la máscara, lo que puede provocar que R quede fuera del rango válido de niveles de gris. Para evitar esto, se deberá dividir R por la cantidad de píxeles de la máscara, o bien se deberá dividir cada coeficiente de la máscara por esa cantidad. De esta manera, R será simplemente el promedio de todos los píxeles en el área bajo la máscara; por lo que a menudo, al uso de este tipo de máscara se las llama *promediado en el entorno*.
- b) *Filtrado por la mediana*: cuando el objetivo es la reducción del ruido, el uso de filtros de mediana es de mayor utilidad que el anterior. Se obtiene, para cada píxel, la mediana de los niveles de gris en un entorno de este, y se reemplaza su valor por esa mediana. Este tipo de filtros, son no lineales.

2.6.1.3.2 Filtros Realzantes

El objetivo principal del realce es el de destacar los detalles finos de una imagen o intensificar detalles que han sido difuminados. Entre estos filtros, podemos mencionar:

- a) *Filtrado espacial paso alto básico*: el filtro o máscara debe tener coeficientes positivos cerca de su centro, y negativos en la periferia. Por ejemplo, para una máscara de 3×3 se pueden tener como coeficientes a (-1) para los ocho puntos periféricos, y ocho para el punto central, multiplicado todo por $(1/9)$. En algunos casos, podrían dar resultados negativos, por lo cual se debe realizar un desplazamiento para que todos los valores entren en el rango $[0, L-1]$.
- b) *Filtrado high-boost*: una imagen filtrada con paso alto puede ser calculada como la diferencia entre la imagen original y una versión de ella pasada por un filtro paso bajo, es decir:

$$\text{Paso Alto} = \text{Original} - \text{Paso Bajo}.$$

Para un filtro high-boost o de énfasis de las frecuencias altas se calcula:

$$\text{High-boost} = (A) (\text{Original}) - \text{Paso Bajo} = (A-1)(\text{Original}) + \text{Paso Alto}$$

donde $1 \geq A$ es un *factor de amplificación*.

Si $A = 1$, es el resultado de un *filtro paso alto normal*. Cuando $A > 1$, parte de la imagen original se añade al resultado del filtro paso alto; por lo que el resultado se parece a la imagen original con un grado relativo de mejora de los bordes, dependiendo del valor de A . Para su implementación se usa una máscara donde el término central será $w = cA-1$, donde c será la cantidad de píxeles de la máscara, y el resto de los coeficientes será -1 , todo multiplicado por $(1/c)$ (*factor de normalización*).

- c) *Filtros diferenciales*: así como la integración o promediado tiende a difuminar la imagen, es de esperar que la diferenciación haga lo contrario, es decir aumente la nitidez de la imagen. El método más común de diferenciación es el *Gradiente*.

Para una función $f(x,y)$, el gradiente de f en el punto (x,y) se define como el vector, dado por la fórmula 2.10.

$$\nabla f = \begin{pmatrix} \partial f / \partial x \\ \partial f / \partial y \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

El módulo de este vector, que se muestra en la fórmula 2.11, es la base de las varias aproximaciones a la diferenciación de la imagen.

$$\nabla f = \text{mag} (\nabla f) [(\partial f / \partial x)^2 + (\partial f / \partial y)^2]^{1/2} \quad (2.11)$$

Considerando una imagen de 3 x 3 con valores z_1, \dots, z_9 , hay diferentes formas de aproximar la fórmula 2.10 alrededor del punto z_5 :

- La más simple consiste en emplear la diferencia $(z_5 - z_8)$ en la dirección x , y la $(z_5 - z_6)$ en la dirección y , logrando así:

$$\nabla f \approx [(z_5 - z_8)^2 + (z_5 - z_6)^2]^{1/2} \quad (2.12)$$

o emplear el valor absoluto

$$\nabla f \approx |z_5 - z_8| + |z_5 - z_6| \quad (2.13)$$

- Otra aproximación de la fórmula 2.10 consiste en usar las diferencias cruzadas, como se muestra en la fórmula 2.14:

$$\nabla f \approx [(z_5 - z_9)^2 + (z_6 - z_8)^2]^{1/2} \quad (2.14)$$

o con los valores absolutos:

$$\nabla f \approx |(z_5 - z_9)| + |(z_6 - z_8)| \quad (2.15)$$

Para esto se pueden usar máscaras de 2 x 2 llamadas *operadores de Roberts* de gradiente cuyos coeficientes son $(1,0,0,-1)$ para uno, y $(0,1,-1,0)$ para el otro; se toma el valor absoluto del resultado de cada uno de ellos, y luego se suman.

- También es posible aproximar la fórmula 2.10 empleando entornos mayores, como por ejemplo:

$$\nabla f \approx |(z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3)| + |(z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)| \quad (2.16)$$

Para esta ecuación, se usan los *operadores de Prewitt*, que son máscaras de 3 x 3 cuyos coeficientes son: $(-1, -1, -1, 0, 0, 0, 1, 1, 1)$ y $(-1, 0, 1, -1, 0, 1, -1, 0, 1)$; como se muestra en la Figura 2.8.

- También es posible aproximar (2.10) por medio de los *operadores de Sobel*, cuyos coeficientes son: $(-1, -2, -1, 0, 0, 0, 1, 2, 1)$ y $(-1, 0, 1, -2, 0, 2, -1, 0, 1)$; los cuales se muestran en la Figura 2.8.

2.6.2 Mejora en el dominio de la frecuencia

La base de las técnicas de mejora en el dominio de la frecuencia es el *teorema de convolución*. Sea $g(x,y)$ una imagen formada por la convolución de una imagen $f(x,y)$ y un *operador lineal invariante de posición* $h(x,y)$ (es aquel cuyo resultado depende sólo del valor de $f(x,y)$ en un punto de la imagen, y no de la posición del punto), es decir:

$$g(x,y) = h(x,y) f(x,y). \quad (2.17)$$

Entonces, por el teorema de convolución, podemos determinar la fórmula 2.18,

$$G(u,v) = H(u,v) F(u,v) \quad (2.18)$$

donde G , H , y F son las *Transformadas de Fourier* (Ver Apéndice B) de g , h , y f respectivamente.

En una aplicación típica de mejora de la imagen, $f(x,y)$ es conocida, y el objetivo, después de calcular $F(u,v)$, es seleccionar $H(u,v)$ de forma que la imagen deseada $g(x,y)$ (transformada de Fourier inversa de $H(u,v)F(u,v)$), presente resaltada alguna características de $f(x,y)$, como por ejemplo los bordes.

A continuación se presentan diferentes filtros que permiten seleccionar $H(u,v)$, de acuerdo a distintas necesidades.

2.6.2.1 Filtros paso bajo

Los bordes y otras transiciones bruscas en los niveles de gris de una imagen, contribuyen significativamente al contenido en altas frecuencias de su transformada de Fourier. Por lo tanto, el difuminado o suavizado se consigue en el dominio de la frecuencia, a base de atenuar un rango específico de componentes de alta frecuencia en la transformada de una imagen dada.

A partir de la fórmula 2.18, se obtiene la siguiente:

$$G(u,v) = F(u,v) H(u,v) \quad (2.19)$$

y la transformada inversa de $G(u,v)$ dará la imagen $g(x,y)$ atenuada como deseábamos ($F(u,v)$ es la transformada de Fourier de la imagen original). El principal problema consiste en encontrar una función de transferencia del filtro ($H(u,v)$), que de cómo resultado $G(u,v)$ atenuando los componentes de alta frecuencia de $F(u,v)$.

- *Filtro ideal*: un filtro paso bajo bidimensional ideal, es aquel cuya función de transferencia verifica la relación dada por la fórmula 2.20:

$$H(u,v) = \begin{cases} 1 & \text{si } D(u,v) \leq D_0 \\ 0 & \text{si } D(u,v) > D_0 \end{cases} \quad (2.20)$$

donde D_0 es una cantidad especificada no negativa, y $D(u,v)$ es la distancia desde el punto (u,v) hasta el origen, es decir, se obtiene como resultado la fórmula 2.21.

$$D(u,v) = [u^2 + v^2]^{1/2}. \quad (2.21)$$

El nombre de filtro ideal indica que todas las frecuencias dentro de un círculo de radio D_0 pasan sin atenuación, mientras el resto se atenúa completamente. A D_0 se le denomina frecuencia de corte, y es el que determina las características del filtro. Cuanto mayor sea el D_0 , menor será la pérdida de nitidez.

- *Filtro de Butterworth*: la *Función de Transferencia Espacial de Butterworth Paso Bajo (BLPF)* de orden n , y con emplazamiento de la frecuencia de corte a una distancia D_0 del origen, está definido por la relación, como se muestra en la fórmula 2.22.

$$H(u,v) = 1 / [1 + (D(u,v) / D_0)^{2n}] \quad (2.22)$$

donde $D(u,v)$ es la distancia antes mencionada.

Al contrario de lo ocurrido con el filtro ideal paso bajo, la función de transferencia del filtro de Butterworth paso bajo, carece de una discontinuidad brusca que establezca un corte claro entre las frecuencias transmitidas y las filtradas. Por lo tanto, es habitual definir la frecuencia de corte a partir del lugar de los puntos, donde la función $H(u,v)$ corresponde a una determinada fracción de su valor máximo (por ejemplo $max/2$, es decir, que D_0 va a ser igual al $D(u,v)$ donde $H(u,v) = max/2$).

2.6.2.2 Filtros paso alto

Debido a que los bordes y demás cambios bruscos de los niveles de gris están relacionados con las componentes de alta frecuencia, puede lograrse el realce de la imagen en el dominio de la frecuencia mediante un proceso de filtrado paso alto, que atenúa las componentes de baja frecuencia, sin modificar las de alta frecuencia.

- *Filtro ideal*: un filtro paso alto bidimensional ideal esta caracterizado por una función de transferencia que verifica la relación, que se muestra en la fórmula 2.23.

$$H(u,v) = \begin{cases} 0 & \text{si } D(u,v) \leq D_0 \\ 1 & \text{si } D(u,v) > D_0 \end{cases} \quad (2.23)$$

donde D_0 es la distancia de corte medida desde el origen, y $D(u,v)$ viene dada por la fórmula 2.21.

Este filtro es el opuesto al filtro ideal paso bajo, ya que atenúa todas las frecuencias que quedan dentro del círculo de radio D_0 , a la vez que deja pasar sin atenuación alguna el resto de las frecuencias.

- *Filtro de Butterworth*: la *Función de Transferencia del Filtro de Butterworth Paso Alto (BHPF)* de orden n , y con frecuencia de corte situada a una distancia D_0 del origen, está definido por la relación que se muestra en la fórmula 2.24

$$H(u,v) = 1 / [1 + (D_0 / D(u,v))^{2n}] \quad (2.24)$$

donde $D(u,v)$ está dado por la fórmula 2.21.

Este tipo de filtro produce que zonas de distintos niveles de gris (pero con variaciones suaves), aparezcan como si fueran iguales. Para aliviar este problema, se añade una constante a la función de transferencia, ya que así se conservan las componentes de baja frecuencia; esto amplifica aún más las componentes de alta frecuencia. Esta técnica se denomina *énfasis de las frecuencias bajas*.

También se suele usar, después del énfasis de frecuencias altas, un postfiltrado para redistribuir los niveles de gris. Para este propósito es posible utilizar la ecualización del histograma (ver sección 2.6.1.2).

2.6.2.3 Filtro Homomórfico

Una imagen $f(x,y)$ puede expresarse en término de sus componentes de iluminación y reflectancia, como se lo define en la sección 2.2, y se lo puede definir como se muestra en la fórmula 2.25.

$$f(x,y) = i(x,y)r(x,y) \quad (2.25)$$

por lo tanto, es deseable poder separar ambas componentes en una imagen.

Como la transformada de Fourier de un producto de dos funciones no es separable, se debe definir la función, dada en la fórmula 2.26.

$$\begin{aligned} z(x,y) &= \ln(f(x,y)) \\ &= \ln [i(x,y)] + \ln [r(x,y)] \end{aligned} \quad (2.26)$$

y luego obtener:

$$Z(u,v) = I(u,v) + R(u,v) \quad (2.27)$$

donde $I(u,v)$ y $R(u,v)$ son la transformada de Fourier de $\ln(i(x,y))$ y $\ln(r(x,y))$, respectivamente.

Si se procesa $Z(u,v)$ por medio de un filtro cuya función sea $H(u,v)$ entonces, de la fórmula 2.18, se obtiene:

$$\begin{aligned} S(x,y) &= H(u,v) Z(u,v) \\ &= H(u,v) I(u,v) + H(u,v) R(u,v), \end{aligned} \quad (2.28)$$

donde $S(u,v)$ es la transformada de Fourier del resultado.

En el dominio espacial, se define la fórmula 2.29:

$$s(x,y) = i'(x,y) + r'(x,y) \quad (2.29)$$

donde $i'(x,y)$ y $r'(x,y)$ son las transformadas de Fourier inversa de $\{H(u,v) I(u,v)\}$ y $\{H(u,v) R(u,v)\}$ respectivamente.

Como $z(x,y)$ es el $\ln(f(x,y))$, entonces para obtener $g(x,y)$ (la imagen mejorada) se debe aplicar la función inversa a $s(x,y)$.

$$\begin{aligned} g(x,y) &= \exp[s(x,y)] \\ &= \exp[i'(x,y)] \cdot \exp[r'(x,y)] \\ &= i_0(x,y) r_0(x,y), \end{aligned} \quad (2.30)$$

siendo i_0 el componente de iluminación de la imagen de salida, y r_0 el componente de reflectancia.

En resumen, los pasos son:

1. Teniendo f , se aplica el \ln , obteniendo z ;
2. Se aplica a z la transformada de Fourier, y se obtiene Z ;
3. Se multiplica a Z por H , y se obtiene S ;
4. Se le aplica la transformada de Fourier inversa a S , y se obtiene s ;
5. Se aplica la función \exp a s y se obtiene el resultado final g .

La componente de iluminación se puede asociar con las componentes de baja frecuencia de la transformada de Fourier del logaritmo de una imagen; mientras que la

componente de reflectancia se puede asociar con las de baja frecuencia. Aunque estas son aproximaciones no muy exactas, pueden emplearse para ayudar a la mejora de la imagen.

Usando una función de *filtro homomórfico* $H(u,v)$, se puede tener control sobre ambas componentes, ya que $H(u,v)$ afecta de forma distinta a las componentes de alta y baja frecuencia.

2.6.3 Transformaciones Geométricas

Las transformaciones geométricas modifican las relaciones espaciales entre píxeles de una imagen. En términos de procesamiento de imágenes digitales, una transformación geométrica se compone de dos operaciones básicas:

1. *Transformación espacial*: define el reagrupamiento de los píxeles en el plano.
2. *Interpolación de nivel de gris*: trata la asignación de niveles de gris a los píxeles de la imagen transformada espacialmente.

2.6.3.1 Transformaciones espaciales

Sea f una imagen con coordenadas de píxel (x,y) ; esta sufre una distorsión geométrica produciendo una imagen g con coordenadas (x',y') . Esta transformación se puede expresar como se muestra en la fórmula 2.31.

$$\begin{aligned}x' &= r(x,y) \\ y' &= s(x,y)\end{aligned}\tag{2.31}$$

donde $r(x,y)$ y $s(x,y)$ representan las transformaciones espaciales que producen la imagen geoméricamente distorsionada $g(x',y')$. Por ejemplo, si $r(x,y)=x/2$ y $s(x,y)=y/2$, la “distorsión” es simplemente una disminución del tamaño de $f(x,y)$ en la mitad de ambas direcciones espaciales.

El proceso utilizado para generar la imagen correcta es sencillo. Por ejemplo, para generar $f(0,0)$ se sustituye $(x,y) = (0,0)$ y se substituye en la función r y s para obtenerse x' e y' . Luego se hace $f(0,0) = g(x',y')$ donde x' e y' son los valores que se acaban de obtener. El procedimiento continúa píxel a píxel, hasta que se obtiene una matriz cuyo tamaño no excede el de la imagen g .

2.6.3.2 Interpolación de nivel de gris

Dependiendo de los resultados obtenidos para $r(x,y)$ y $s(x,y)$, de 2.6.3.1, se pueden proporcionar valores no enteros de x' e y' . Debido a que la imagen transformada g es digital, sus valores de píxel están definidos sólo para coordenadas enteras. Así, al utilizar valores no enteros para x' e y' se origina una transformación en los puntos de g en los que no están definidos niveles de grises. Es necesario deducir qué valores de nivel de gris debería haber en estos puntos, basándose solamente en los valores de píxel de puntos de coordenadas enteras. La técnica utilizada para llevar esto a cabo se denomina “*interpolación de nivel de gris*”.

El esquema más simple de interpolación de nivel de gris se basa en una aproximación al vecino más próximo. Este método, denominado también *interpolación de orden cero* transforma las coordenadas (x,y) a coordenadas fraccionarias (x',y') por medio de la fórmula 2.32.

$$\begin{aligned}x' &= c_1x + c_2y + c_3xy + c_4 \\y' &= c_5x + c_6y + c_7xy + c_8\end{aligned}\tag{2.32}$$

y se calcula el vecino más próximo a (x',y') de coordenada entera, luego se asigna el nivel de gris de éste al píxel localizado en (x,y) .

La interpolación por el vecino más próximo tiene el inconveniente de producir efectos indeseables, tales como la distorsión de bordes rectos en imágenes de gran resolución. La técnica de interpolación por convolución cúbica, ajusta la superficie del tipo $(\sin x)/x$ por medio de un número mayor de vecinos (por ejemplo, 16) para obtener una estimación uniforme del nivel de gris en el punto deseado. Sin embargo, desde el punto de vista del cálculo, esta técnica es costosa, por lo que supone una decisión razonable utilizar una aproximación por interpolación bilineal, que utilice los niveles de gris de los cuatro vecinos más próximos. La idea es conocer el nivel de gris de cada uno de los cuatro vecinos más próximos de un par de coordenadas no enteras (x',y') . El valor del nivel de gris (x',y') , denominado $v(x',y')$ se puede interpolar con los valores de sus vecinos al utilizar la relación, dada en la fórmula 2.33:

$$v(x',y') = ax' + by' + cx'y' + d\tag{2.33}$$

donde los cuatro coeficientes se determinan fácilmente de las cuatro ecuaciones con cuatro incógnitas que se pueden escribir utilizando los cuatro vecinos conocidos de (x',y') . Cuando se han determinado estos coeficientes, se calcula $v(x',y')$ y se asigna este valor a la localización de $f(x,y)$ que proporciona la transformación espacial en el punto (x',y') . La excepción aquí, es que en lugar de utilizar el valor del nivel de gris del vecino más próximo a (x',y') , realmente se interpola un valor en el punto (x',y') y se utiliza este valor para la asignación de nivel de gris a (x,y) .

2.7 Segmentación

2.7.1 Introducción

Uno de los primeros pasos del análisis de imágenes, consiste en segmentar la imagen. El objetivo de la segmentación es obtener una partición de la imagen en regiones homogéneas, con respecto a una o más características (como por ejemplo el brillo o el color), estas características deben proporcionar información acerca del contenido de la imagen y deben permitir distinguir una imagen de las demás. Esta partición depende del problema a resolver. La segmentación deberá detenerse cuando los objetos que se quieren analizar hayan sido aislados.

La segmentación puede verse como un proceso en el cual, a partir de una imagen inicial, produce otra en la que cada píxel tiene asociada una marca distintiva del objeto al que pertenece. Así, una vez segmentada la imagen, se podría formar una lista de objetos agrupando todos los píxeles que tengan la misma marca. Por ejemplo antes de reconocer una cara en una imagen es necesario separarla del resto de la imagen.

Aunque la detección de objetos en una imagen puede parecer sencilla, en el momento de realizar la segmentación, se pueden presentar varias dificultades dado que depende del estado en el que se encuentra la imagen que se quiere segmentar. Las imágenes pueden contener ruido, la iluminación no siempre es uniforme, los bordes no siempre se encuentran definidos y pueden contener objetos muy finos y ramificados, por lo que dificulta obtener buenos segmentos.

Un esquema general para la segmentación se puede considerar como la unión de tres pasos principales, representados en la Figura 2.5.

- *Simplificación*: generalmente los datos originales en una imagen contienen información que es irrelevante para una aplicación dada. En tales casos, los datos se deben simplificar, removiendo toda aquella información irrelevante. La simplificación controla la cantidad y naturaleza de la información que es preservada. Además los datos simplificados deben contener áreas fáciles de segmentar. Por ejemplo, la simplificación puede reducir la complejidad de texturas, eliminando ruido u objetos muy pequeños para un tamaño dado
- *Extracción de características*: la segmentación se realiza sobre características específicas de los datos. La selección del espacio de características conduce al tipo de homogeneidad que se espera en la partición final. En algunas aplicaciones, los datos originales proveen directamente el espacio de características necesario para la segmentación. Por ejemplo, para la segmentación a color, el valor del píxel puede corresponder directamente a la característica de interés. Sin embargo, en otros casos, las características de interés deben ser estimadas a partir de los datos originales. Las características típicas son: nivel de grises, color, actividad, frecuencia, textura, distorsión, nivel en el histograma, semántica, movimiento, profundidad, etc.
- *Decisión*: finalmente para obtener una partición de los datos, el espacio de características debe ser analizado. Este paso incide sobre la posición de los contornos que forman la partición en el espacio de decisión. Los contornos separan áreas de datos que contienen elementos con las mismas características en el espacio de características seleccionado.

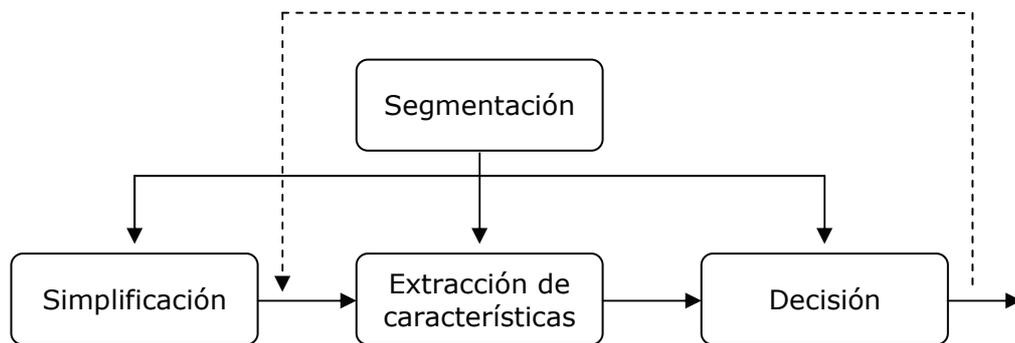


Figura 2.5 - Proceso Global de la Segmentación de Imágenes

Las técnicas de segmentación son muy dependientes del propósito de la aplicación y del tipo de imágenes a analizar.

Antes de segmentar es preciso definir qué objetos interesa determinar. Luego de la segmentación es posible realizar operaciones de filtrado (a nivel de objetos), así como determinar características que permitan clasificar los objetos.

Los algoritmos de segmentación de imágenes monocromáticas generalmente se basan en una de las dos propiedades básicas de los valores del nivel de gris: discontinuidad y similitud. En la primera categoría, el método consiste en dividir la imagen basándose en los cambios bruscos de nivel de gris. Las principales áreas de interés de esta categoría son la detección de puntos aislados y la detección de líneas y bordes de una imagen. Los principales métodos de la segunda categoría están basados en la umbralización, crecimiento de región, y división y fusión de regiones.

2.7.2 Detección de discontinuidades

Los tres tipos básicos de discontinuidad de una imagen digital que se pueden detectar son: puntos, líneas, y bordes.

En la práctica, la forma más común de ver las discontinuidades es pasar una máscara (filtro o ventana) a través de la imagen, realizando un filtrado espacial (ver sección 2.6.1.3).

2.7.2.1 Detección de puntos

Para la detección de puntos aislados de una imagen se utiliza la siguiente máscara:

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Figura 2.6 - Máscara para la detección de puntos aislados

Se sabe que se ha detectado un punto en la posición en la que está centrada la máscara si $|R| > T$ donde T es un umbral no negativo.

Lo que se trata de hacer es medir la diferencia en los niveles de gris entre el punto central y sus vecinos, partiendo de la idea de que el nivel de gris de un punto aislado será bastante diferente del de sus vecinos.

2.7.2.2 Detección de líneas

Para este caso, se deben usar cuatro máscaras:

M_1	M_2	M_3	M_4																																				
<table border="1"> <tbody> <tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr> <tr><td>2</td><td>2</td><td>2</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr> </tbody> </table>	-1	-1	-1	2	2	2	-1	-1	-1	<table border="1"> <tbody> <tr><td>-1</td><td>-1</td><td>2</td></tr> <tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr> <tr><td>2</td><td>-1</td><td>-1</td></tr> </tbody> </table>	-1	-1	2	-1	2	-1	2	-1	-1	<table border="1"> <tbody> <tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr> <tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr> <tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr> </tbody> </table>	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1	<table border="1"> <tbody> <tr><td>2</td><td>-1</td><td>-1</td></tr> <tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-1</td><td>2</td></tr> </tbody> </table>	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2
-1	-1	-1																																					
2	2	2																																					
-1	-1	-1																																					
-1	-1	2																																					
-1	2	-1																																					
2	-1	-1																																					
-1	2	-1																																					
-1	2	-1																																					
-1	2	-1																																					
2	-1	-1																																					
-1	2	-1																																					
-1	-1	2																																					
Horizontal	+45°	Vertical	-45°																																				

Figura 2.7 - Máscaras para la detección de líneas

Si la primera máscara se traslada por una imagen, podría responder con más fuerza a líneas (de un píxel de grosor) orientadas horizontalmente. Con un fondo constante, la respuesta máxima resultará cuando la línea pase por la fila central de la máscara. La segunda máscara es para líneas en 45°, la tercera para líneas verticales, y la cuarta para líneas en -45°.

Sean R_1 , R_2 , R_3 , y R_4 las respuestas en un punto de las máscaras M_1 , M_2 , M_3 , y M_4 respectivamente (Figura 2.7), si $|R_i| > |R_j|$ para todo $j \neq i$, con $i, j=1, \dots, 4$, este punto tendrá mayor probabilidad de estar asociado con una línea en la dirección dada por M_i .

2.7.2.3 Detección de bordes

Aunque la detección de puntos y la detección de líneas sin duda son importantes en cualquier discusión sobre segmentación, la detección de bordes es el

método más común para detectar discontinuidades significativas en el nivel de gris de una imagen.

Un borde es la frontera entre dos regiones con propiedades de nivel de gris relativamente distintas.

Básicamente la idea que subyace en la mayor parte de las técnicas de detección de bordes es el cálculo de un operador local de derivación.

El módulo de la derivada primera se puede usar para detectar la presencia de un borde en una imagen, y el signo de la derivada segunda se puede usar para determinar si un píxel borde está situado en el lado oscuro o claro del mismo. A su vez, la derivada segunda tiene un paso por cero en el punto medio de una transición de nivel de gris.

Para la derivada primera se puede usar el módulo del Gradiente, y para la derivada segunda se puede utilizar el Laplaciano, los cuales serán descritos a continuación.

2.7.2.3.1 Basado en Gradiente

Estas técnicas se basan en una aproximación al concepto de la derivada para espacios discretos. Esta generalización, la cual se muestra en la fórmula 2.34, se basa en el cálculo de diferencias entre píxeles vecinos; estas diferencias, según la relación de píxeles considerados, pueden dar lugar a derivadas unidimensionales o bidimensionales, así como aplicarse en una dirección determinada de la imagen o en todas direcciones. Otras aproximaciones diferenciales de gran utilidad son la de Roberts y la de Sobel.

$$\nabla f(x, y) = [G_x \ G_y] = [\partial f / \partial x \ \partial f / \partial y] \quad (2.34)$$

El vector gradiente representa el cambio máximo de intensidad para el punto (x,y) ; su magnitud y dirección están dados por, la fórmula 2.35 y 2.36

$$|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2.35)$$

$$\nabla f = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (2.36)$$

siendo la dirección del gradiente perpendicular al borde. Para reducir el costo computacional, generalmente se aplica la fórmula 2.37.

$$|\nabla f| = |G_x| + |G_y| \quad (2.37)$$

Debido a que las imágenes digitales no son señales continuas, se tiene:

$$\nabla f(x,y) = [G_x \ G_y] = \left[\frac{\Delta f}{\Delta x} \ \frac{\Delta f}{\Delta y} \right] \quad (2.38)$$

que puede ser representado mediante las siguientes máscaras de la fórmula 2.39.

$$G_x = \frac{\Delta f}{\Delta x} \quad \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$G_y = \frac{\Delta f}{\Delta y} \quad \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$
(2.39)

Estas máscaras generalmente no se utilizan, debido a que son muy poco sensibles al ruido al tomar en cuenta solamente la información de dos píxeles. Entre los filtros (operadores) más usados, que además permiten obtener un gradiente suavizado, se encuentran: Roberts, Prewitt, Sobel e Isotrópico.

En la Figura 2.8 se muestran las máscaras referentes a estos operadores.

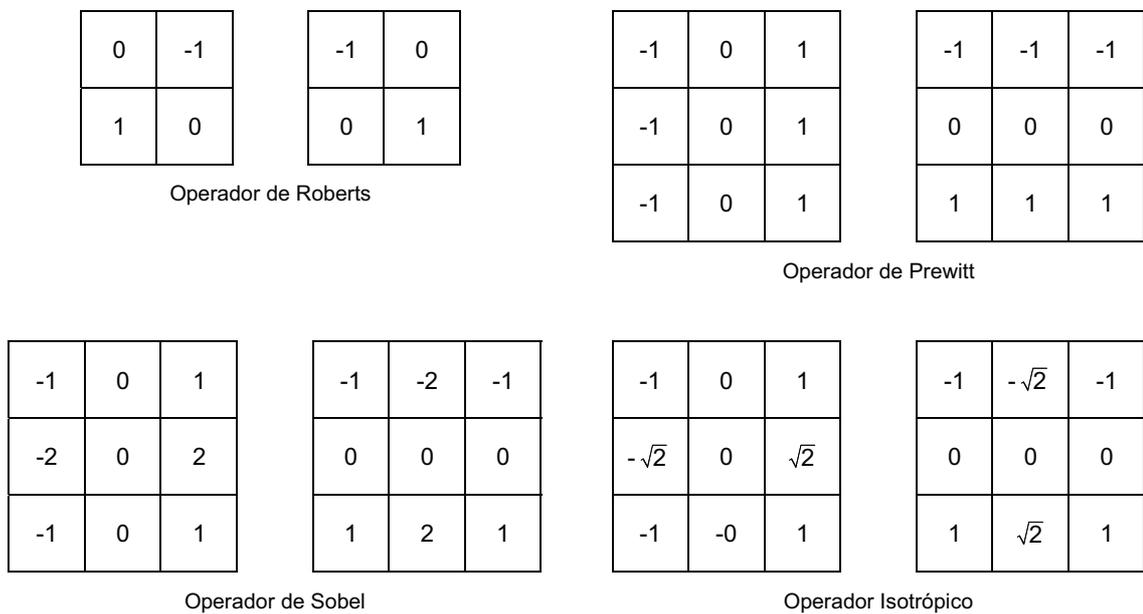


Figura 2.8 - Máscaras para los operadores: Roberts, Prewitt, Sobel e Isotrópico

2.7.2.3.2 Basado en Laplaciano

El *Laplaciano* es la segunda derivada de una función y representa la derivada de esta respecto a todas las direcciones, y esta dada por la fórmula 2.40.

$$\nabla^2 f(x,y) = \left[\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \quad \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right] \quad (2.40)$$

Generalmente para el Laplaciano se utilizan las máscaras mostradas en la Figura 2.9. Nótese que el píxel central toma el valor negativo de la suma de todos los que lo rodean, de tal forma que la suma aritmética de todos los píxeles sea cero.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

Figura 2.9 - Máscaras utilizadas para el operador Laplaciano

2.7.3 Enlazado de bordes y detección de límites

En general, las técnicas antes mencionadas detectan las discontinuidades de intensidad. Raramente los píxeles encontrados por ellas caracterizan completamente el límite, debido a diferentes problemas que introducen discontinuidades en los límites encontrados. Por este motivo se deben emplear procedimientos de enlazado y de detección de límites diseñados para reunir píxeles del borde en límites que tengan algún sentido.

2.7.3.1 Transformada de Hough

Para n puntos en una imagen, se desea encontrar subconjuntos de esos puntos que se encuentran en líneas rectas. Una posible solución es encontrar primero todas las líneas determinadas por cada par de puntos y luego encontrar todos los subconjuntos de puntos que están cerca de líneas particulares. El problema con este procedimiento es que se trata de encontrar $[n(n-1)/2] \sim n^2$ líneas y realizando después $[n(n(n-1))/2] \sim n^3$ comparaciones de cada punto a todas las líneas. Este enfoque es computacionalmente prohibitivo en todo menos en las aplicaciones más triviales.

Hough propuso un método alternativo, al que normalmente se hace referencia como la *transformada de Hough*. Considérese un punto (x_i, y_i) y todas las líneas que pueden pasar a través de este punto, utilizando la ecuación general de la recta en forma explícita, como se muestra en la fórmula 2.41:

$$y_i = ax_i + b \tag{2.41}$$

a través de (x_i, y_i) pasan un infinito número de líneas, pero todas ellas satisfacen la ecuación $y_i = ax_i + b$ para diversos valores de a y b . Sin embargo, escribiendo esta ecuación como $b = -x_i a + y_i$ y considerando el plano ab (también denominado espacio parámetro) se obtiene la ecuación de la única línea para un par determinado (x_i, y_i) . Además, un segundo punto (x_j, y_j) también tiene una línea en el espacio de parámetro asociado con él, y esta línea corta a la línea asociada con (x_i, y_i) en (a', b') , donde a' es la pendiente y b' la ordenada en el origen de la línea que contiene a (x_i, y_i) y (x_j, y_j) en el plano xy . De hecho, todos los puntos contenidos en esta línea tienen líneas en el espacio de parámetro que corta a (a', b') . La Figura 2.10 ilustra estos conceptos.

El atractivo de la transformada de Hough surge en la subdivisión del espacio de parámetro en las denominadas *celdas acumulador*, que se muestran en la Figura 2.11, donde (a_{max}, a_{min}) , (b_{max}, b_{min}) son los rangos esperados de los valores de la pendiente y la ordenada. La celda de coordenadas (i, j) , con valor de acumulador $A(i, j)$, corresponde al cuadrado asociado a las coordenadas del espacio de parámetro (a_i, b_j) . Inicialmente estas celdas están puestas a cero; después, para cada punto (x_k, y_k) del plano de la imagen, se fija el parámetro a igual a cada uno de los valores permitidos de la subdivisión sobre el eje x , y se resuelve para el b correspondiente utilizando la ecuación $b = -x_k a + y_k$.

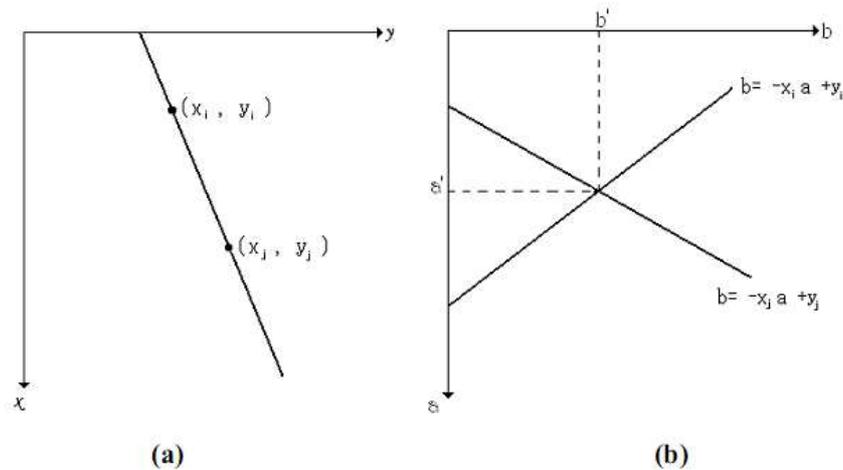


Figura 2.10 - (a) Plano xy, (b) Espacio parámetro

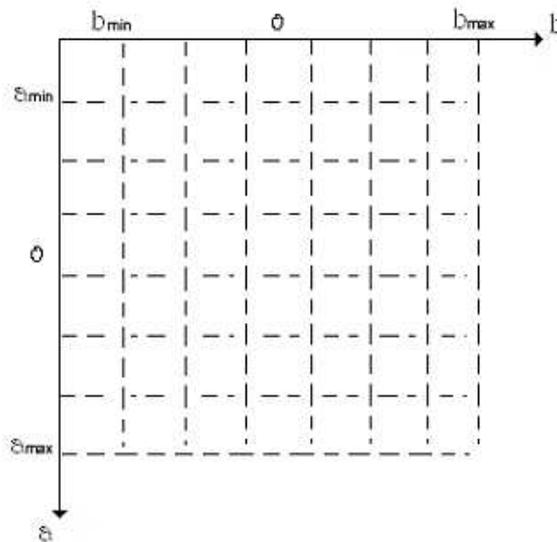


Figura 2.11 - Cuantificación del plano parámetro para utilizar la transformada de Hough

Las b resultantes se redondean después al valor más próximo permitido del eje x . Si una elección de a_p resulta ser solución de b_q , se fija $A(p,q) = A(p,q) + 1$. Al final de este procedimiento, un valor de M en $A(i,j)$ correspondiente a M puntos del plano xy situados en la línea $y_i = ax_i + b$.

La precisión de la colinealidad¹ de estos puntos está determinada por el número de subdivisiones del plano ab . Obsérvese que al subdividir el eje x en K incrementos dados, para cada punto (x_k, y_k) , K valores de b corresponderán a los K posibles valores de a . Con n puntos de la imagen, esto implica nK cálculos. Por ello el procedimiento que se acaba de exponer es lineal en n , y el producto nK no se acerca al número de cálculos expuesto al principio de esta sección a menos que K se aproxime o supere a n .

Un problema que aparece al utilizar la ecuación $y = ax + b$ para representar una línea es que tanto la pendiente como la ordenada en el origen tienden al infinito cuando se acerca a la asíntota vertical. Una forma de evitar esta dificultad es utilizar la representación normal de una recta.

¹ Que una variable x_1 sea combinación lineal de otra x_2 , significa que ambas están relacionadas por la expresión $x_1 = b_1 + b_2x_2$, siendo b_1 y b_2 constantes, por lo tanto el coeficiente de correlación entre ambas variables será 1.

$$x \cos(\theta) + y \sin(\theta) = \rho \quad (2.42)$$

La Figura 2.12 muestra el significado de los parámetros utilizados en la fórmula 2.42. El empleo de esta representación en la construcción de una tabla de acumuladores es idéntico al método expuesto para la representación dada en la fórmula 2.41. Sin embargo, en vez de líneas rectas, los lugares geométricos son curvas sinusoidales en el plano $\rho\theta$. Como antes, M puntos colineales¹ situados sobre una línea, producen M curvas sinusoidales que cortan a (ρ_i, θ_j) en el espacio de parámetro. Al incrementar θ y resolver para ρ correspondiente se obtienen M entradas al acumulador $A(i,j)$ asociado con la celda determinada por (ρ_i, θ_j) . En la Figura 2.12 se ilustra la subdivisión del espacio de parámetro.

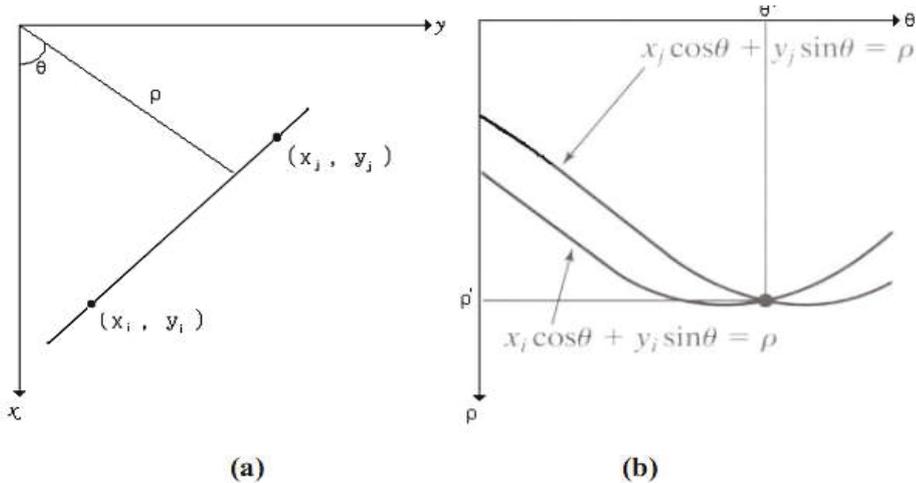


Figura 2.12 – (a) Parametrización de líneas en el plano xy , (b) Curvas Sinusoidales en el plano $\rho\theta$

El rango del ángulo θ es $\pm 90^\circ$, medidos con respecto al eje x , por ello una línea horizontal tiene un $\theta = 0^\circ$, siendo ρ igual a la x positiva. De forma similar, una línea vertical tiene un $\theta = 90^\circ$, siendo ρ igual a la y positiva, $\theta = -90^\circ$, siendo ρ igual a la y negativa. Cada curva sinusoidal de la Figura 2.12 (b) representa la familia de líneas que pasan a través de un punto particular. El punto de intersección (ρ', θ') corresponde a la línea que pasa a través de los dos puntos (x_i, y_i) y (x_j, y_j) .

El atractivo computacional de la *transformada de Hough* radica en la subdivisión del plano $\rho\theta$ en las celdas acumuladoras tal y como se ilustra en la Figura 2.13 donde (ρ_{min}, ρ_{max}) y $(\theta_{min}, \theta_{max})$ son los valores esperados. Usualmente, el máximo rango de los valores es $-90^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$ y $-D \leq \rho \leq D$, donde D es la distancia entre las esquinas de la imagen.

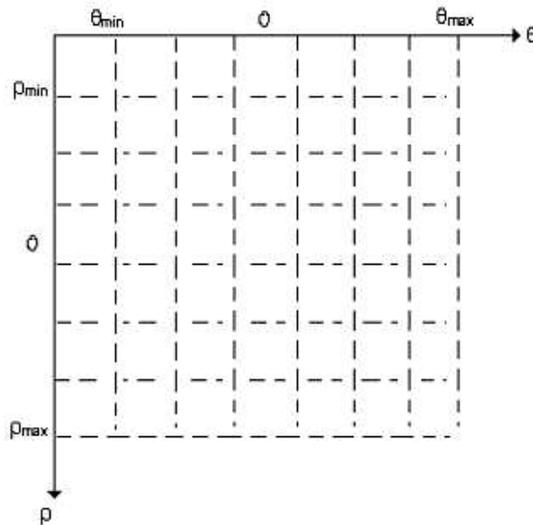


Figura 2.13 - División del espacio de parámetro en celdas acumulador en el plano $\rho\theta$

2.7.3.2 Transformada de Hough para detección de círculos

La *transformada de Hough* es aplicable a cualquier función de la forma $g(v,c)=0$, donde v es un vector de coordenadas y c es un vector de coeficientes. Por ejemplo, los puntos situados en el círculo dados por la fórmula 2.43:

$$(x - c_1)^2 + (y - c_2)^2 = c_3^2 \quad (2.43)$$

se pueden detectar utilizando el método que se describió en la sección 2.7.3.1, la diferencia básica es la presencia de los tres parámetros (c_1, c_2, c_3) , que resultan en un espacio parámetro tridimensional con celdas de forma cúbica y acumuladores de la forma $A(i,j,k)$.

Es evidente que la complejidad de la transformada de Hough depende mucho del número de coordenadas y coeficientes de una representación funcional dada.

2.7.4 Umbralización

La *umbralización* es uno de los métodos más importantes de la segmentación de imágenes. Se trata de definir un umbral, de forma que separe los objetos de interés respecto del fondo. Para su aplicación se exige una clara diferencia entre los objetos y el fondo de la escena.

2.7.4.1 Fundamentos

La umbralización se puede contemplar como una operación que implica realizar comprobaciones frente a una función T de la forma: $T = T[x, y, f(x,y), p(x,y)]$ donde $f(x,y)$ es el nivel de gris del punto (x,y) , y $p(x,y)$ representa alguna propiedad local de este punto (por ejemplo, la media del nivel de gris de una vecindad centrada en (x,y)). Una imagen umbralizada $g(x,y)$ se define como se muestra en la fórmula 2.44.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x,y) > T \\ 0 & \text{si } f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (2.44)$$

De este modo, los píxeles marcados con 1 (o cualquier otro nivel de intensidad conveniente) corresponden a objetos, mientras que los otros corresponden al fondo; o viceversa, dependiendo si el fondo es oscuro y el objeto luminoso, o al revés.

Cuando T depende solamente de $f(x,y)$, el umbral se denomina *global*. Si T depende a su vez de $p(x,y)$ se denomina *local*. Si además depende de las coordenadas espaciales x e y , se denomina *dinámico*.

Si la imagen se quiere segmentar en más de dos partes, se llama *umbralización multinivel*, y se debe usar más de un umbral. Por ejemplo, para dos objetos (el objeto 1 más luminoso que el objeto 2) y el fondo (oscuro), se deben tener en cuenta dos umbrales $T1$ y $T2$ donde:

$$g(x,y) = \begin{cases} 2 & \text{si } f(x,y) > T2 \text{ \{objeto 1\}} \\ 1 & \text{si } T2 \geq f(x,y) \geq T1 \text{ \{objeto 2\}} \\ 0 & \text{si } f(x,y) < T1 \text{ \{fondo\}} \end{cases} \quad (2.45)$$

2.7.4.2 Umbralización global simple

La más sencilla de todas las técnicas de umbralización es la partición del histograma usando un único umbral, T . La segmentación se completa escaneando la imagen píxel a píxel y etiquetando a cada uno de ellos como perteneciente al objeto o al fondo, dependiendo de que el nivel de gris de ese píxel sea mayor o menor que el valor T . El éxito del método depende de cómo pueda ser dividido el histograma.

2.7.4.3 Umbralización óptima

Supongamos que una imagen sólo tiene dos regiones de brillo principales. El histograma de una imagen de este tipo se puede considerar como una estimación de la función de densidad de probabilidad de brillo, $p(z)$. Esta función de densidad total es la suma o mezcla de dos densidades unimodales, una para las regiones claras y la otra para las oscuras. Además, los parámetros de la mezcla son proporcionales a la superficie de cada región de brillo. Si se conoce o se supone la forma de la densidad, se puede determinar un umbral óptimo (en término del error mínimo) por segmentación de la imagen en las dos regiones de brillo.

Teniendo la fórmula de $p(z)$, se determina el error de tipo 1 y 2 con respecto a T , sumando ambos, se forma el error total. Luego, para encontrar el valor umbral para el que el error total sea mínimo, se necesita derivar dicho error, igualarlo a cero, y después determinar el T que cumple dicha ecuación.

En caso de que todo esto se logre, se obtiene el umbral óptimo T .

2.8 Representación y Descripción

Después de segmentar una imagen en regiones por medio de algún método, el conjunto resultante de píxeles segmentados se representa y describe en una forma adecuada para su posterior procesado por computadora. Básicamente, el representar una región implica dos posibilidades:

1. En términos de sus características externas (su contorno).
2. En términos de sus características internas (los píxeles que comprenden la región).

El siguiente paso consiste en describir la zona en la representación elegida. Las características seleccionadas como descriptoras deberán ser lo suficientemente insensibles a variaciones tales como, cambios de tamaño, traslación y rotación.

2.8.1 Esquema de Representación

Las técnicas de segmentación retornan como resultado una serie de píxeles (del contorno o de la región), los cuales se pueden usar para obtener descriptores, pero normalmente se utilizan esquemas que compacten los datos en representaciones que son considerablemente más útiles. Hay diversos métodos de representación, alguno de los cuales se describen a continuación.

2.8.1.1 Códigos de cadena

Los códigos de cadena se usan para representar un contorno por medio de una sucesión conexas de segmentos de longitud y dirección especificadas. Normalmente esta representación se basa en segmentos de conectividad 4 u 8. La dirección de cada segmento se codifica usando uno de los esquemas mostrados en la Figura 2.14.

Se podría generar un código de cadena de una imagen siguiendo el contorno de ella en el sentido de las agujas del reloj, asignado una dirección a los segmentos que unen cada par de píxeles conexos. Este método tiene dos razones principales por la cual no es usado:

1. La cadena de códigos es muy larga.
2. Cualquier perturbación pequeña en el contorno origina cambios en el código, que pueden no estar necesariamente relacionados con la forma del contorno.

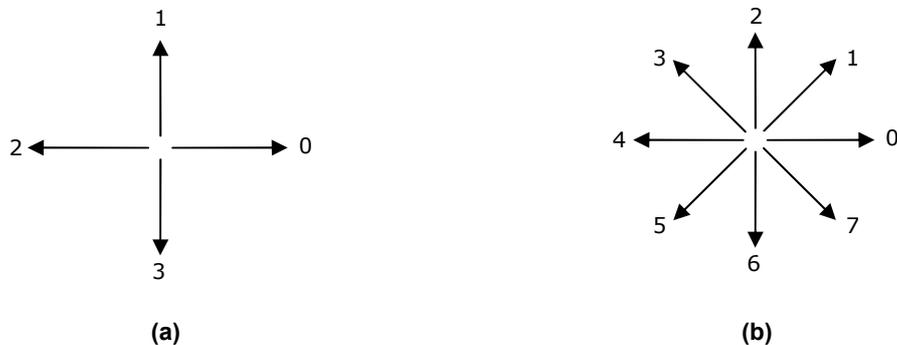


Figura 2.14 - (a) Código de cadena de 4 direcciones, (b) Código de cadena de 8 direcciones

Una solución consiste en volver a muestrear el contorno, seleccionando un espaciado de cuadrícula mayor; para esto, se recorre el contorno, y cada píxel de este, es asignado al punto más próximo en la nueva cuadrícula. Luego se obtiene su código cadena.

El código de cadena de un contorno depende del *punto de partida*, esto se puede normalizar de la siguiente manera: se toma la cadena como una secuencia circular de números, y se redefine el punto de partida de forma que la cadena forme un entero de módulo mínimo.

El código varía de acuerdo a la rotación y al cambio de escala.

2.8.1.2 Aproximaciones poligonales

Este método trata de representar un contorno a través de un polígono, tratando de captar la esencia de la forma del contorno con un polígono del menor número de lados. Hay distintos métodos para esto:

1. *Encontrar polígonos de perímetro mínimo*: se encierra el contorno en celdas concatenadas de un tamaño igual a $(d \times d)$. Luego el contorno se reduce formando un polígono de perímetro mínimo que esté completamente dentro de la secuencia de celdas.
2. *Técnica de fusión*: consiste en unir puntos del contorno hasta que el ajuste de la curva de error mínimo cuadrado, de los puntos fusionados hasta el momento, traspase un umbral preestablecido. Cuando se llega a esto, se comienza con otra fusión, y así sucesivamente hasta recorrer todo el contorno, luego se unen las líneas, y queda formado el polígono.
3. *Técnica de división de lados del contorno*: consiste en subdividir lados sucesivamente hasta que se cumpla un criterio dado. Por ejemplo, un criterio podría ser, que la distancia perpendicular máxima desde un lado del contorno a la línea que une sus dos extremos, no exceda un umbral preestablecido. Si lo sobrepasa, entonces el punto más alejado se convierte en un vértice, subdividiendo así, el lado en dos sub-lados. Para comenzar, se tomará la línea que une los dos puntos más alejados del contorno.

2.8.1.3 Firmas

Una firma es una representación funcional unidimensional de un contorno, y se puede generar de varias formas (pero sin importar cual sea, lo que se busca es reducir la representación del contorno a una función unidimensional). Una de las formas es representar la *distancia desde el centro* al contorno como una función del ángulo. Es decir que para cada ángulo θ , se tomará la distancia desde el centro hasta el contorno.

Esta técnica es invariante con respecto a la traslación, pero no con respecto a la rotación y a la escala. Se puede normalizar con respecto a la rotación seleccionando como punto de partida ($\theta = 0$) la distancia mayor desde el centro.

Para los cambios de tamaño, se puede normalizar el resultado al *escalar* todas las funciones de tal manera que siempre abarquen el mismo rango de valores. Por ejemplo, $[0, 1]$.

2.8.1.4 Lados del contorno

A veces es útil descomponer un contorno en lados, para reducir así la complejidad del contorno, y simplificar el proceso de descripción. Esto es muy útil cuando el contorno presenta una o más concavidades significativas que contienen información sobre la forma; para esto se puede usar el *cercos convexo*.

El cerco convexo H de un conjunto arbitrario S es el conjunto convexo más pequeño que contiene a S . El conjunto diferencia $H-S$ se llama deficiencia convexa D del conjunto S . Para dividir el contorno de la región, se sigue el contorno de S , y se marcan aquellos puntos donde se hace una transición hacia dentro o fuera de un componente de la deficiencia convexa.

2.8.1.5 El esqueleto de una región

Una forma de representar la forma de una región es a través de su esqueleto, el cual se obtiene mediante un algoritmo de reducción (llamado esqueletización).

Para una región R con borde B , se define su esqueleto de la siguiente manera:

Para cada punto p de R , se encuentra su vecino más próximo en B . Si p tiene más de un vecino de estos, se dice que pertenece al eje medio (esqueleto) de R . El concepto de más próximo depende de la definición de distancia usada.

La implementación directa de esto es imposible por razones de cálculo, por lo cual se usan algoritmos de reducción que van suprimiendo los puntos del margen de una región, cumpliendo con las siguientes restricciones:

1. No eliminar puntos extremos.
2. No romper la continuidad.
3. No causar excesiva erosión en la región.

2.8.2 Morfología

La morfología, en el contexto de morfología matemática, es una herramienta para extraer componentes de una imagen que sean útiles en la representación y descripción de la forma de una región. Usualmente los operadores morfológicos están formados de 2 partes: una forma de referencia, llamada elemento de estructura, el cual es comparado con la forma original y un mecanismo que detalla cómo debe de ser la comparación. Debido a lo anterior, la morfología matemática es una excelente herramienta para representar y describir la forma de una región de interés como esqueletos y contornos.

El lenguaje de la morfología matemática es la *teoría de conjuntos*. Los conjuntos representan las formas de los objetos de una imagen.

Los algoritmos de morfología matemática binaria son combinaciones de dos operaciones básicas: la *dilatación* y la *erosión*, las cuales consisten en comparar la imagen a analizar A con otra imagen de forma conocida B , denominada elemento estructurante.

La erosión consiste en examinar cada píxel y cambiarlo de 1 a 0 si alguno de sus vecinos está en 0. Normalmente se utilizan como vecinos los ocho que rodean al píxel examinado, aunque para algunas aplicaciones se pueden utilizar conectividades de 4 vecinos e incluso conectividades de 2 vecinos (los verticales o los horizontales).

La dilatación es el proceso inverso, consiste en cambiar los píxeles de 0 a 1 si alguno de sus vecinos está en 1.

En ambas operaciones, se utiliza una máscara que determina cuales vecinos del elemento central serán tomados en cuenta para la determinación del píxel resultado. La máscara es una matriz que contiene unos y ceros. En los lugares que contiene unos serán los vecinos de la imagen original con respecto al píxel central, los cuales serán tomados en consideración para determinar el píxel de la imagen resultado, mientras que los lugares que tengan ceros no serán tomados en cuenta. En la Figura 2.15 se muestra gráficamente el efecto de la máscara sobre la imagen original (a) y su resultado (b).

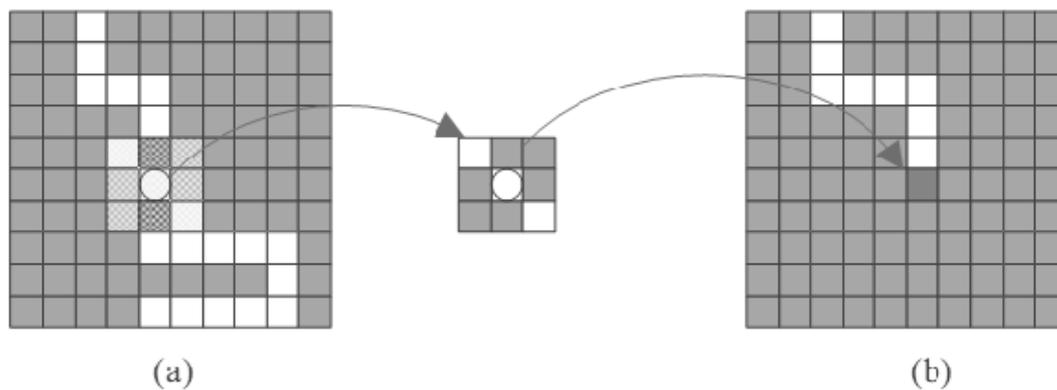


Figura 2.15 - (a) Imagen original, (b) Imagen resultado de la aplicación de la operación morfológica considerando la máscara de 3 x 3

Resumen

En este capítulo se presentaron conceptos referidos a imágenes digitales, considerando aquellos que son introductorios al tema. Varias de las definiciones planteadas serán de utilidad para comprender el procesamiento de las imágenes de iris que interesan para el desarrollo de este trabajo de investigación.

Capítulo 3

Sistemas Biométricos

Capítulo 3 - Sistemas Biométricos

3.1 Introducción

En este capítulo se dará una breve introducción a la biometría y los sistemas biométricos más comúnmente utilizados. Se enunciarán distintos conceptos relacionados, tales como: requisitos, características, y medidas de desempeño de un sistema biométrico. Finalmente se presentará una tabla comparativa que describe de manera resumida las ventajas y desventajas entre los diferentes sistemas biométricos existentes.

3.2 Sistemas Biométricos

El término "biometría" deriva de las palabras griegas "*bios*" de vida y "*metron*" de medida. Los sistemas biométricos automáticos utilizados en la actualidad son consecuencia de avances significativos en el campo del procesamiento computacional de este último tiempo, sin embargo, están basados en ideas que han sido concebidas hace cientos de años.

La biometría es la disciplina que permite identificar y/u obtener rasgos de la persona basándose en sus *características físicas* (anatómicas y fisiológicas) y/o *pautas de comportamiento*. De esta forma, permite establecer una relación entre una persona y un determinado patrón asociado a ella de forma segura e intransferible. Los métodos biométricos utilizados, requieren que la persona esté físicamente presente en el lugar de identificación, pudiendo o no requerir la colaboración de la misma, e incluso, pudiendo obviar la necesidad de que la persona conozca la existencia del sistema que lo está identificando.

Uno de los ejemplos más antiguos de utilización de características físicas como indicador biométrico, es el rostro. Desde los comienzos de las civilizaciones antiguas, los seres humanos han utilizado el rostro para la identificación de personas, permitiendo establecer si estas eran conocidas, o no. Con el transcurso del tiempo, las poblaciones fueron creciendo y los medios de transporte permitieron la inclusión de individuos en nuevas comunidades, obligando a buscar nuevas técnicas para la identificación.

Existe evidencia de que las huellas dactilares fueron utilizadas como marca personal cerca del año 500 AC, es así que, los babilonios registraban sus transacciones en tablas de arcilla que incluían huellas dactilares. Más cercanos a la actualidad, hacia la mitad del año 1800, con el rápido crecimiento de las ciudades a partir de la revolución industrial y la mayor productividad de los campos, los mercaderes y autoridades se enfrentaron a poblaciones más grandes y móviles; lo que implicó la necesidad de un reconocimiento de las personas con mayor exactitud. Influido por los escritos de Jeremy Betham (1748 - 1882) y otros pensadores, los tribunales de este período comenzaron a codificar ciertos conceptos judiciales que perduran hasta el día de hoy. En particular, los sistemas de justicia afrontaron la necesidad de un sistema formal que registrase las infracciones de individuos y permita identificarlos mediante rasgos físicos del delincuente. A partir de esto, surgieron dos enfoques: a) el sistema de Bertillon (1853 - 1914), originado en Francia, que medía las dimensiones de diversas partes del cuerpo. Estas mediciones se escribían en tarjetas que podrían ser ordenadas por la altura, longitud de las extremidades o cualquier otro parámetro. Este campo se llamó *antropometría*; b) el uso formal de las impresiones dactilares por parte de departamentos de policía; este proceso surgió en América del Sur, Asia y Europa. A finales de 1800 se desarrolló un método para indexar huellas dactilares que proporcionaba la capacidad para recuperar los registros como lo hacía

el método de Bertillon, la diferencia es que se basaba en métricas más individualizadas (los patrones de las huellas dactilares y las crestas).

El primer sistema robusto de huellas dactilares fue desarrollado en India por Haque Azizul (1872). Este sistema, llamado Sistema Henry, y sus variantes, son actualmente utilizados para la clasificación de las huellas dactilares.

Los sistemas biométricos actuales comienzan a surgir en la segunda mitad del siglo XX, coincidiendo con la aparición de los sistemas de computadora. Este campo emergente experimentó una explosión de actividad en la década de 1990 y comenzó a emerger en aplicaciones de uso diario a principios del año 2000. [NST2010]

La biometría busca obtener, clasificar y utilizar la información de las características físicas y de comportamiento, para reconocer e identificar a las personas, restringir el acceso a sitios no permitidos, controlar horarios en empresas, autenticar información, y muchas otras aplicaciones. Para esto, utiliza equipos electrónicos que desarrollan las mediciones biométricas, y algoritmos que permiten digitalizar, clasificar y almacenar la información para poder utilizarla posteriormente. La "biometría informática" es la aplicación de técnicas matemáticas y estadísticas sobre los rasgos físicos o de conducta de un individuo, para "verificar" identidades o para "identificar" personas.

3.3 Clases de biometría

Como se mencionó en párrafos anteriores, las características por las que se puede identificar a un individuo con la utilización de sistemas biométricos, se dividen en dos clases, basadas en *aspectos morfológicos (o físicos)* y de *comportamiento*. Esto es lo que se conoce como *indicador biométrico*. En este sentido, una característica física tal como la huella dactilar, la silueta de la mano, patrones de la retina o el iris, tiene que ser preferentemente estable en el tiempo. Por su parte, un rasgo del comportamiento es menos estable pues depende de la disposición psicológica de la persona, un ejemplo, es la variabilidad en la firma.

Algunos ejemplos de sistemas biométricos basados en características físicas son:

- a) Reconocimiento de Huellas Dactilares.
- b) Exploración de Iris.
- c) Exploración de Retina.
- d) Geometría de la Mano.
- e) Reconocimiento Facial.
- f) Análisis de Ácido Desoxirribonucleico (ADN).

Entre los métodos basados en comportamiento se pueden distinguir:

- a) Identificación por la voz.
- b) Identificación por la escritura (por ejemplo, la firma).
- c) Dinámica de pulsación en teclado.
- d) Análisis del patrón de marcha.

3.4 Requisitos y características de sistemas biométricos

El éxito del uso de los indicadores mencionados anteriormente, requiere que se cumpla con ciertos requisitos, tales como:

1. *Universalidad*: cualquier persona debe poseer esta característica (indicador biométrico).
2. *Unicidad*: probabilidad de que una característica idéntica entre dos personas sea muy pequeña o nula.
3. *Permanencia*: la característica no debe cambiar en el tiempo.
4. *Cuantificación*: la característica debe poder ser medida en forma cuantitativa.

Las características básicas que un sistema biométrico debe cumplir, pueden expresarse mediante las restricciones que deben ser satisfechas. Dichas restricciones apuntan a que el sistema considere:

1. *El desempeño*: se refiere a la exactitud, rapidez y robustez alcanzada en la identificación, los recursos invertidos y al efecto de factores ambientales y/u operacionales. El objetivo de esta restricción es comprobar si el sistema posee una exactitud y rapidez aceptable con un requerimiento de recursos razonable.
2. *La aceptabilidad*: indica el grado en que la población está dispuesta a aceptar un sistema biométrico en su vida diaria. Es claro que el sistema no debe representar peligro alguno para los usuarios y además debe inspirar "confianza" a los mismos. Factores psicológicos pueden afectar esta última característica. Por ejemplo, el reconocimiento de retina, requiere un contacto directo de la persona con el dispositivo de reconocimiento; esto puede incomodar a ciertos individuos debido al hecho de tener su ojo sin protección, frente a un "aparato".
3. *La fiabilidad*: refleja cuán difícil es burlar al sistema [ANI2004]. El sistema biométrico debe ser capaz de reconocer características de una persona viva, pues es posible crear dedos de látex, grabaciones digitales de voz, prótesis de ojos u otros mecanismos o dispositivos que podrían burlarlo. Algunos sistemas incorporan métodos para determinar si la característica bajo estudio corresponde o no a la de una persona viva. Los métodos empleados son ingeniosos y usualmente más simples de lo que se podría imaginar. Por ejemplo, un sistema basado en el reconocimiento del iris revisa patrones característicos en las manchas de éste; un sistema infrarrojo para chequear las venas de la mano detecta flujos de sangre caliente y lectores de ultrasonido para huellas dactilares revisan estructuras subcutáneas de los dedos.

3.5 Arquitectura de un sistema biométrico

3.5.1 Arquitectura

Un sistema biométrico está formado por tres componentes básicos. El primero es el encargado de la obtención analógica o digital de algún indicador biométrico de la persona, como por ejemplo, la imagen de una huella dactilar mediante un escáner. El segundo maneja la compresión, procesamiento, almacenamiento y comparación de los datos adquiridos con los datos almacenados. Finalmente, el tercer componente es el

que establece una interfaz con aplicaciones ubicadas en el mismo u otro sistema. La arquitectura típica de un sistema biométrico se presenta en la Figura 3.1, la que puede entenderse conceptualmente como dos módulos:

- Módulo de inscripción (*enrollment module*).
- Módulo de identificación (*identification module*).

El *módulo de inscripción* o *enrolamiento*, es el encargado de adquirir y almacenar la información proveniente del indicador biométrico, con el objeto de poder contrastarlo con el proporcionado en ingresos posteriores al sistema. Las tareas ejecutadas por el módulo de inscripción, son posibles gracias a la acción del lector biométrico o sensor y de la extracción de características. El lector biométrico, se encarga de adquirir los datos del indicador biométrico elegido y entregar una representación, en un formato que pueda ser interpretado en la extracción de características, ya sea analógica o digital. A partir de la salida del lector, se extraen las características representativas del indicador. El conjunto de características, es almacenado en una base de datos central, u otro medio, y recibe el nombre de plantilla (*template*). En otras palabras una plantilla es la información representativa del indicador biométrico que se encuentra almacenada y que será utilizada en las labores de identificación al ser comparada con la información que se obtenga en adquisiciones posteriores.

El *módulo de identificación* o *reconocimiento*, es el responsable de reconocer a los individuos, por ejemplo, en una aplicación de control de acceso. El proceso de identificación comienza cuando el lector biométrico captura la característica física del individuo a ser identificado y la convierte a formato digital, para que a continuación el extractor de características produzca una representación compacta con el mismo formato que el de las plantillas. La representación resultante es denominada consulta, la cual, es enviada al comparador de características que compara la plantilla con una o varias plantillas para establecer la identidad.

El conjunto de procesos realizados por el módulo de inscripción recibe el nombre de *fase de inscripción*, mientras que los procesos realizados por el módulo de identificación reciben el nombre de *fase operacional*.

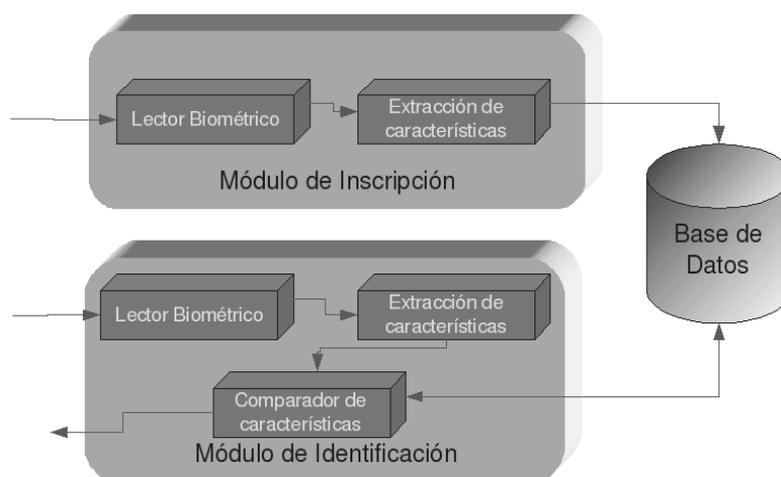


Figura 3.1 – Arquitectura básica de un sistema biométrico

3.5.2 Modos de operación (Verificación e Identificación)

Un sistema biométrico, en su fase operacional puede operar en dos modos:

- Modo de verificación.
- Modo de identificación.

En el *modo de verificación*, el sistema biométrico intenta confirmar la identidad declarada de un individuo mediante la comparación de una muestra contra una o más plantillas previamente obtenidas. Por ejemplo, si una persona ingresa su nombre de usuario, no es necesario revisar toda la base de datos buscando la plantilla que más se asemeje a la de éste, sino que, alcanza con comparar la información de entrada, contra las plantillas a las que está asociado el usuario. Esto conduce a una comparación uno-a-uno para determinar si la identidad reclamada por el individuo es verdadera o falsa.

En el segundo modo, el sistema biométrico intenta determinar la identidad de un individuo. Se genera una nueva plantilla y se compara con todas las plantillas en la base de datos. Se denomina conjunto cerrado a la identificación de una persona en un conjunto donde se conoce su existencia previamente y conjunto abierto, cuando no se puede garantizar la existencia de plantillas de la persona en la base de datos. En ambos casos el sistema debe determinar si la persona es o no reconocida. Esto conduce a una comparación del tipo uno-a-muchos para establecer la identidad del individuo.

Generalmente es más difícil diseñar un sistema de verificación que uno de identificación, aunque, en ambos casos es importante la exactitud de la respuesta. Sin embargo, para un sistema de identificación la rapidez también es un factor crítico. Un sistema de identificación necesita explorar toda una base de datos donde se almacenan las plantillas, a diferencia de un sistema verificador donde sólo se debe comparar con aquellas a las que está asociada una persona.

3.6 Medidas de desempeño

La información provista por las plantillas, permite organizar una base de datos de acuerdo a la presencia o no de ciertos patrones particulares para el indicador biométrico. Las "clases" generadas de esta manera, permiten reducir el rango de búsqueda de alguna plantilla en la base de datos. Sin embargo, aquellas pertenecientes a una misma clase también presentarán diferencias conocidas como variaciones intraclase. Las variaciones intraclase implican que la identidad de una persona puede ser establecida sólo con un cierto nivel de confianza. Una decisión tomada por un sistema biométrico distingue entre "autorizado" o "impostor". Para cada tipo de decisión, existen dos posibles resultados, verdadero o falso. Por lo tanto, existen cuatro posibles respuestas de un sistema biométrico:

1. Una persona autorizada es aceptada.
2. Una persona autorizada es rechazada.
3. Un impostor es rechazado.
4. Un impostor es aceptado.

Las respuestas, número 1 y 3 son correctas, mientras que las número 2 y 4 no lo son. El grado de exactitud asociado a las diferentes decisiones puede ser caracterizado por la distribución estadística del número de personas autorizadas e

impostores. En efecto, las respuestas anteriores se utilizan para establecer dos tasas de errores diferentes:

1. *Tasa de falsa aceptación (FAR: False Acceptance Rate)*: es la frecuencia relativa con que un impostor es aceptado como un individuo autorizado.
2. *Tasa de falso rechazo (FRR: False Rejection Rate)*: es la frecuencia relativa con que un individuo autorizado es rechazado como un impostor.

La FAR y la FRR son funciones del grado de seguridad deseado en el sistema. En efecto, usualmente el resultado del proceso de identificación o verificación es un número real normalizado en el intervalo $[0, 1]$, que indicará el "grado de parentesco" o correlación entre la característica biométrica proporcionada por el individuo y las almacenadas en la base de datos.

La FAR y la FRR están íntimamente relacionadas, pues son duales una de la otra, una FRR pequeña, usualmente genera una FAR alta, y viceversa (Figura 3.2). El grado de seguridad deseado se define mediante el *umbral de aceptación (u)*, siendo este, un número real perteneciente al intervalo $[0, 1]$, que indica el mínimo grado de parentesco permitido para la aceptación o reconocimiento de una persona.

La FRR es una función estrictamente creciente, mientras que la FAR es estrictamente decreciente en u . La Figura 3.2 muestra una gráfica típica de FRR y FAR como funciones de u . En esta figura puede apreciarse un umbral de aceptación particular, denotado por u^* , donde FRR y FAR toman el mismo valor. Este valor recibe el nombre de *tasa de error de intersección (Cross-over Error Rate, CER)* y puede ser utilizado como medida única para caracterizar el grado de seguridad de un sistema biométrico. En la práctica, sin embargo, es usual expresar los requerimientos de desempeño del sistema; tanto para verificación como para identificación, mediante FAR. Usualmente se elige un umbral de aceptación por debajo de u^* , con el objeto de reducir la FAR, en desmedro del aumento de la FRR.

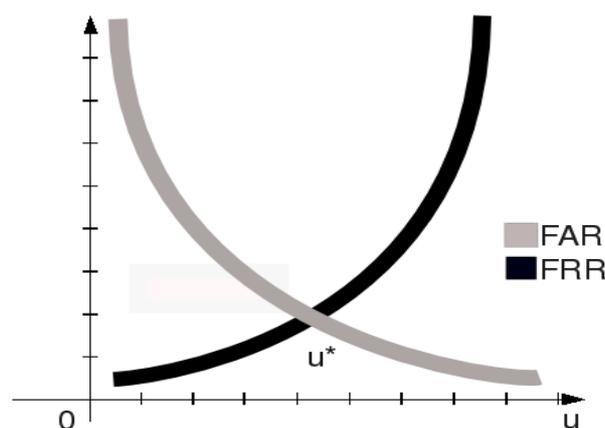


Figura 3.2 - Relación entre las diferentes tasas de errores.

3.7 Sistemas biométricos

A continuación, se presentarán distintos sistemas biométricos que son aceptados ampliamente en el mercado. También se realizará una comparación permitiendo observar ventajas y desventajas de cada sistema.

3.7.1 Huellas Dactilares

Un escáner registra y analiza una imagen del dedo que se coloca sobre una lámina de vidrio. El costo de un scanner es cercano a los U\$S 20 y pueden encontrarse incluso en *notebooks*. El desempeño logrado hasta el momento lo hace adecuado para sistemas de verificación sobre bases de datos de mediana escala, mientras que para las de gran escala requiere un costo computacional alto, sobre todo en el modo de identificación. A pesar de que es mucho más conveniente que un sistema que utiliza tinta, el sistema óptico basado en un escaneo en vivo puede ser poco confiable dependiendo de los niveles de suciedad y otros agentes externos que podrían causar distorsión en la imagen obtenida. Un ejemplo de la utilización de este sistema es el documento nacional de identidad. [FUE2008]

Existe un grupo de la población que puede quedar al margen del proceso de identificación, debido a cuestiones genéticas, de edad o laborales. Particularmente, en ambientes carcelarios es común encontrar individuos que poseen las yemas de sus dedos dañadas con el objeto de no ser reconocidos.

3.7.2 Geometría de la Mano

Un escáner de mano es un dispositivo que mide la geometría de la mano para obtener una plantilla de la mano del usuario. El usuario coloca su mano en un pequeño dispositivo (que puede pesar aproximadamente 4,5kg.), ubicando sus dedos de acuerdo a una posición establecida. Una cámara digital captura información de la mano: forma, medida de la palma, ancho y largo de los dedos, enviando posteriormente la información a un microprocesador para su análisis. Los datos obtenidos, generan una plantilla que caracteriza la mano de cada persona. Luego, esta información es comparada con todas las plantillas almacenadas en la base de datos. La información de los nuevos usuarios puede ser capturada fácilmente ya que solo se tiene que colocar la mano en el dispositivo tres veces para la etapa de inscripción. El espacio de memoria requerido para almacenar las plantillas es bastante pequeño (alrededor de 9 bytes). Los factores del entorno como la humedad o anomalías de la persona no presentan inconvenientes en la verificación. Estos dispositivos se han utilizado en lugares de importancia como lo es el Aeropuerto de San Francisco. Este sistema de reconocimiento no presenta un alto nivel de unicidad, y por ello no es utilizado ampliamente en bases de datos de gran escala. Además, la geometría de la mano puede no ser invariante durante el período de vida posterior a la niñez. La presencia de objetos como anillos o temblores en la mano, pueden generar un mayor desafío en el reconocimiento. La técnica es bastante sencilla, relativamente fácil de utilizar y económica. [FUE2008]

3.7.3 Reconocimiento Facial

El reconocimiento facial, a través de la imagen del rostro, es uno de los que mayor crecimiento, en cuanto a inversión y expectativas, está experimentando actualmente. Se trata de un problema complejo, pero de gran interés, ya que el ámbito de aplicación es muy amplio. Por otro lado, también despierta importantes suspicacias en la población, fundamentalmente en los sectores especialmente preocupados por los posibles perjuicios causados por las nuevas tecnologías en contra de la intimidad y las libertades individuales, a pesar de no ser un método intrusivo. La imagen utilizada se puede obtener de forma estática o bien en movimiento (esto último es muy común en aeropuertos). Un sistema típico consta de dos fases. En la primera se trata de localizar la cara en la imagen, distinguiéndola del fondo. En la segunda se obtiene la información del rostro y se comparan los datos obtenidos con los almacenados. De la

flexibilidad de la primera fase depende el rango de aplicaciones del sistema, y de la precisión de la segunda, la precisión y las prestaciones del mismo. Los algoritmos utilizados más populares, se basan en el reconocimiento de atributos faciales como los ojos, cejas, nariz o labios y la relación espacial entre estos o, en un análisis global de la imagen. Aunque la performance obtenida en el modo de verificación es razonable, impone ciertas restricciones respecto de las imágenes que se obtienen, requiriendo un fondo simple o iluminación especial. Este tipo de sistemas tienen cierta dificultad para reconocer rostros desde ángulos diferentes y bajo diferentes formas de iluminación. Además, todavía es cuestionable si el rostro en sí mismo, es suficiente información para distinguir entre diferentes personas cuando se necesita un alto grado de exactitud. Un sistema de este tipo, es utilizado; por ejemplo, en los casinos para detectar estafadores, o en espectáculos deportivos para la identificación de personas con antecedentes penales o de violencia. [FUE2008]

3.7.4 Identificación por voz

La voz es una combinación de características físicas y de comportamiento. La voz de un individuo está basada en la forma del tracto vocal (laringe, faringe, cavidad oral, cavidad nasal, etc.) ya que es el encargado de modificar el contenido espectral de la onda sonora generada. Son precisamente las características del espectrograma de la voz las que se utilizan para distinguir un locutor de otro. Esta característica física puede ser invariante para un individuo, pero el comportamiento del habla de la persona puede cambiar a través del tiempo, de acuerdo a condiciones médicas, emocionales, etc. Esta técnica no presenta un alto nivel de unicidad y por lo tanto no es apropiada para identificación a gran escala. Un sistema de reconocimiento de voz se basa en un texto preestablecido, donde se reconoce a la persona por la pronunciación, independientemente del significado del texto. Un sistema de texto independiente (o no preestablecido) es más difícil de diseñar pero ofrece mayor protección contra fraude. Una desventaja del sistema es que las características del habla son sensibles a un número de factores como un resfrío, enfermedades de la garganta, etc. Este método es utilizado por la Policía Federal Argentina para reconocimiento de delincuentes en combinación con otros sistemas biométricos. [BAR2009] [FUE2008]

3.7.5 Reconocimiento de firma

El reconocimiento mediante el uso de la firma no es una metodología nueva; este método ha sido utilizado para validar todos los documentos legales durante años. La firma requiere contacto con un instrumento de escritura y un esfuerzo de parte del usuario. Algunos sistemas usan bolígrafos que contienen dispositivos sensibles al movimiento y a la presión. Específicamente se utiliza un acelerómetro biaxial que mide los cambios en las fuerzas en el eje x, y en el eje y. Otro sensor de fuerza mide las variaciones en el eje z, es decir, las fuerzas que suben o bajan. Los usuarios firman en el sistema que recolecta la información un número determinado de veces; la computadora lee y analiza los movimientos dinámicos que se producen cuando la persona firma. Luego, un software especial censa los movimientos del bolígrafo y genera una plantilla con los datos resultantes, que puede incluir la velocidad con que la persona firma, curvas, lazos y cambios de presión. Estas plantillas forman un perfil que es comparado con un perfil almacenado en una tarjeta de identificación del usuario o en una base de datos. Este método ha sido aceptado en gobiernos, como método de verificación, tanto legal como comercialmente. La firma es un método biométrico de comportamiento que puede cambiar en un período de tiempo y ser influenciado por factores físicos y emocionales. La firma de las personas varía substancialmente; incluso sucesivas impresiones pueden ser diferentes. Una de las

desventajas más evidentes es que falsificadores profesionales pueden falsear el sistema. [FUE2008]

3.7.6 Reconocimiento de retina

El reconocimiento de retina utiliza el patrón de vasos sanguíneos (vasculatura retinal) de la retina, que se encuentra en la parte posterior del ojo de una persona. Los primeros dispositivos utilizados para obtener imágenes de la retina se denominan "fondo de cámaras"; estos instrumentos que fueron creados para oftalmología, se adaptaron para obtener imágenes de la retina. Sin embargo, se presentan una serie de problemas al utilizar este tipo de dispositivo; en primer lugar, los equipos son costosos y difíciles de manejar. En segundo lugar, la luz utilizada para iluminar la retina resulta ser demasiado brillante, generando disconformidad en los usuarios. Sin embargo, podemos afirmar que es imposible cambiar o replicar la ramificación de vasos sanguíneos. Desarrollos más actuales, utilizan luz infrarroja para iluminar el patrón de los vasos sanguíneos, esta luz se ha utilizado principalmente en el reconocimiento de retina debido a que el patrón de los vasos sanguíneos puede absorber la luz infrarroja a una velocidad mucho más rápida que el resto de los tejidos del ojo. El dispositivo, utiliza un complejo sistema de exploración óptica, espejos y sistemas de orientación con el fin de capturar lo necesitado. Otras investigaciones y desarrollos han creado dispositivos mucho más sencillos, por ejemplo aquellos que consisten en la exploración integrada de la retina, y que reducen drásticamente los costes de producción. La vasculatura retinal puede revelar condiciones médicas como hipertensión, lo cual puede ser un factor de desaprobación para las persona. Este método es utilizado en su mayoría, para aplicaciones de alta seguridad, como áreas o salas de instalaciones militares, plantas nucleares o aquellos lugares donde sea necesario un alto nivel de seguridad. [NST2010] [RET2010]

3.8 Ventajas y desventajas de los sistemas biométricos

En la Tabla 3.1, se describen distintas ventajas y desventajas de los sistemas biométricos mencionados anteriormente.

	Ventajas	Desventajas
Huella Dactilar	<p>Los sujetos tienen varios dedos. Fácil captura del indicador biométrico. Algunos sistemas requieren poco espacio de almacenamiento. Grandes cantidades de datos existentes. Ha demostrado su eficacia en el paso de los años. Las huellas dactilares son únicas para cada dedo de cada individuo y la disposición es permanente durante el transcurso de la vida. Los dispositivos utilizados son de bajo costo.</p>	<p>Percepción Pública: Privacidad que concierne implicaciones penales y preocupación social por el uso de sensores utilizados por miles de personas. Existe población no apta para la identificación</p>
Geometría de la mano	<p>Fácil captura del indicador biométrico. Los dispositivos utilizados son de bajo costo.</p>	<p>El uso del lector requiere cierto entrenamiento y predisposición del usuario. Indicador con características no suficientemente distintivas para la identificación a través de grandes bases de datos. El sistema requiere una gran cantidad de espacio físico. El indicador varía en el tiempo.</p>
Rostro	<p>No es necesario el contacto del individuo con el dispositivo. Dispositivos económicos y disponibles en el mercado. Grandes cantidades de datos existentes para permitir búsquedas sobre grandes bases de datos. Facilidad para seres humanos para verificar resultados. Método de mayor crecimiento en los últimos años. Imagen obtenida sin intervención del individuo.</p>	<p>El rostro puede ser obstruido por el pelo, gafas, sombreros, bufandas, etcétera. Dificultades ante los cambios de luz y fondo. El indicador varía en el tiempo.</p>
Señales de voz	<p>Aceptación pública. No es necesario el contacto del individuo con el dispositivo. Sensores disponibles comúnmente (teléfonos, micrófonos).</p>	<p>Difícil control sobre los sensores. No existen suficientes datos para la identificación a través de grandes bases de datos. Nivel bajo de unicidad.</p>
Firma	<p>Aceptación pública.</p>	<p>El indicador varía de una ocasión a otra. Facilidad de falsificación.</p>
Retina	<p>Tamaño de plantillas pequeño en bytes. Mínima variación del patrón de vasos sanguíneos. Verificación rápida.</p>	<p>Técnica intrusiva. Pocos proveedores de tecnología. El usuario debe colaborar con el lector biométrico.</p>

Tabla 3.1 - Ventajas y desventajas de distintos sistemas biométricas

Comparación

Una comparación de estos sistemas, puede visualizarse en la Tabla 3.2; en esta puede apreciarse que la aplicabilidad del sistema biométrico depende pura y exclusivamente de los requerimientos del dominio de aplicación. Sin embargo,

debemos notar que el reconocimiento biométrico de iris, presenta los mejores niveles tanto de requisitos como de características necesarias para un sistema biométrico. Sobre el reconocimiento biométrico de iris se hablará en detalle en el próximo capítulo.

Identificador Biométrico	Universalidad	Unicidad	Permanencia	Cuantificación	Desempeño	Aceptabilidad	Fiabilidad
ADN	A	A	A	B	A	B	A
Oído	M	M	A	M	M	A	M
Rostro	A	B	M	A	B	A	B
Termograma Facial	A	A	B	A	M	A	A
Huella Dactilar	M	A	A	M	A	M	M
Paso	M	B	B	A	B	A	M
Geometría de la mano	M	M	M	A	M	M	M
Patrón venoso de la mano	M	M	M	M	M	M	A
Iris	A	A	A	M	A	B	A
Olor	A	A	A	B	B	M	A
Huella de la mano	M	A	A	M	A	M	M
Retina	A	A	M	B	A	B	A
Firma	B	B	B	A	B	A	B
Voz	M	B	B	M	B	A	B

Tabla 3.2 - Comparación de métodos biométricos de acuerdo a [ANI2004]. Alto, medio y bajo, denotados por A, M y B respectivamente.

Resumen

En este capítulo, se abordó en detalle el concepto de sistema biométrico y aquellos conceptos relacionados, tales como sus características, requisitos y medidas de desempeño; para poder establecer una comparación entre los sistemas disponibles en el mercado, mostrando sus ventajas y desventajas. Se concluye que el sistema de reconocimiento de huella dactilar es el que más se acerca a los niveles obtenidos por los sistemas que utilizan el iris; que presenta los niveles más deseables. En el próximo capítulo se abordará con mayor detalle esta metodología, justificando los niveles presentados en la Tabla 3.2.

Capítulo 4

Reconocimiento Biométrico de Iris

Capítulo 4 - Reconocimiento Biométrico de Iris

4.1 Introducción

En este capítulo se presenta información relevante respecto del sistema biométrico basado en el iris humano, como así también se describe el contexto anatómico y su implementación, comparándola con otros métodos. Finalmente, se presentan diferentes alternativas de sistemas que se pueden encontrar en el mercado.

4.2 Estructura del ojo humano - El Iris

El ojo es casi esférico, con un diámetro medio aproximado de 20mm. Está rodeado por tres membranas: la cubierta exterior, formada por la *córnea* y la *esclerótica*; la *coroides* y la *retina*. La *córnea* es un tejido resistente y transparente que cubre la superficie anterior del ojo. En la prolongación de la misma, es la *esclerótica* una membrana opaca que encierra el resto del globo ocular. Inmediatamente debajo de la *esclerótica*, se encuentra la *coroides*; esta membrana contiene una red de venas que constituyen la principal fuente de nutrición del ojo. La capa *coroides* está fuertemente pigmentada para ayudar a reducir la cantidad de luz que entra en el ojo y aquella difundida en el interior del globo ocular. En su extremo anterior, la *coroides* está dividida en cuerpo ciliar y diafragma o *iris*, esto se puede observar en la Figura 4.1. Este último es responsable; a partir de su apertura o cierre, de controlar la cantidad de luz que ingresa en el ojo. La abertura central del iris (la *pupila*) varía de diámetro desde unos 2mm a unos 8mm. La parte frontal del iris contiene el pigmento visible del ojo, mientras que la parte posterior contiene un pigmento negro. El *cristalino* contiene entre un 60% y un 70% de agua, un 6% de grasa y más proteínas que ningún otro tejido del ojo. Este se encuentra coloreado por una pigmentación amarillenta que va aumentando con la edad. Absorbe aproximadamente entre el 8% del espectro luminoso visible, con una absorción ligeramente superior en las longitudes de onda más cortas. Tanto la luz infrarroja como la ultravioleta son absorbidas de forma apreciable por las proteínas que forman la estructura del *cristalino*, puesto que en cantidades excesivas puede dañar el ojo. [GON2004] [REI2000]

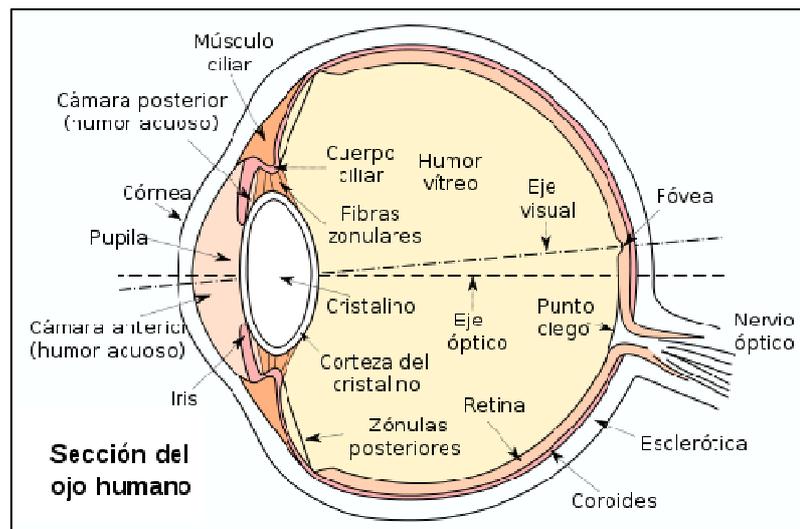


Figura 4.1 - Estructura del ojo humano

En particular, el iris del ojo humano es la membrana coloreada y circular del ojo que separa la cámara anterior de la cámara posterior; posee una apertura central de

tamaño variable que comunica las dos cámaras y se denomina pupila, así, forma un diafragma contráctil delante del cristalino. Se ubica tras la córnea, entre la cámara anterior y el cristalino, al que cubre en mayor o menor medida en función de su dilatación. La zona blanca que se encuentra alrededor se denomina esclerótica.

El iris está constantemente activo, permitiendo a la pupila dilatarse (*midriasis*) o contraerse (*miosis*), de acuerdo a la intensidad que posea la fuente luminosa. Esta función tiene como objetivo regular la cantidad de luz que llega a la retina. Las fibras musculares del iris se agrupan formando dos músculos: el esfínter del iris que produce la miosis, y el dilatador de la pupila que produce la midriasis.

Por otra parte, el iris comienza a formarse en el tercer mes de gestación y las características que tendrá su patrón terminan por formarse en el octavo mes. El color del iris está determinado genéticamente. En los niños recién nacidos, el color del iris suele ser azul claro o grisáceo. La coloración definitiva se alcanza entre los 6 y 10 meses, y está determinado por el número y distribución de células que contienen el pigmento melanina y se llaman melanocitos.

4.3 Características del iris para la identificación biométrica

El patrón del iris puede tener muchas características distintivas tales como arcos, surcos, crestas, anillos, coronas, etc. Además, tiene la ventaja matemática de que su patrón de características presenta una variabilidad enorme entre diferentes personas. Es un órgano interno pero visible desde el exterior, protegido del entorno y estable en el tiempo. La imagen obtenida para la identificación biométrica, es relativamente insensible a los cambios de ángulo de iluminación; incluso, las distorsiones del patrón causados por la dilatación de la pupila son perfectamente reversibles [DAU1993]. Por último, es de fácil localización en el rostro de una persona y su forma de anillo facilita el aislamiento de la imagen original y la creación de una representación de tamaño invariante.

Ventajas y desventajas de diferentes indicadores biométricos desde el punto de vista anatómico.

Recordando lo mencionado en el Capítulo 3, pueden detallarse las siguientes ventajas y desventajas:

- *Huellas dactilares*: debido a factores genéticos, edad, entorno u ocupación pueden presentarse dificultades para el reconocimiento [ANI2004]. Particularmente en ambientes carcelarios es común encontrar individuos con las yemas de los dedos dañadas con el objeto de evitar la identificación.
- *Rostro*: la edad, accidentes, u otros factores externos pueden complicar el reconocimiento. Si bien las distintas características de un rostro son elementos útiles para la identificación, en ambientes de seguridad como los carcelarios puede presentar inconvenientes debido a la alta variabilidad de las características.
- *Geometría de la Mano*: presenta las mismas ventajas y desventajas que las huellas dactilares y rostro. Cuestiones como la humedad de la mano, no interfieren en el reconocimiento.
- *Retina*: si bien no es fácil de alterar o replicar, implica una exposición del individuo para con el dispositivo; y en individuos con enfermedades en su ojo como glaucoma o cataratas, puede hacer más complicada la identificación. [ANI2004]

- *Voz*: no posee gran cantidad de características distintivas para ser utilizado en la identificación de individuos sobre grandes bases de datos. El comportamiento del habla de una persona cambia a través del tiempo y responde a factores físicos, psicológicos y médicos. [ANI2004]
- *Iris*: la textura compleja del iris posee varias características que permiten una alta unicidad. Cada iris es distinto a su par e incluso entre gemelos o mellizos. Es muy difícil manipular quirúrgicamente la textura del iris (incluso puede generar daños oculares) Además, es bastante fácil de detectar un iris artificial (por ejemplo, las lentes de contacto). Sin embargo la técnica requiere cierta disposición del individuo.

4.4. Reconocimiento de iris como sistema biométrico

La totalidad de las propuestas existentes en la actualidad, respecto a reconocimiento biométrico de iris, proponen etapas fundamentales que se pueden representar esquemáticamente como se muestra en la Figura 4.2. A continuación, se detallará cada una.

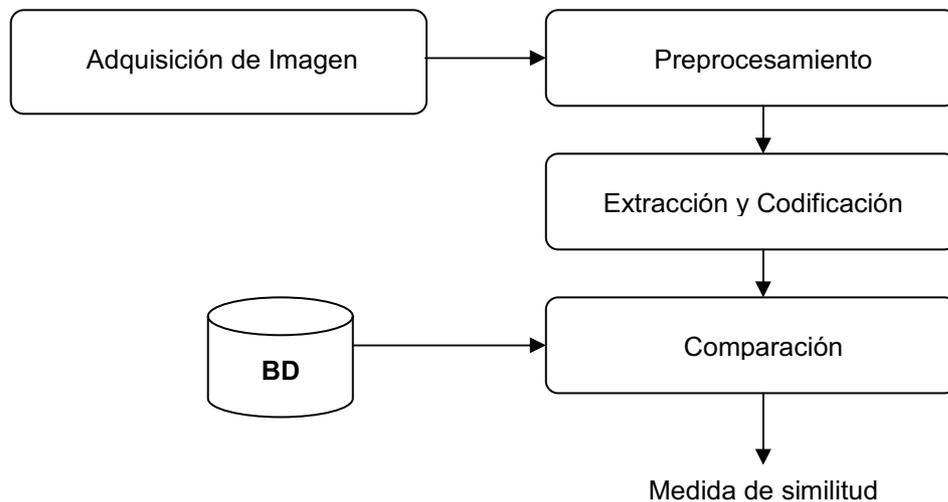


Figura 4.2 - Etapas básicas de un sistema de reconocimiento de iris

4.4.1. Adquisición de imagen

Uno de los mayores desafíos de reconocimiento de iris es capturar una imagen de buena calidad, dado que la performance del sistema es afectada por la calidad de la imagen adquirida. Primero, es deseable obtener imágenes del iris con resolución suficiente para obtener un buen reconocimiento. Segundo, es importante tener buen contraste en la imagen del iris sin acudir a un nivel de iluminación que incomode al usuario. Tercero, estas imágenes deben ser obtenidas, preferentemente, sin exigir la intervención del usuario.

Para capturar la mayor cantidad de detalles en los patrones del iris, un sistema de adquisición de imágenes, debería poseer una resolución mínima de 70 píxeles en el radio del iris. Actualmente las resoluciones más comunes son de 100 a 140 píxeles. [FLO2006]

Existen distintos sistemas de adquisición de imágenes. La mayoría de ellos utilizan cámaras de video y sistemas de iluminación sofisticados; por ejemplo, iluminación infrarroja, como se detalló en el Capítulo 2 sección 2.3.1.1. En la Figura

4.3 se representa un esquema de sistema de adquisición de bajo costo. La lente plano-convexa ha sido agregada al sistema óptico de la cámara de manera de adquirir imágenes del ojo correctamente enfocadas y con suficiente resolución. [FLO2006]

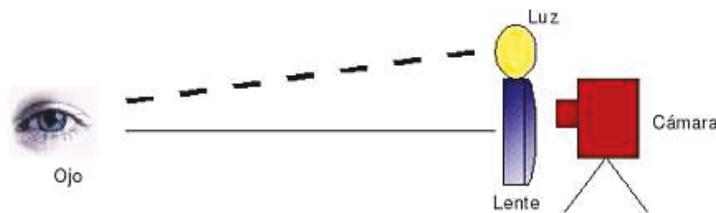


Figura 4.3 - Esquema de sistema de adquisición de imagen

En la sección 4.5 de este capítulo, se mencionará con más detalle el hardware utilizado por sistemas de estas características.

4.4.2. Preprocesamiento

La imagen digital utilizada por el sistema de reconocimiento, no solo contiene el iris, sino también las regiones que lo rodean. Además, la imagen suele estar obstruida por los párpados, pestañas y reflexiones producidas por el sistema de iluminación. Por otra parte, el tamaño del iris generalmente varía en diferentes imágenes, debido a la contracción/dilatación de la pupila causada por diferentes niveles de iluminación, distintas distancias ojo/cámara, rotación del ojo y otros factores. Por estos motivos es necesario procesar las imágenes antes de utilizarlas en la etapa de codificación [TER2006]. Este paso puede ser dividido en dos etapas:

- 1) *Segmentación*: se localiza y aísla la imagen del iris.
- 2) *Normalización*: en esta etapa, las imágenes obtenidas pueden diferir en sus dimensiones, debido a la distancia entre el ojo y la cámara entre otros factores. Es por esto, que es necesario normalizar su tamaño. El resultado esperado, es obtener una imagen del iris que sea independiente del tamaño de la pupila y, que de esta manera permita la comparación entre diferentes iris.

La *etapa de segmentación* es una de las más importantes, pues si el iris no es correctamente localizado las etapas posteriores utilizarán datos erróneos, y por lo tanto el código generado contendrá errores y el rendimiento del sistema será menor.

La región del iris puede ser modelada como dos círculos no necesariamente concéntricos, el externo representa el borde iris/esclerótica, y el interno el borde iris/pupila; además los párpados, los cuales generalmente obstruyen el iris, pueden ser modelados como curvas segmento-lineales.

En esta etapa pueden aplicarse distintos métodos y ser combinados en diferente orden; para obtener una buena distinción entre el iris y la pupila. Entre los métodos que podemos aplicar en esta etapa se encuentran:

- *Binarización*: se emplea para separar las regiones u objetos de interés en una imagen respecto al resto. Consiste en representar una imagen por medio de 2 colores, por lo general blanco y negro, de modo que se preserven las propiedades principales de la imagen. Para realizar la binarización, se debe seleccionar un umbral adecuado (nivel de gris), donde todos los niveles de grises de la imagen menores al umbral seleccionado, se convertirán en negro y todos los mayores en blanco. Esto permite distinguir el objeto de interés de los del resto de la imagen (Capítulo 2 sección 2.7.4.2).

- *Dilatación*: a partir del elemento estructurante agrega pixeles en las fronteras, cerrando los huecos entre los objetos que se encuentran estrechamente cercanos (Capítulo 2 sección 2.8.2).
- *Erosión*: si después de aplicar la dilatación existen objetos que no están conectados con el área de interés; a partir de un elemento estructurante que es el mismo que el utilizado en la operación de dilatación, se eliminan los pixeles en las fronteras de estos objetos (Capítulo 2 sección 2.8.2).
- *Detección de bordes*:
 - a. *Transformada de Hough para círculos*: consiste en recorrer todos los puntos fronteras de la figura a caracterizar, y para cada uno de ellos plantear los infinitos círculos que pasan por ese punto con distintos radios y distintos centros, acumulando un voto en un espacio de parámetros de tres dimensiones (coordenadas x e y del centro y radio). Una vez barrido todo el arreglo de puntos obtenemos una matriz de votos en la cual podemos determinar las coordenadas x e y con más votos, lo que nos indica el centro del círculo más probable para el cual fue calculada la transformada. En el Capítulo 2 sección 2.7.3.2, este concepto fue explicado con mayor detalle.
 - b. *Operador Roberts, Operador Sobel, Operador Prewitt, Operador Canny*: cada uno de estos operadores permite encontrar los bordes de una imagen de distintos niveles de intensidad. Estos operadores no se aplican solos, sino que deben ser aplicados con una máscara y a través de una operación (Capítulo 2 sección 2.7.2.3).
- *Eliminación de objetos*: en la imagen con la que se trabaja pueden existir objetos que no son de interés, como por ejemplo las pestañas o los parpados. Para eliminar este ruido es necesario aplicar un umbral establecido, donde cualquier componente conectado que tenga un número menor a ese umbral sea eliminado.

La *etapa de normalización* producirá imágenes de iris que tienen las mismas dimensiones. Una vez localizado el iris en la imagen adquirida, se genera una nueva imagen donde la región del iris es independiente del tamaño y, a partir de esto, se permite la comparación con otro iris. De esta manera dos imágenes del mismo iris, adquiridas bajo diferentes condiciones, tendrían las mismas características espaciales.

Normalizar la imagen implica transformar la región anular del iris en una región rectangular de dimensiones constantes [FLO2006] [TER2006]. En la Figura 4.4 se presenta esta transformación.

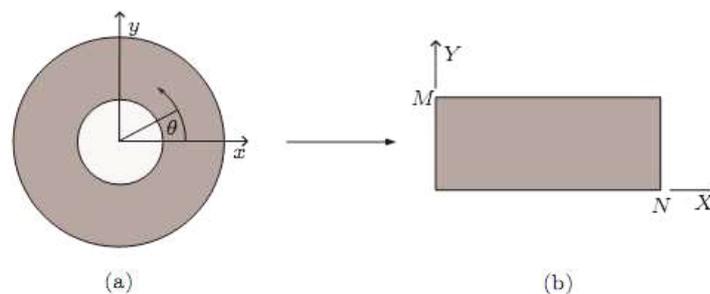


Figura 4.4 - Normalización del iris, (a) Imagen original, (b) Imagen normalizada

En esta etapa los métodos que se pueden utilizar son los siguientes:

- *Transformación de eje cartesiano a polar*: una vez identificada y obtenida la imagen del iris, se “estira” la imagen, recorriéndola en sentido antihorario para representarla en el eje polar, realizando las transformaciones correspondientes.
- *Modificación del tamaño*: en la imagen previamente “estirada”, se puede encontrar ruido (como pestañas o parpados), o incluso es posible que sea de diferente tamaño, por estas razones es necesario modificar las dimensiones de la imagen a valores estandarizados.

Tanto en la etapa de segmentación como en la etapa de normalización, la imagen obtenida puede ser mejorada, mediante distintos métodos, para lograr mejores resultados; entre esos métodos se encuentran:

- *Ecualización de Histograma*: consiste en una expansión del histograma de la imagen, dotando al mismo de mayor linealidad. Con esto se logra que todas las imágenes se representen en el mismo espectro de tonalidades de grises (Capítulo 2 sección 2.6.1.2).

Realizar este método implica diferentes mejoras en la imagen, que se describen a continuación:

- Al ecualizar el histograma, los tonos se separan ocupando todo el rango de grises, por lo que la imagen se enriquecerá al tener niveles de gris más separados entre sí.
 - Un aumento del contraste: debido al punto anterior, aumenta la distancia entre el tono más claro y el más oscuro, convirtiendo a estos en blanco y negro y consecuentemente aumentando el contraste de la imagen. Esto constituye una regulación óptima y automática del contraste de la imagen, evitando ajustes manuales con los que no se conseguiría un equilibrio óptimo entre el blanco y el negro.
- *Transformada de Fourier*: se describe en el Apéndice B.
 - *Eliminar iluminación de fondo*: se estima y se sustrae la iluminación de fondo de la imagen con el fin de realzar las características de la misma.
 - *Filtro de ventana de Hanning*: se utiliza para eliminar el ruido de la imagen. Este filtro será descrito en el Capítulo 5.

4.4.3. Extracción y Codificación de características

Distintos métodos pueden ser utilizados para extraer las características de una imagen; algunos de ellos son *2D-CWT*, *DCT*, *Filtro de Gabor*. Cada uno de estos será descrito en el Capítulo 5.

En la etapa de codificación es donde aparecen las principales diferencias entre las líneas de investigación que se encuentran abiertas en la actualidad. Mientras que unos siguen las ideas introducidas por Daugman (1954), otros utilizan la codificación de características mediante *Wavelets* (se detalla en Apéndice A), entre otros.

Daugman propone el uso de una ponderación de secciones de la imagen resultante, por la parte imaginaria de un Filtro de Gabor. Es decir, se divide la imagen en un determinado número de secciones (las cuales pueden o no, estar solapadas entre sí).

A partir de lo anterior, se genera una *plantilla* o *vector de características* codificadas mediante algún método seleccionado, que permita contener la información precisa respecto a las propiedades únicas del sujeto. A esto se lo conoce como etapa de *codificación*.

4.4.4. Comparación

Tal y como se puede intuir, las etapas de preprocesado y de extracción de características o codificación, involucran un coste computacional muy elevado. Sin embargo, este coste conlleva a que los datos que llegan a la etapa de verificación sean tan sencillos que los cálculos involucrados resulten prácticamente despreciables.

En la etapa de comparación, se computa una medida de diferencia entre los códigos comparados, y en base a esta medida se decide si los códigos han sido generados por el mismo iris o no. Entre los métodos más utilizados podemos mencionar:

- *Distancia Hamming*: aplica la función XOR entre cada uno de los elementos de 2 vectores de características y los resultados son sumados, o sumados y divididos por la longitud de los vectores.
- *Distancia Euclidiana*: luego de la obtención del vector de características, se aplica la distancia euclidiana entre vectores para establecer cual es la mínima entre ellas.

En el siguiente capítulo se definirán estos tipos de distancias con más detalle.

4.5. Hardware específico en los sistemas de mercado

En la actualidad, existen distintas empresas que se dedican al reconocimiento biométrico por medio de iris. A continuación se muestran algunos de los dispositivos de hardware utilizados.

- 1) **Jiris**: Es una empresa que se dedica a desarrollar y comercializar sistemas biométricos [10]. Entre sus productos se pueden encontrar:

			
	JPC 1000	JIRIS Cam	True Eyes Access
Dimensiones	Ancho: 3,5cm Alto: 5cm Profundidad: 4,8cm Peso: 80g.	Ancho: 6cm Alto: 5,8cm Profundidad: 6,5cm Peso: 50g.	Ancho: 10cm Alto: 25,5cm Profundidad: 5cm Peso: 400g.
Resolución	320 x 240	640 x 480	640 x 480
Calidad de Imagen	No se conoce	ISO/IEC 19794-6 / Alto	ISO/IEC 19794-6 / Alto
Distancia focal	15cm	22cm	22cm
Conexión	USB 2.0	USB 2.0	No se conoce

- 2) **L-1 Identity Solution - PIER™ 2.4:** El sistema de PIER™ es un dispositivo de mano para proporcionar información precisa y en tiempo real de la identidad del individuo [2]. Permite conectarse a un sistema de base de datos centralizado con una conexión simple de PC.

Las especificaciones de este dispositivo son:

- Dimensiones: Alto: 15,3cm - Ancho: 8,9cm - Profundidad: 4,6cm - Peso: 468g.
- Resolución: 640 x 480, 8 bit escala de gris.
- Distancia focal: 10cm a 15cm.
- Iluminación: Iluminación Infrarroja IR y cercana al IR.



Figura 4.5 - PIER™ 2.4

- 3) **LG - Iris Access 4000:** Tiene una interfaz intuitiva, que permite capturar las imágenes de ambos ojos casi en forma simultánea para el enrolamiento o el reconocimiento [4] [5]. Todos los modelos de *Iris Access 4000* contienen una cámara que permite el reconocimiento al instante. Permite la incorporación de tarjetas de memoria.

Las especificaciones de este dispositivo son:

- Dimensiones: Alto: 21,8cm - Ancho: 16,4cm - Profundidad: 8cm - Peso: 2kg.
- Resolución: VGA.
- Distancia focal: 22cm a 35cm.
- Conexión: USB, Ethernet, Smart Card.
- Costo: u\$s 3.500.



Figura 4.6 - Iris Access 4000

4) **Panasonic - Authenticam BM-ET100US:** Producto de la empresa Panasonic [7], las especificaciones de este dispositivo son:

- Dimensiones: Alto: 9cm - Ancho: 4,2cm - Profundidad: 7,4cm – Peso: 160g.
- Distancia focal: 48cm a 53cm.
- Conexión: USB.



Figura 4.7 - Authenticam - BM-ET100US

5) **Panasonic - BM-ET200 Manual:** Este dispositivo permite el reconocimiento del iris en apenas 0,3 segundos luego de que los ojos se hayan alineado con los espejos para su identificación [8]. Para ajustar la cámara a la distancia de los ojos más óptima, se llevan a cabo instrucciones de voz mientras que una luz indicadora sirve de guía para orientar al usuario y realizar la adquisición correcta.

Las especificaciones de este dispositivo son:

- Dimensiones: Alto: 19cm - Ancho: 20,3cm - Profundidad: 7,7cm - Peso: 900g.
- Distancia focal: 30cm a 40cm.
- Conexión: Smart Card.



Figura 4.8 - BM-ET200 Manual

6) **L-1 Identity Solution - HIIDE™ 5:** El dispositivo permite la captura simultánea de los 2 iris del individuo [3]. Posee una mayor capacidad de almacenamiento, de hasta 500.000 plantillas. Las plantillas son de aproximadamente una décima parte del tamaño de los formatos estándar de archivos de imágenes utilizadas por otros sistemas.

- Dimensiones: Alto: 12,7cm - Ancho: 20,3cm - Profundidad: 7,6cm - Peso: 1,5kg.
- Distancia focal: 17cm a 25cm.
- Conexión: USB, Smart Card, LAN, Wi-Fi.



Figura 4.10 - HIIDE™ 5

- 7) **Panasonic - BM-ET300:** Producto de la empresa Panasonic [9], las especificaciones de este dispositivo son:
- Dimensiones: Alto: 21,2cm - Ancho: 21,6cm - Profundidad: 5,5cm - Peso: 2,4kg.
 - Distancia focal: 30cm a 40cm.
 - Conexión: TCP/IP - Protocolo para interfaz lectora de tarjetas Wiegand.



Figura 4.11 - BM-ET300

- 8) **Oki Electric - Mobile Iris:** Está basado en una tecnología original de la empresa Oki Electric presentada en Diciembre de 2006, consistente en algoritmos de reconocimiento del iris utilizando las cámaras de los teléfonos móviles [1]. Este tipo de dispositivos suele requerir de una cámara infrarroja dedicada para estas funciones, pero la nueva tecnología de reconocimiento de iris puede realizar el reconocimiento con una cámara estándar como las incorporadas en los teléfonos celulares.



Figura 4.12 - Mobile Iris

Conclusión

A partir de lo expuesto en este capítulo podemos concluir que el método biométrico utilizando el iris presenta varias ventajas respecto de los otros métodos, como por ejemplo su alto nivel de unicidad, su dificultad natural para que el sistema sea violado y su nivel medio de intrusión, que si bien necesita cierta predisposición del usuario, no es totalmente invasivo, además en el mercado existen diferentes soluciones que utilizan este tipo de sistemas, por lo que lo hace un sistema óptimo para ambientes de seguridad.

Capítulo 5

Algoritmos Implementados

Capítulo 5 - Algoritmos Implementados

5.1 Introducción

En base a distintos artículos de bibliografía consultados, y de acuerdo a los resultados que se muestran en los mismos, se considero útil analizar sus implementaciones, para luego establecer una comparación; desde los resultados obtenidos en la identificación hasta el procesamiento que requiere cada uno. Para llevar esto a cabo, fue necesario estudiar cada uno de los algoritmos; lo cuales se describen en este capítulo, explicando las etapas que los componen: Procesamiento, Extracción y Codificación, y Comparación.

5.2 Algoritmo 1: *Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition*

En el artículo *Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition* [XIA2008], se puede observar un método novedoso para la detección del iris y de la pupila [XIA2007]. Para la extracción se utiliza el operador 2D-CWT, cuya implementación necesita de una *toolbox* [YAWTb] para entorno de desarrollo Matlab.

A continuación se describen las etapas de este algoritmo.

5.2.1 Preprocesamiento

5.2.1.1 Segmentación

Partiendo del conocimiento de que el iris tiene forma de anillo y se ubica entre la pupila y la esclerótica, se puede determinar que este tiene forma circular. Utilizando este conocimiento, se obtienen los límites, tanto interior, como exterior, considerándolos como círculos.

Para llevar a cabo la segmentación es necesario realizar la detección de la pupila y borde exterior del iris, los cuales serán descriptos a continuación.



Figura 5.1 - Imagen original

5.2.1.1.1 Detección de Pupila

Para la detección de la pupila, es necesario realizar los siguientes pasos:

- a) *Binarización - Erosión y Dilatación*: se realiza la binarización de la imagen conforme un determinado umbral. Luego se aplican las operaciones morfológicas de erosión y dilatación (con operadores de disco. Capítulo 2 sección 2.8.2) para obtener la imagen en la cual se excluyen regiones que no

necesitan ser procesadas (especialmente las pestañas y párpados) y se completan aquellas que lo necesitan. (Ver Anexo I - I.1.1.1)

- b) Se *obtiene el centro de la imagen*, que se ubicará aproximadamente en el centro de la pupila.
- c) *Detección del borde de la pupila (operador Sobel)*: se aplica este operador, para obtener los bordes de la imagen binarizada anteriormente. Esto permitirá hallar una aproximación al centro y radio de la pupila. Un ejemplo de la imagen resultante se muestra en la Figura 5.2 (Ver Anexo I - I.1.1.1).



Figura 5.2 - Bordes detectados de la Figura 5.1

- d) *Eliminación de objetos innecesarios*: se utiliza un método de eliminación de objetos conectados por 8 vecinos, (Capítulo 2 sección 2.5), cuya área sea menor a $\pi \times r_p$, siendo r_p el radio de la pupila; esto permite la eliminación de objetos innecesarios para una mejor detección de la pupila. El parámetro r_p es establecido de antemano según conocimiento previo. Un ejemplo de la imagen resultante puede observarse en la Figura 5.3 [XIA – 2007] (Ver Anexo I - I.1.1.1).



Figura 5.3 - Eliminación de objetos innecesarios de la Figura 5.2

- e) *Cálculo del centro y radio de la pupila*: para calcular el radio r y centro de coordenadas (x,y) se utiliza un método geométrico. Suponiendo $L1 \perp L2$, $P = L1 \cap L2$, A es el punto de intersección de $L1$ con el círculo, como se muestra en la Figura 5.4 (a) [XIA2007].

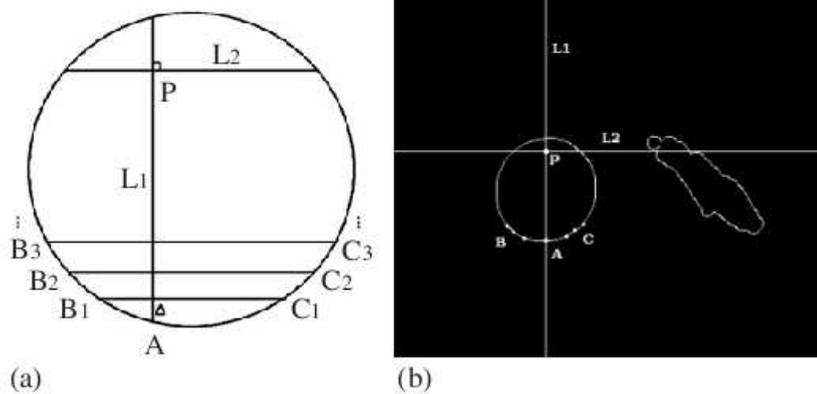


Figura 5.4 - Círculo de localización. (a) Diagrama. (b) Conjuntos de puntos superpuestos en la imagen del borde del iris

Se escanea horizontalmente el círculo hacia arriba con un intervalo *delta*. Con ello, dos conjuntos de puntos *B* y *C* se consiguen a partir de *n* líneas de exploración horizontal que se cruzan con el borde del círculo, donde $B = \{B_i | i = 1, 2, 3, \dots, n\}$, $C = \{C_i | i = 1, 2, 3, \dots, n\}$. Los tres puntos, (A, B_i, C_i) , se utilizan para calcular el radio *r* y centro de coordenadas (x, y) . Por lo tanto, obtenemos el radio y el centro de coordenadas del círculo, que puede calcularse como se muestra en la fórmula 5.1:

$$r = (1/n) \sum_{i=1}^n r_i, \quad x = (1/n) \sum_{i=1}^n x_i, \quad y = (1/n) \sum_{i=1}^n y_i \quad (5.1)$$

El resultado obtenido, luego de aplicar la formula 5.1 a la Figura 5.1, puede visualizarse en la Figura 5.5 (Ver Anexo I – I.1.1.2).

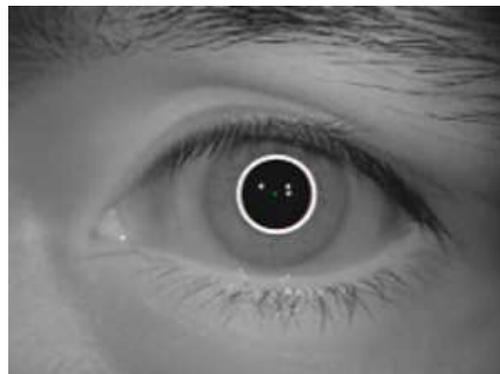


Figura 5.5 - Borde de pupila localizada para la Figura 5.1

5.2.1.1.2 Detección borde exterior del iris

Para realizar la detección del borde exterior del iris, es necesario realizar los siguientes de pasos:

- Reducción de la imagen*: se reduce la imagen original un 30% desde sus bordes para trabajar sólo con la información de interés (Ver Anexo I - I.1.1.3).
- Aplicación de detección de bordes*: la imagen disminuida se utiliza para detectar el límite exterior junto con el operador de detección de borde Canny, (Capítulo 2 sección 2.7.2.3), en sentido vertical (Ver Anexo I - I.1.1.3).

- c) *Corte superior e inferior de la imagen*: debido al conocimiento previo sobre la imagen, se pueden eliminar tanto la parte superior (párpados y pestañas) e inferior de la imagen (Ver Anexo I - I.1.1.3).
- d) *Obtención del borde del iris*: para este caso es necesaria la utilización de la transformada de Hough para la detección de círculos (Capítulo 2 sección 2.7.3.2). El espacio paramétrico será de tres dimensiones, correspondiente a la posición del centro del círculo, (x,y) , y al radio, r como se muestra en la fórmula 2.43 (Ver Anexo I - I.1.1.3).

Los valores de cada celda del espacio paramétrico se obtienen variando la posición del centro del círculo (x,y) , para cada valor del punto (x_i,y_i) , obteniendo los distintos valores del radio r . Por tanto, se procederá a dar valor al acumulador de acuerdo a la posición del centro del círculo y del radio. Los círculos seleccionados serán aquellos que superen un cierto umbral de valores. El mayor inconveniente de este método es su alto coste computacional. Una forma de ahorro en el cálculo es prefijar el valor del radio del círculo. Si se conoce el radio, junto con la información de la orientación del gradiente del punto (x,y) , las posibles coordenadas del centro del círculo darán un conjunto de puntos limitados. El resultado de aplicar la transformada de Hough puede observarse en la Figura 5.6 (Ver Anexo I - I.1.1.4).

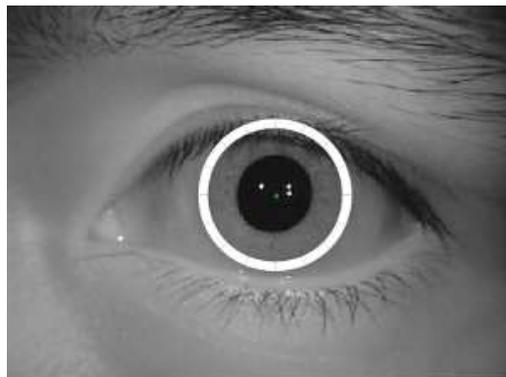


Figura 5.6 - Borde de iris localizado a partir de la Figura 5.1

5.2.1.2 Normalización

Transformación a coordenadas polares: luego de obtener el centro y radio de la pupila y del iris, debido a que se los puede considerar concéntricos, aunque no necesariamente lo sean; la región anular obtenida es normalizada conforme lo explicado en el Capítulo 4 sección 4.4.2.

5.2.1.3 Mejora

Ecuilización de Histograma: con la imagen normalizada se aplica la ecualización del histograma para generar una imagen con menor ruido, y resaltar sus características, conforme lo explicado en el Capítulo 4 sección 4.4.2.

5.2.2 Extracción y Codificación de características

5.2.2.1 Extracción

Aplicación del operador 2D-CWT: cada imagen normalizada se descompone utilizando el operador 2D-CWT, que es implementado usando una estructura de árbol

dual. La estructura de cada árbol es similar al *2D-DWT* (Ver Apéndice A - A.4.2), excepto que los filtros se aplican de forma diferente para lograr una perfecta reconstrucción, y los resultados de las imágenes descompuestas en sub-bandas, se concentran en coeficientes wavelets complejos. Estos 2 árboles contienen la misma estructura. Para realizar la reconstrucción perfecta de las imágenes descompuestas en sub-bandas, se debe diseñar un filtro de paso bajo y un filtro de paso alto en el primer nivel, los cuales son denotados como *LPPF_A* (Prefiltro Paso Bajo para el Árbol A) y *HPPF_A* (Prefiltro Paso Alto para el Árbol A); *LPPF_B* y *HPPF_B* para el Árbol B respectivamente. Los otros filtros complejos en los niveles más altos se establecen en *LPF_A* (Filtro Paso Bajo de un Árbol A) y *HPF_A* (Filtro Paso Alto de un árbol A), y *LPF_B*, *HPF_B* para Árbol B respectivamente. La Figura 5.7 muestra el esquema de extracción de características 2D-CWT para el reconocimiento del iris. [XIA2008]

Cada imagen normalizada es descompuesta en n niveles utilizando el operador 2D-CWT cuyo resultado genera 3 (filtros de alta frecuencia) \times 2 (árboles) \times n (niveles) componentes y 2 componentes de baja frecuencia del árbol de estructura dual. Las características del vector consisten en una descomposición de los coeficientes reales e imaginarios de los niveles más altos, por ejemplo el ancho del vector de característica es L definido por la fórmula 5.2.

$$L = \frac{W}{2^n} \times \frac{H}{2^n} \times 3 (\text{Alta Frecuencia}) \times 2 (\text{árboles}) \quad (5.2)$$

Donde W y H son el ancho y el alto de la imagen del iris y n son los niveles. Así, los coeficientes reales e imaginarios de alta frecuencia son extraídos como características del iris. [XIA2008]

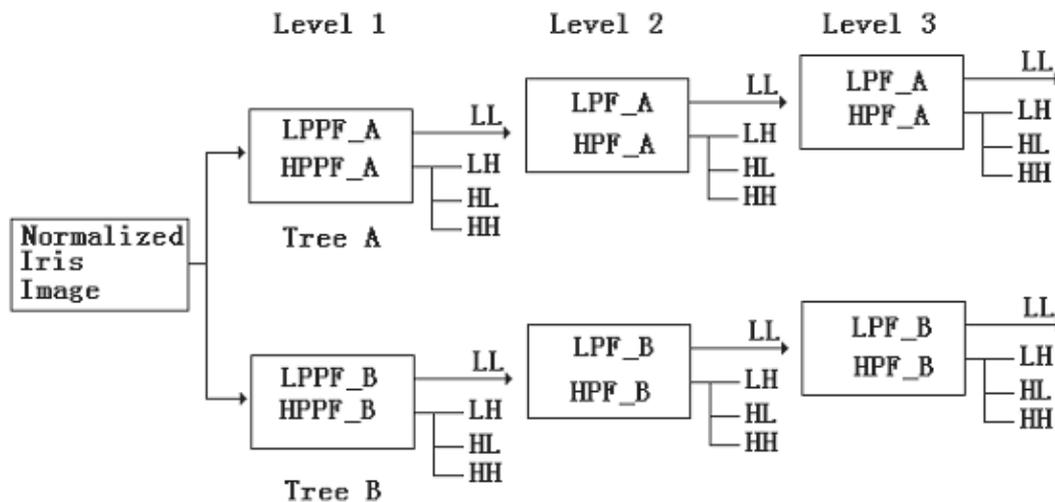


Figura 5.7 - El diagrama de 2D-CWT para la extracción de características del iris

Para ejecutar este paso, se utilizó la *toolbox yawtb* [YAWTb] para el entorno de desarrollo Matlab, que proporciona este método entre los disponibles en la *toolbox*.

El método utilizado (Ver Anexo I - I.1.2.1), se muestra en la siguiente línea:

```
out=cwt2d(fimg, wavname, scales, angles , ['NoPBar'] )
```

Donde,

fimg: es la transformada de Fourier de la imagen.

wavname: es el nombre del filtro utilizado.

scales, angles: contiene las escalas y los ángulos de la transformación.

5.2.2.2 Codificación de características

Binarización utilizando demodulación de fase cuadrante: del vector de coeficientes, para cada posición se toma el valor real e imaginario, y dependiendo del signo de cada uno, se codifica a binario, conforme se puede visualizar en la Figura 5.8 [DAU2004] (Ver Anexo I - I.1.2.2).

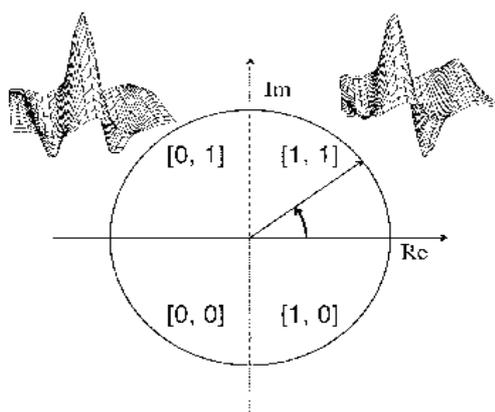


Figura 5.8 - Código demodulación fase cuadrante

5.2.3 Comparación

Distancia de Hamming (HD): esta distancia ha sido utilizada como medida de diferencia entre códigos [DAU1993]. La distancia entre dos códigos *A* y *B* se calcula mediante la siguiente operación:

$$HD = \frac{\| \text{vectorA} \otimes \text{vectorB} \|}{\text{anchoDelVector} \times \text{altoDelVector}} \quad (5.3)$$

donde, el símbolo \otimes es la operación lógica *XOR* y el operador $\| \cdot \|$ computa la cantidad de bits iguales a uno. El numerador de la ecuación corresponde a la cantidad en que difieren los códigos *A* y *B*. Mediante la operación *XOR* se obtiene una matriz formada por valores uno, en las ubicaciones donde el código *A* y *B* son iguales y por cero donde difieren. En el denominador de la ecuación se computa la cantidad de bits comparados entre los códigos, de esta manera la distancia de Hamming obtenida es una medida porcentual de la diferencia entre los códigos comparados [XIA2008] (Ver Anexo I - I.1.3.1).

5.3 Algoritmo 2: DCT-Based Iris Recognition

El algoritmo que se describe a continuación [DON2007], presenta la característica de mejorar la imagen utilizando funciones ventana. En la etapa de extracción de características utiliza el operador DCT (Transformada de Coseno Discreta).

A continuación se describen las etapas de este algoritmo.

5.3.1 Preprocesamiento

5.3.1.1 Segmentación

Las imágenes del iris son extraídas y normalizadas a un formato estándar; esto evita la alteración introducida por la variación de la pupila, la distancia de la cámara y la rotación del ojo; incluso, es aplicable, para aquellas imágenes que son adquiridas con diferentes cámaras y ambientes de iluminación distintos.

Los métodos descritos se muestran a partir de la imagen que puede observarse en la Figura 5.9.

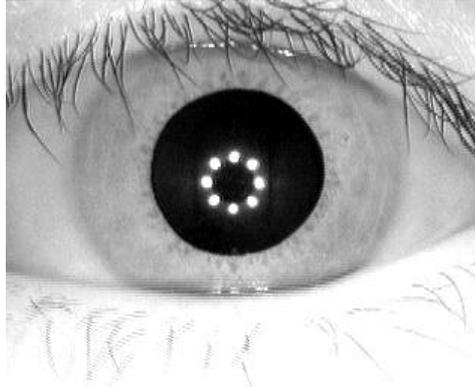


Figura 5.9 - Imagen a partir de la cual se realizan las pruebas

A continuación se describen los pasos que se realizan:

- a) *Reducción del área de trabajo*: todas las imágenes adquiridas son normalizadas al tamaño de 512 x 80 píxeles. Con esto se logra eliminar información innecesaria.
- b) *Detección de bordes*: para localizar la pupila y el borde exterior del iris, se remueven los puntos luminosos de la imagen que se encuentran generalmente en la pupila y que son causados por la reflexión de la fuente de iluminación (Figura 5.10). Este paso reduce la influencia de los valores de alto nivel de gris en la distribución de escala de grises de la imagen, lo que permite encontrar con mayor exactitud los bordes exteriores del iris, que por defecto ya poseen un alto nivel de gris. Luego, se binariza la imagen (Capítulo 4 sección 4.4.2) para aislar la región que contiene la pupila; y se utilizan operaciones de dilatación y erosión para encontrar de manera efectiva el área de interés, (Capítulo 2 sección 2.8.2).

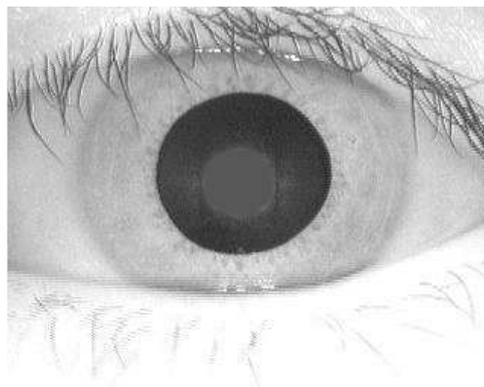


Figura 5.10 - Remoción de los puntos luminosos de la Figura 5.9

- c) *Eliminación de ruido*: se eliminan de la imagen aquellas áreas conectadas cuyo tamaño es menor a la de la pupila; de esta manera, se logra una mejor detección de los bordes (Ver Anexo I - I.2.1.1).
- d) *Localización del borde de la pupila*: la imagen binarizada contiene la pupila y el iris. Basándose en un método heurístico, que asume que la mayoría de las filas y columnas que pasan a través de la pupila tendrán un mayor nivel de gris que aquellas que no lo hacen, y debido a que se asume que la pupila es circular, podemos utilizar la transformada de Hough (Capítulo 2 sección 2.7.3.2), para encontrar el centro y radio de la pupila (Ver Anexo I – I.2.1.2).
- e) *Localización del borde del iris con escaneo horizontal de cambios de gris*: a partir del límite de la pupila y desde el centro de ella, se buscan cambios bruscos de niveles de gris hacia izquierda y derecha. Esto permite encontrar el radio del iris. El resultado de esta operación puede observarse en la Figura 5.11 (Ver Anexo – I.2.1.3).

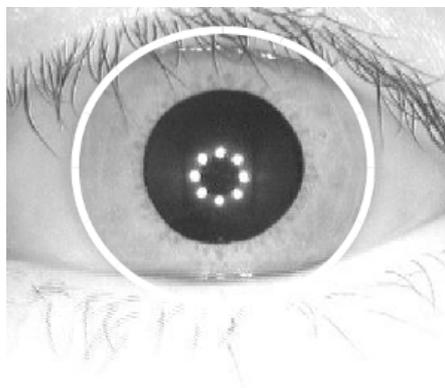


Figura 5.11 – Localización del borde del iris.

5.3.1.2 Normalización

Se realiza el mismo método que fue descrito en la sección 5.2.1.2.

5.3.1.3 Mejora

En la normalización, la imagen del iris, que es angular, es estirada en un arreglo bidimensional aunque no es mapeada exactamente como en la imagen original; por este motivo, se utiliza interpolación bilineal utilizando los vecinos más próximos, la cual se logra promediando cuatro píxeles adyacentes (Capítulo 2 sección 2.6.3.2) (Ver Anexo I - I.2.1.4).

A continuación se describen los pasos que conforman la mejora de la imagen:

- a) *Eliminación de iluminación de fondo*: sobre la imagen original se realizan las operaciones morfológicas de erosión y dilatación (Capítulo 2 sección 2.8.2) con el mismo elemento estructural. Luego, la imagen resultante de dichas operaciones es restada de la imagen original. Por último, se ajusta la intensidad de los niveles de gris de la imagen obtenida, de manera que se vean resaltados las características que hacen al patrón del iris y la iluminación de fondo de la imagen no interfiera en la extracción de características. (Ver Anexo I - I.2.1.5)

- b) *Ecualización de histograma*: se ecualiza el histograma de la imagen, conforme lo explicado en el Capítulo 4 sección 4.4.2.
- c) *División de la imagen en 48 filas*: se divide la imagen en 48 filas de igual dimensión para utilizarlas en pasos posteriores.
- d) *Rotación de cada fila 45°*: se toma cada fila del paso anterior y se la desplaza hacia la derecha. Una manera práctica de hacer esto es desplazar cada fila sucesiva un píxel de la de su predecesora. La imagen resultante puede verse en la Figura 5.12.



Figura 5.12 - Imagen resultante de realizar la rotación de 45°

- e) *Ventaneo de la imagen para eliminar ruido (ventana de Hanning)*: a partir de bandas seleccionadas a lo largo de las líneas rotadas a 45°, se generan “parches” sobre 11 bandas solapadas horizontalmente como se muestra en la Figura 5.14, cada parche tiene 8 píxeles verticales (solapados por 4) y 12 horizontales (solapados por 6). Experimentalmente, los parches solapados arrojaron un mejor CER en combinación con otros parámetros. Se comprobó que la rotación a 45° es mejor a la de 0 ó 90°. En la dirección vertical se forman parches de una dimensión por 8 píxeles. A cada uno de estos parches se le aplica ¼ de la ventana de Hanning [DON2007]; que se explica a continuación.

Las ventanas son funciones matemáticas usadas con frecuencia en el análisis y el procesamiento de señales, para evitar las discontinuidades al principio y al final de los bloques analizados.

El análisis de frecuencias de una señal consiste en tomar una muestra discreta, de longitud finita de la señal y realizar la transformada de Fourier para convertir el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, con el fin de obtener un espectro de frecuencias. Sin embargo, este tipo de transformación supone que la señal puede ser reproducida por un bucle de la muestra. Si la longitud de la muestra no es exactamente un múltiplo del período de la señal, ese supuesto no se cumple, y la transformación contendrá errores en el resultado. En particular, si al final de la muestra no se continúa con el principio, la transformación va a ser incorrecta.

Para eliminar cualquier discontinuidad en los bordes de una muestra, ésta puede ser multiplicada por una función ventana antes de realizar cualquier análisis de frecuencia. Esto introduce un error menor, pero por lo general logra que se asemeje más a la señal en el dominio de la frecuencia. [WOR2011]

En particular, la ventana de Hanning tiene la forma que puede visualizarse en la Figura 5.13, siendo N el tamaño de la ventana.

En particular, la ventana de Hanning se describe mediante la fórmula 5.4, siendo N el tamaño de la ventana. Una representación de ella, puede visualizarse en la Figura 5.13.

$$v(n) = a_0 - a_1 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad \begin{array}{l} a_0 = 0,5; \\ a_1 = 0,5 \\ 0 \leq n \leq N-1 \end{array} \quad (5.4)$$

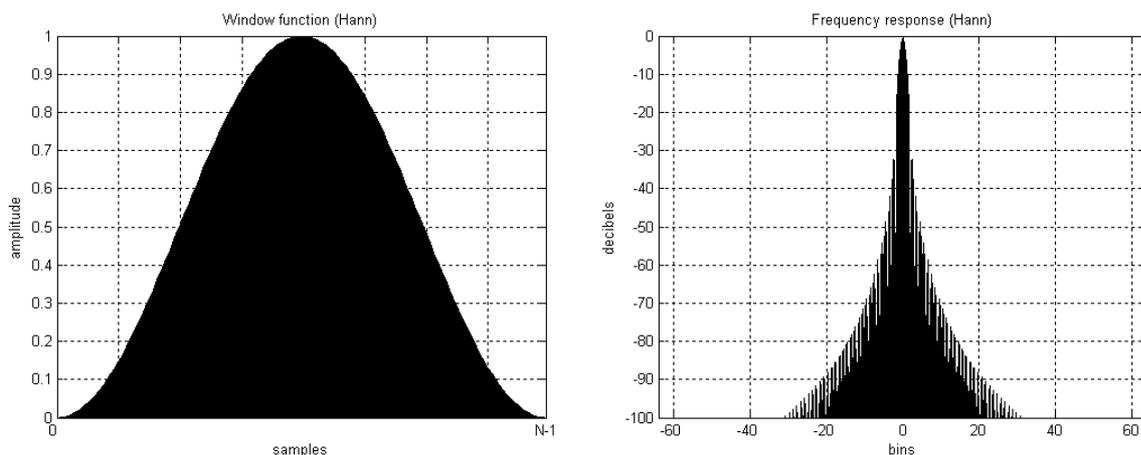


Figura 5.13 - Ventana de Hanning

Aplicando la ventana a través de los parches se logra suavizar y mitigar los efectos del ruido de la imagen. Esto permite utilizar el operador DCT para codificar cada parche a través del largo mediante un bajo costo computacional.

Un resumen de esta etapa puede visualizarse en la Figura 5.14.

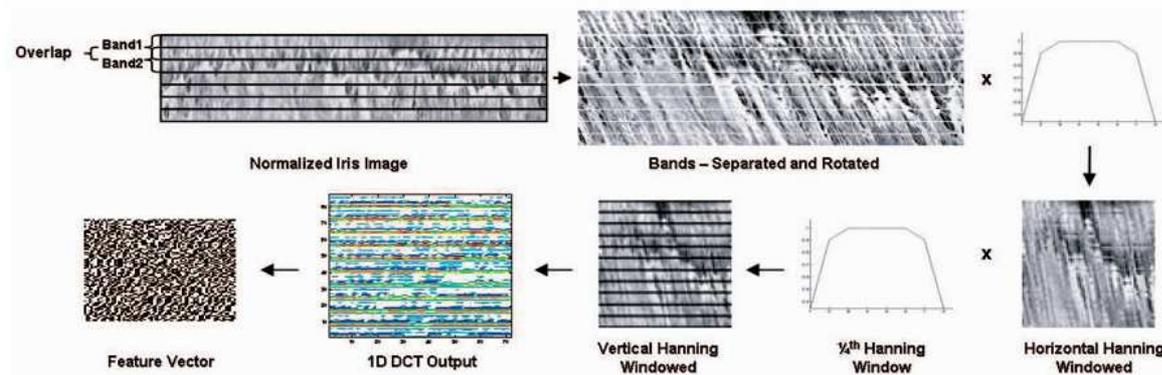


Figura 5.14 - Imágenes resultantes luego de aplicar la ventana de Hanning en distintas direcciones.

5.3.2 Extracción y Codificación de características

5.3.2.1 Extracción

Aplicación de la Transformada de coseno discreta sobre la imagen: se aplica el operador DCT provisto por el entorno de desarrollo, que calcula la transformada de coseno discreta sobre toda la imagen normalizada.

Se trata de una transformación lineal separable, es decir, las dos dimensiones de transformación son equivalentes a una DCT unidimensional realizada a lo largo de una sola dimensión, seguida de una DCT unidimensional en la otra dimensión.

La fórmula de DCT se puede visualizar a continuación:

$$y(k) = w(k) \sum_{n=1}^N x(n) \cos \frac{\pi(2n-1)(k-1)}{2N}, \quad k = 1, \dots, N \quad (5.5)$$

donde:

$$w(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & k = 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 2 \leq k \leq N \end{cases}$$

N es la *longitud* de x , y x e y son del mismo tamaño. Si x es una matriz, DCT transforma sus columnas. La serie está indexada a partir de $n = 1$ y $k = 1$ en vez de la habitual $n = 0$ y $k = 0$ dado que los vectores en el entorno de desarrollo MATLAB van desde 1 a N en lugar de 0 a $N-1$. [DON2007]

5.3.2.2 Codificación de características

Se codifican los cruces en cero entre los coeficientes de los parches adyacentes en la imagen filtrada por la transformada de coseno discreta (DCT) en el paso anterior, obteniéndose un código binario para su posterior comparación.

Luego se recorre horizontalmente obteniendo los cruces en cero de las diferencias entre los coeficientes de parches adyacentes; si el resultado es mayor a cero se codifica uno, de lo contrario es cero. (Ver Anexo I - I.2.2)

5.3.3 Comparación

Para la comparación entre dos códigos de iris generados mediante los pasos explicados anteriormente, se utiliza una aproximación de vecino más cercano, donde la distancia entre dos vectores de características es medida utilizando el producto de sumas de una subcaracterística de Distancia de Hamming. Esto puede ser definido de la siguiente manera:

$$HD = \left(\prod_{j=1}^M \frac{\sum_{i=1}^N (Subcaracterística1_{ij} \oplus Subcaracterística2_{ij})}{N} \right)^{1/M} \quad (5.6)$$

Aquí, se considera el código de iris como un bloque rectangular de $M \times N$, siendo M el número de bits por subcaracterística y N el número total de subcaracterísticas del vector de características completo. A dos subcaracterísticas que se desean comparar, se les aplica el operador XOR y el resultado de longitud N es sumado y normalizado por la división por N . Esto se realiza para todas las subcaracterísticas M y el significado geométrico de estas sumas es una distancia de Hamming normalizada situada en el rango de $[0, 1]$. [DON2007]

5.4 Algoritmo 3: *Iris recognition Based on Multichanel Gabor Filtering*

En el trabajo de [LI2002], no se realiza una descripción de las etapas que forman parte del preprocesamiento. Pero se describe, para la extracción de características la utilización del Filtro Gabor, y para la comparación, utiliza la distancia Euclidiana ponderada, a diferencia de los dos primeros algoritmos que utilizan la distancia de Hamming.

A continuación se describen las etapas de este algoritmo.

5.4.1 Preprocesamiento

5.4.1.1 Segmentación

- a) *Detección de la pupila*
 - I. Binarización - Erosión y Dilatación.
 - II. Detección del borde de la pupila (operador Sobel).
 - III. Cálculo de centro y radio.
- b) *Detección del borde exterior del iris*
 - I. Reducción de la imagen un 30%.
 - II. Detección del borde exterior del iris (operador Canny).
 - III. Corte superior e inferior de la imagen.
 - IV. Eliminación de ruido.
 - V. Utilización de la transformada de Hough para obtención del borde del iris.

Si bien en este trabajo, no se detallan los métodos utilizados para esta etapa, se utilizará la etapa de segmentación desarrollada en el *Algoritmo 1 - Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition* [XIA2008], el cual presenta mejores resultados respecto del procesamiento de imágenes.

5.4.1.2 Normalización

Se realiza el mismo método que fue descrito en la sección 5.2.1.2.

5.4.1.3 Mejora

- a) *Transformación del tamaño de la imagen a 64 x 512 píxeles.*
- b) *División de la imagen en bloques de 64 x 64 píxeles.*

Es necesario compensar las transformaciones sufridas por la textura del iris, ya sea por cambios en el tamaño o por diferencias de iluminación. Se trabaja entonces con un mapa (64 x 512 píxeles) de bloques rectangulares en el sentido anti-horario. De acuerdo con los requerimientos de la extracción de características, este mapa es dividido en 8 subimágenes más pequeñas de 64 x 64 píxeles. El resultado se muestra en la Figura 5.15.

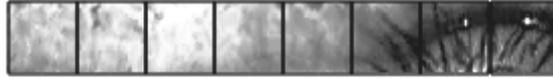


Figura 5.15 - División en 8 subimágenes de la imagen normalizada.

- c) *Ecuación de Histograma*: con la imagen normalizada se aplica la ecualización del histograma para generar una imagen con menor ruido, y resaltar sus características.
- d) *Aplicación de filtro Gaussiano*: este tipo de filtro es utilizado para remover ruido de alta frecuencia. El resultado de esta aplicación es mejorar y suavizar la imagen normalizada.



Figura 5.16 - (a) Antes de aplicar el filtro Gaussiano, (b) Luego de aplicar el filtro Gaussiano

5.4.2 Extracción y Codificación de características

5.4.2.1 Extracción

Se aplica el filtro de *Gabor* en cada bloque a diferentes frecuencias y grados, y bajo distintas rotaciones de la imagen (-10, -5, 0, 5, 10).

Los métodos basados en este tipo de filtro, han sido ampliamente utilizados sobre todo para el análisis de texturas. Para este caso, se le asigna una determinada frecuencia y una dirección, y se logra la reducción del ruido, preservando la dirección de la imagen original. La forma general del filtro de Gabor está dada por la siguiente fórmula:

$$G(x, y, \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi fx) \quad (5.7)$$

$$x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta)$$

$$y' = y \cos(\theta) - x \sin(\theta)$$

Para cada subimágen de 64 x 64, en las cuales fue dividida la imagen original (Figura 5.9) como se muestra en la sección 5.4.1.3, se aplica el filtro Gabor con los siguientes parámetros frecuencia para 2, 4, 8, 16 y 32. Y los ángulos utilizados son 0°, 45°, 90° y 135°. Así, se obtienen 160 subimágenes (8 x 5 x 4) filtradas. Donde, 8 es la cantidad de bloques en las que fue dividida la imagen, 5 son en total de los valores de frecuencia que se aplican en el filtro y 4 son las direcciones en las que se aplican por cada frecuencia. (Ver Anexo I - I.3.1.1)

La utilidad de este filtro radica en que se ha demostrado que minimiza el principio de incertidumbre en los dominios espacial y de frecuencia. Este principio establece la imposibilidad de tener información en el dominio de la frecuencia y en el dominio espacial simultáneamente. [LI2002].

5.4.2.2 Codificación de características

Para obtener el vector de características, por cada una de las 5 imágenes rotadas, se realiza el *Promedio de Desviación Absoluta (ADD)*, el cual es aplicado a cada una de las subimágenes obtenidas en la etapa de extracción, obteniéndose un vector de 1 x 160. La fórmula general de *ADD* es la siguiente:

$$v = \frac{1}{N} \left(\sum_N |f(x,y) - m| \right) \quad (5.8)$$

donde N es el número de píxeles en la imagen, m es la media de la imagen y $f(x,y)$ es el valor del punto (x,y) . Así, se obtiene un vector de 1 x 160 para su posterior comparación [LI2002] (Ver Anexo I - I.3.1.2).

5.4.3 Comparación

Distancia Euclidiana con Pesos: se aplica la distancia euclidiana con peso con la siguiente fórmula:

$$WED(k) = \sqrt{\sum_{i=1}^{BN} A_i \sum_{j=1}^N (f_{(i,j)}^k - f_{(i,j)})^2} \quad (5.9)$$

donde A_i es el coeficiente de peso, BN y N son el número de subimágenes y el total de características extraídas de cada subimagen respectivamente. $f_{(i,j)}$ y $f_{(i,j)}^k$ denotan el componente de característica j de la subimagen i del iris desconocido y del iris indexado por k . Los coeficientes de peso han sido seleccionados de acuerdo a resultados empíricos. [LI2002]

Resumen

Luego del estudio de los algoritmos seleccionados, se distingue la utilización de métodos comunes para diferentes etapas; un ejemplo es la transformada de Hough para la localización de iris o pupila; la binarización de la imagen como etapa fundamental para el preprocesamiento; o la distancia de Hamming como mecanismo de comparación.

Sin embargo, algunas diferencias enriquecen las distintas implementaciones. Estas se centran en la mejora de la imagen y en la extracción de características. Cada implementación tiene diferentes métodos para la etapa de extracción (*2DCWT - DCT - Gabor*); esto permite realizar una comparación de la eficacia en el procesamiento de las imágenes, así como de la efectividad de cada algoritmo. Esta comparación se detalla en el siguiente capítulo.

Capítulo 6

Pruebas Realizadas

Capítulo 6 - Pruebas realizadas

6.1 Introducción

Este capítulo, muestra los resultados de las pruebas realizadas para las implementaciones descritas en el Capítulo 5.

Se realizaron pruebas de reconocimiento en el modo de identificación y verificación, utilizando las bases de imágenes provistas por *Center for Biometric and Security Research (CASIA)*. [CBSR2011]

Los resultados que se muestran en este capítulo, corresponden a los datos obtenidos de la prueba de cada algoritmo utilizando cada una de las bases de imágenes como un conjunto cerrado. Además, se detalla el resultado del procesamiento de las imágenes, el resultado de la identificación y el de verificación, tanto para el modo de aceptación como el de rechazo.

Por último, se presenta una tabla comparativa, que muestra las diferencias de los resultados obtenidos para los tres algoritmos implementados.

6.2 Bases de imágenes de iris utilizadas

Las imágenes de iris utilizadas en las pruebas; ampliamente empleadas por los trabajos de investigación en el área, pertenecen al *Center for Biometric and Security Research*, fundado por la *Chinese Academy of Sciences Institute of Automation (CASIA)*. Las versiones utilizadas en este trabajo se detallan a continuación:

- *CASIA V1*: las imágenes han sido capturadas con una cámara producida de forma casera, que luego fueron procesadas con el objeto de quitar y reemplazar la región circular de la pupila por una máscara de color negro y con el objetivo de evitar los efectos de reflexión de la fuente de iluminación, provista por luz infrarroja cercana a los 850nm. Claramente, este proceso incide en la etapa de detección de la pupila y permite extraer de mejor manera la región de forma anular que conforma el iris. [NCASIAIrisV12011]
- *CASIA V4 - Lamp*: este subconjunto de imágenes ha sido obtenido utilizando un sensor de iris portátil producido por OKI [OKI2011]. La fuente de iluminación es encendida y apagada para lograr mayor variación intraclase de las personas enroladas. Así, la deformación del iris de acuerdo a la expansión de la pupila bajo diferentes condiciones de iluminación la hace una de las más comunes y desafiantes características de reconocimiento de iris. Esto hace que el subconjunto de imágenes sea bueno para estudiar problemas de normalización y representación de características. [NCASIAV42011]
- *CASIA V4 - Interval*: las imágenes capturadas se obtienen mediante un dispositivo desarrollado por el mismo instituto, cuya característica más atractiva es el diseño de una matriz de *LED NIR* circular, con la fuente de iluminación adecuada para la imagen del iris. De esta manera, se obtienen imágenes muy claras, apropiadas para el estudio de las características de textura del iris. [NCASIAV42011]
- *CASIA V4 - Thousand*: este subconjunto contiene 20.000 imágenes del iris de 1.000 personas, que se obtuvieron utilizando la cámara *IKEMB-100*, producida por IrisKing [IKING2011]. *IKEMB-100* es una cámara que captura ambos ojos a la vez. Las principales fuentes de las variaciones intraclase en

este subconjunto son anteojos y reflexiones de la luz. Este es el primer conjunto de datos de iris, disponibles públicamente, con mil personas. Además es muy adecuado para el estudio de la unicidad del iris. [NCASIAV42011]

- **CASIA V4 - Syn:** para este subconjunto se obtuvieron 10.000 imágenes sintetizadas de 1.000 individuos. Las texturas del iris de estas imágenes se sintetizan de forma automática a partir de un subconjunto de Casia V1 con el método descrito en [TIE2010], el cual no será analizado en este trabajo. Las variaciones intraclase introducidas en el conjunto de datos sintetizados incluyen la deformación, borrosidad y rotación, lo que plantea un desafiante problema para la representación de características del iris. Los resultados de rendimiento probados con este tipo de imágenes tienen similares características estadísticas con bases de datos de iris genuinos. [NCASIAV42011]

La Tabla 6.1 muestra un resumen comparativo entre los distintos subconjuntos de imágenes utilizados en este trabajo.

Subconjunto/ Característica	V1	Lamp	Interval	Thousand	Syn
Sensor	Fabricación Casera	OKI-Irispass-h	Fabricación Casera	Irisking-IKEMB-100	Algoritmo de sintetizado CASIA
Entorno	Interior	Interior con lámpara encendida y apagada	Interior	Interior con lámpara encendida y apagada	NO SE CONOCE
Sesión	Dos	Una	Dos sesiones para la mayoría de las imágenes.	Una	NO SE CONOCE
Atributos de las personas	NO SE CONOCE	La mayoría son graduados de CASIA	La mayoría son graduados de CASIA	Estudiantes, trabajadores, campesinos con una amplia distribución de edades	La fuente de imágenes corresponde a CASIA V1
Número de personas	108	411	200	1.000	1.000
Número de Clases	108	819	400	2000	1.000
Número de Imágenes	756	16.212	3.183	20.000	10.000
Resolución	320 x 280 (.bmp)	640 x 480 (.jpg)	320 x 280 (.jpg)	640 x 480 (.jpg)	640 x 480 (.jpg)
Características	Iluminación dispuesta circularmente alrededor del sensor para asegurarse de que el iris es iluminado de manera uniforme.	Deformación no lineal debido a las variaciones de iluminación visible.	Sesiones cruzadas de imágenes de iris con extrema claridad de los detalles de textura.	La primera base de imágenes de iris con más de 1.000 personas.	Subconjunto de imágenes de iris sintetizadas.

Tabla 6.1 - Comparativa de las Bases de imágenes provistas por CASIA.

6.3 Descripción de las pruebas realizadas:

Las implementaciones de los algoritmos descritos en el capítulo anterior, se realizaron en el entorno de desarrollo MATLAB, sobre dos arquitecturas diferentes:

1. **Maquina 1:** *Procesador:* AMD Athlon 64 x2 Dual-Core - 1.8 GHz. *Memoria:* 1 Gbyte DDR2, *SO:* Windows XP SP3
2. **Maquina 2:** *Procesador:* AMD Athlon XP 2000+ 1.6 GHz. *Memoria:* 2 Gbyte DDR2. *SO:* GNU/Linux - Kernel: 2.6.35-28-generic (Ubuntu 10.4)

Ambas arquitecturas se utilizaron para la implementación de todos los algoritmos descritos en el presente trabajo, mientras que para la ejecución de las pruebas se utilizó la Maquina 2.

Las pruebas consistieron en ejecutar los algoritmos utilizando las bases de imágenes CASIA para las versiones uno [NCASIAIrisV12011] y cuatro [NCASIAV42011]; tanto para el modo de identificación como para la verificación. De la versión cuatro, se seleccionaron las bases *Lamp*, *Interval*, *Thousand* y *Syn*.

De cada una de las cinco bases de imágenes seleccionadas, se tomaron aleatoriamente cien personas diferentes y se ejecutaron las pruebas utilizando, para cada persona, tres imágenes para la etapa de enrolamiento y cuatro para la etapa de identificación. Se decidió utilizar estas cantidades dado que no todas las bases presentan el mismo número de personas, ni de imágenes para cada una de ellas.

El resultado de la ejecución de la prueba de identificación se puede visualizar en el siguiente ejemplo, que consistió en ejecutar el Algoritmo 1 [XIA2008] utilizando la base de imágenes *V1*.

Base Utilizada: V1 / tipo archivos: bmp -Total de Personas en base: 100

Resultados de generación de Plantillas:

Total de Plantillas: 300
Cantidad de imágenes por persona: 3
Tiempo generación plantilla para 1 imagen: 0.01_minutos
Tiempo de generación de base: 3_minutos
Cantidad de Personas completamente procesadas: 90
Cantidad de Personas SIN procesar: 0
Cantidad de Personas con errores: 10
Cantidad de imágenes correctamente procesadas: 288
Cantidad de imágenes con errores: 12

Resultados de Comparaciones:

Cantidad de imágenes por persona: 4
Total de Plantillas: 400
Tiempo comparación 1 imagen con resto de la base: 0.0175_minutos
Tiempo de comparación: 7_minutos
Cantidad de Personas completamente procesadas: 82
Cantidad de Personas SIN procesar: 2
Cantidad de Personas con errores: 18
Cantidad de imágenes correctamente procesadas: 372
Cantidad de imágenes con errores: 28

Resultados de TOTALES:

Tiempo Total de la prueba: 10_minutos
Cantidad de Personas correctamente procesadas: 78
Cantidad de Personas procesadas al menos en 1 de sus imágenes: 98
Cantidad de Personas SIN procesar: 2
Cantidad de Personas con errores: 22
Porcentaje de aciertos sobre las personas correctamente procesadas: 94.8718
Porcentaje de aciertos sobre las personas procesadas al menos en 1 de sus imágenes: 91.8367
Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes: 90

A continuación, se explicará el significado de los resultados obtenidos en el ejemplo anterior.

El resultado de la ejecución de la prueba de identificación, se divide en tres grupos de información:

1. Resultados de generación de Plantillas (enrolamiento). Procesamiento de imágenes.

- *Tiempo de procesamiento de una imagen:* es el tiempo utilizado para generar una plantilla (enrolamiento).
- *Tiempo total:* es el tiempo transcurrido para enrolar a cada persona (tres plantillas).
- *Cantidad de personas completamente procesadas:* son aquellas en que se logró procesar correctamente todas sus imágenes en esta etapa.
- *Cantidad de personas sin procesar:* son aquellas que no pudo procesarse ninguna de sus imágenes en esta etapa.
- *Cantidad de personas con errores:* es la cantidad de personas donde al menos una de sus imágenes no fueron correctamente procesadas en la etapa.
- *Cantidad de imágenes correctamente procesadas:* es la cantidad de plantillas que se generaron exitosamente en esta etapa
- *Cantidad de imágenes con errores:* es la cantidad de plantillas que no fueron correctamente procesadas en la etapa.

2. Resultados de Comparaciones. Procesamiento de Imágenes (Identificación)

- *Tiempo de procesamiento de una imagen:* es el tiempo utilizado para generar la plantilla y compararla contra el resto de las enroladas.
- *Tiempo total de la etapa:* es el tiempo de generación de plantillas (cuatro por persona) más el tiempo comparación de cada plantilla con las enroladas (1:N).
- *Cantidad de personas completamente procesadas:* son aquellas que se logró procesar correctamente todas sus imágenes en esta etapa.
- *Cantidad de personas sin procesar:* son aquellas en que no pudo procesarse ninguna imagen en esta etapa.
- *Cantidad de personas con errores:* es la cantidad de personas donde al menos una de sus imágenes no fueron correctamente procesadas.
- *Cantidad de imágenes correctamente procesadas:* es la cantidad de plantillas que se generaron exitosamente en esta etapa.
- *Cantidad de imágenes con errores:* es la cantidad de plantillas que no fueron correctamente procesadas en la etapa.

3. Resultados de identificación (Resultados totales)

- *Tiempo total:* es la suma de los tiempos totales de las etapas anteriores (generación de plantillas e identificación).
- *Cantidad de personas completamente procesadas:* es la cantidad de personas que fueron correctamente procesadas en ambas etapas (en la

totalidad de sus imágenes).

- *Cantidad de personas procesadas al menos en una de sus imágenes:* es la cantidad de personas que en ambas etapas se procesó al menos una de sus imágenes correctamente.
- *Cantidad de personas sin procesar:* son aquellas de las cuales no se procesó ninguna imagen en ambas etapas.
- *Cantidad de personas con errores:* son aquellas que presentaron imágenes sin procesar en ambas etapas.
- *Porcentaje de aciertos sobre las personas correctamente procesadas:* es el porcentaje de personas identificadas correctamente en la prueba y que forman parte del conjunto de personas correctamente procesadas.
- *Porcentaje de aciertos sobre las personas procesadas al menos en una de sus imágenes:* es el porcentaje de personas identificadas correctamente en la prueba y que forman parte del conjunto de personas procesadas al menos en una de sus imágenes.
- *Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes:* es el porcentaje de personas identificadas correctamente sobre la totalidad de las personas que conformaron la prueba.

El resultado de la ejecución de la prueba de verificación, muestra la siguiente información:

- *Umbral utilizado en la prueba:* es el umbral de aceptación elegido para realizar la prueba.
- *Resultados correctos de Aceptación/Rechazo:* es la cantidad de personas correctamente verificadas sobre la totalidad de personas que conforman la prueba.

6.4 Comparación de los resultados obtenidos en cada algoritmo para las distintas bases de imágenes.

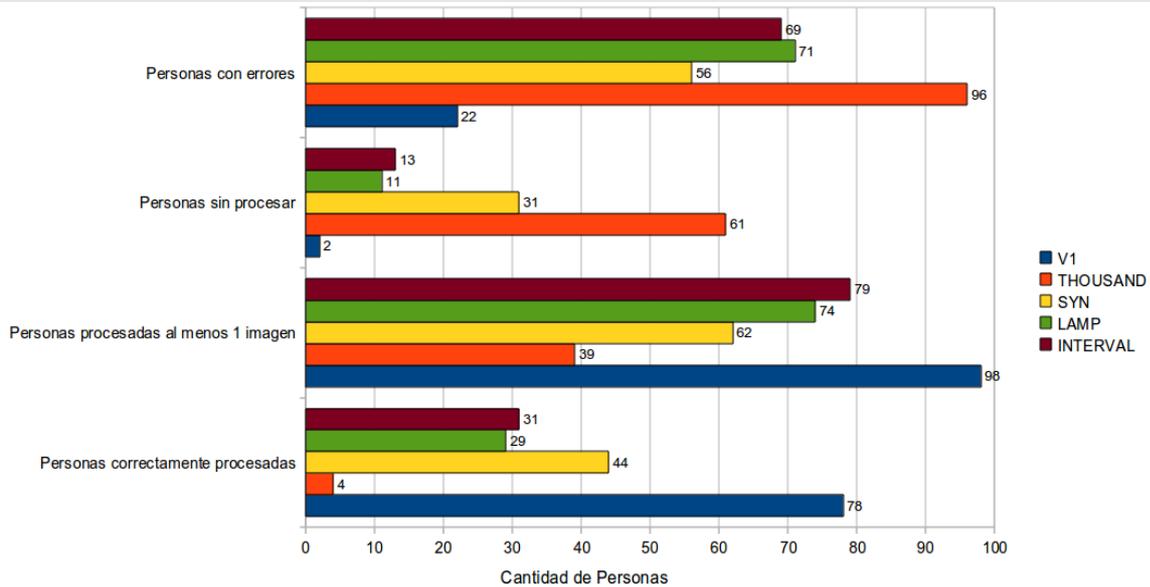
Se presenta para cada algoritmo los resultados obtenidos de las pruebas realizadas sobre las diferentes bases de imágenes. Esto permite comparar la eficacia que presenta la implementación para las diferentes bases seleccionadas, dicha comparación se divide en tres secciones: procesamiento de imágenes, identificación y verificación.

La información del procesamiento de imágenes y de la identificación, es relativa al tercer grupo de información (resultados de identificación). Esta información fue descrita en la sección anterior.

La información de verificación, muestra los resultados obtenidos en las pruebas de aceptación y de rechazo para aquellos umbrales de aceptación en que se obtuvo el mejor resultado. En el caso de la aceptación, las pruebas se realizan comparando uno a uno cada persona contra sus imágenes enroladas. En la prueba de rechazo, se comparó a cada persona contra el resto de la base, exceptuando las imágenes de esa persona enrolada (1:N-1).

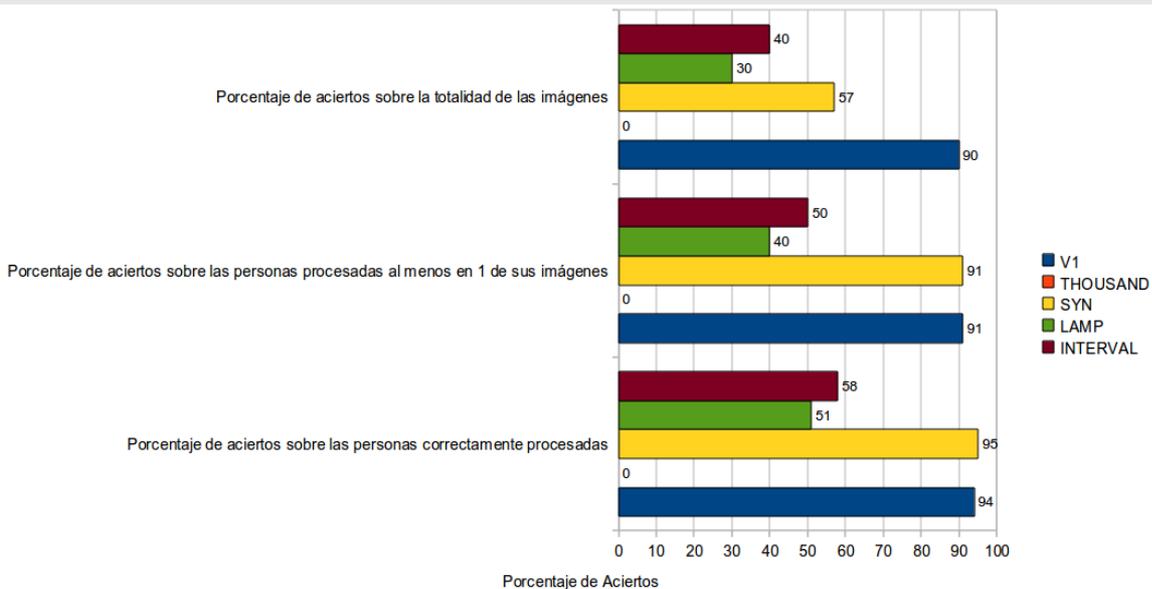
6.4.1 Algoritmo 1: *Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition*

Procesamiento de Imágenes



Se observa que los mejores resultados del procesamiento de imágenes se obtienen con la base *V1*, obteniéndose la menor cantidad de errores y mayor cantidad de personas procesadas. De igual manera, con la base *Syn* se obtienen los mejores resultados luego de *V1* en la cantidad de personas correctamente procesadas. Por el contrario, con la base de imágenes *Thousand* no se obtienen buenos resultados y esto se debe a la variación intracласe de las imágenes que contiene.

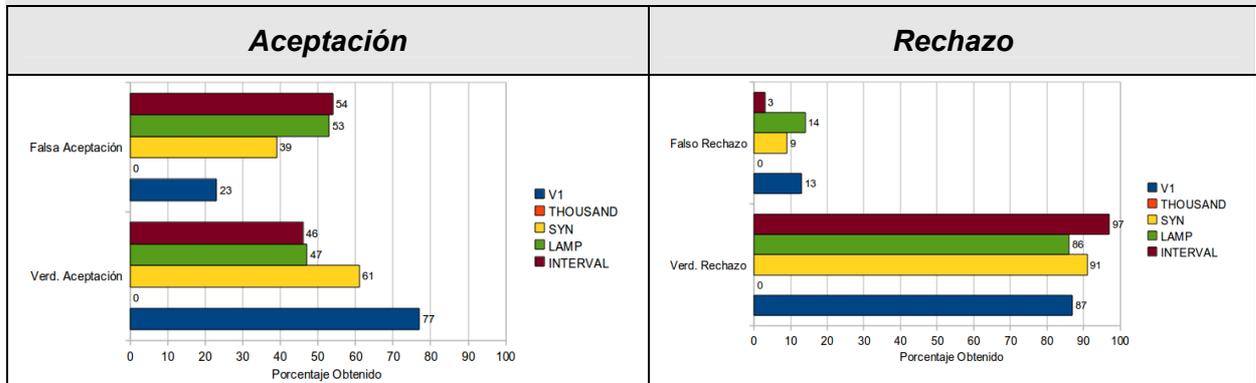
Resultados Identificación



A pesar del bajo porcentaje de personas correctamente procesadas, este algoritmo presenta los mejores resultados con la base *Syn*. Sin embargo, se observa

cierta equidad en los resultados utilizando la base *V1*, mientras que el resto de los resultados son despreciables.

Resultados Verificación

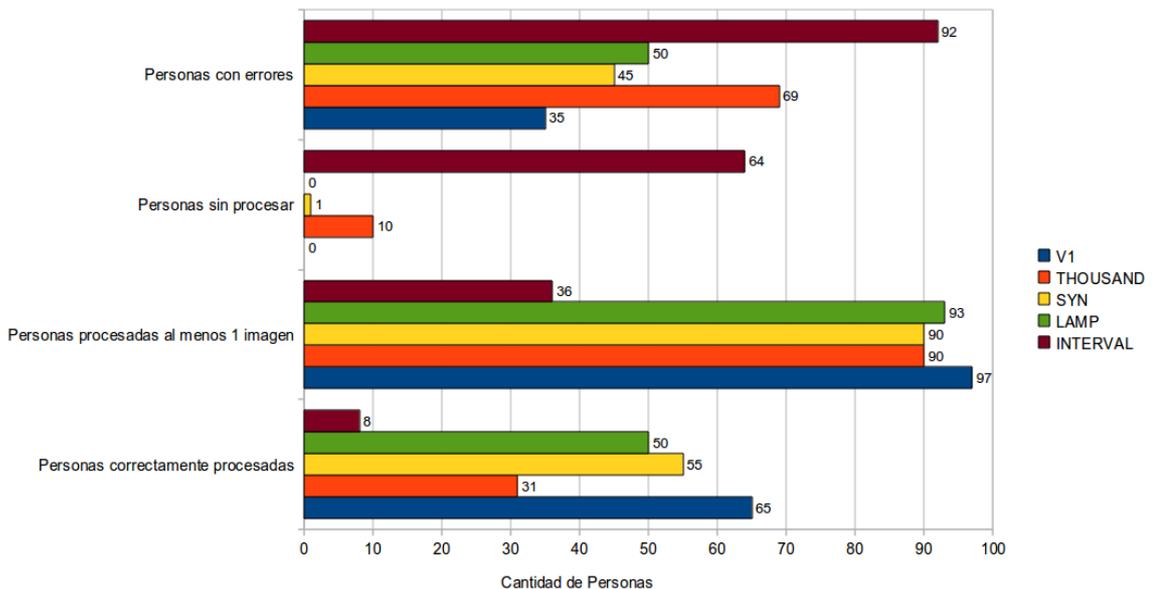


Respecto a estas pruebas, las bases *V1* y *Syn* presentan en general, los mejores resultados con este algoritmo; obteniéndose valores altos en la verdadera aceptación y rechazo, y bajos en los casos de la falsa aceptación y falso rechazo.

Con la base de imágenes *Thousand* no se realizaron pruebas debido a los magros resultados en el procesamiento de sus imágenes.

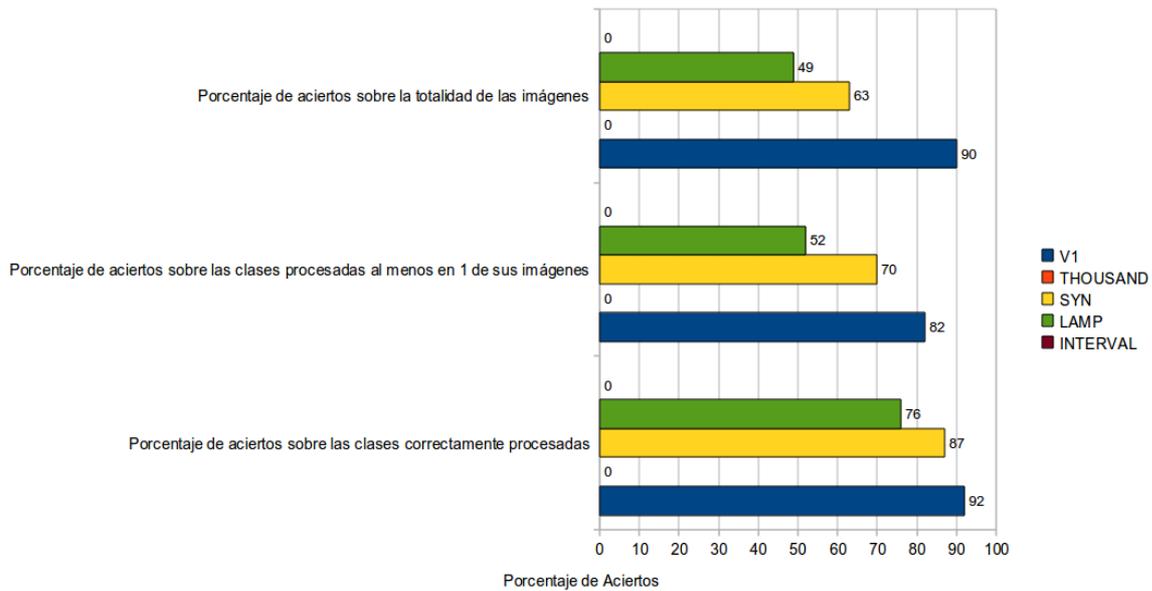
6.4.2 Algoritmo 2: DCT-Based Iris Recognition

Procesamiento de Imágenes



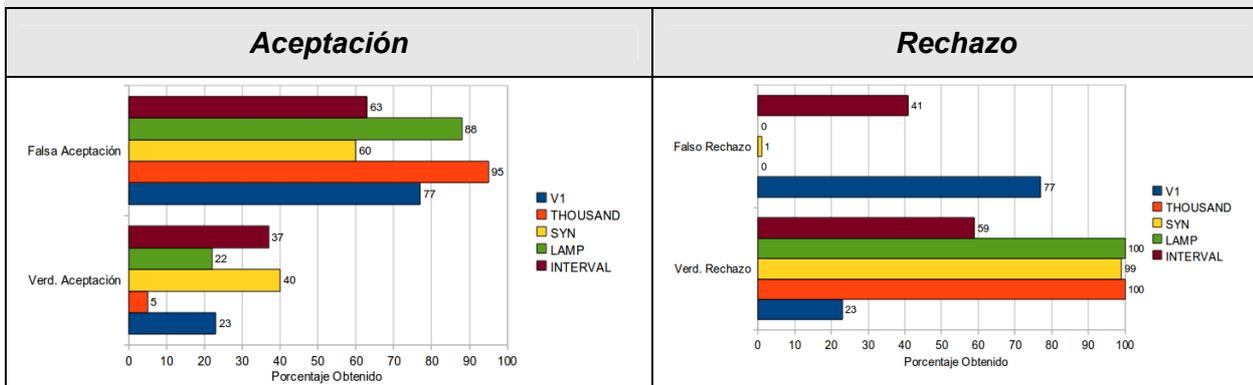
En este algoritmo [DON2007] se puede observar un bajo nivel de la cantidad de personas completamente procesadas; aunque la cantidad de personas procesadas en al menos una de sus imágenes es alta para la mayoría de las bases de imágenes. *V1* es la base de imágenes con mejores resultados en el procesamiento, seguida por las bases *Syn* y *Lamp*.

Resultados Identificación



Los resultados obtenidos en la identificación muestran a *V1* y *Syn* como las bases que mejores resultados mostraron para este algoritmo. Mientras que *Interval* y *Thousand* no lograron ningún acierto.

Resultados Verificación

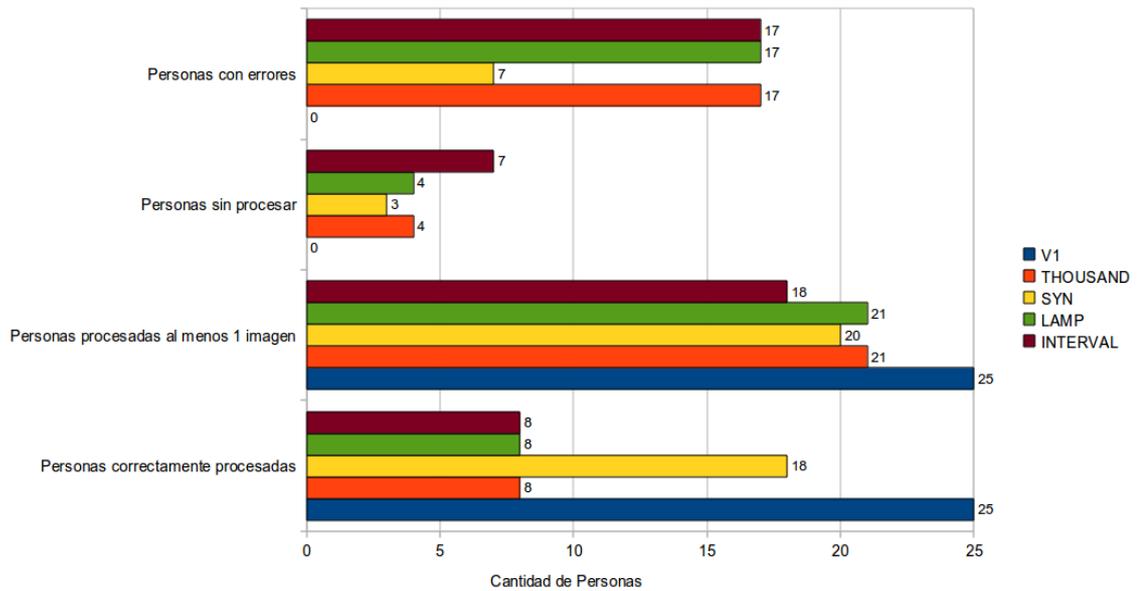


En las pruebas de verificación la base *V1* no presenta buenos resultados con este algoritmo, a diferencia de las bases *Lamp*, *Syn* y *Thousand* con valores similares entre ellas. Sin embargo, se debe tener en cuenta que no se obtuvieron resultados contundentes en el procesamiento de imágenes e identificación.

6.4.3 Algoritmo 3: *Iris recognition Based on Multichanel Gabor Filtering*

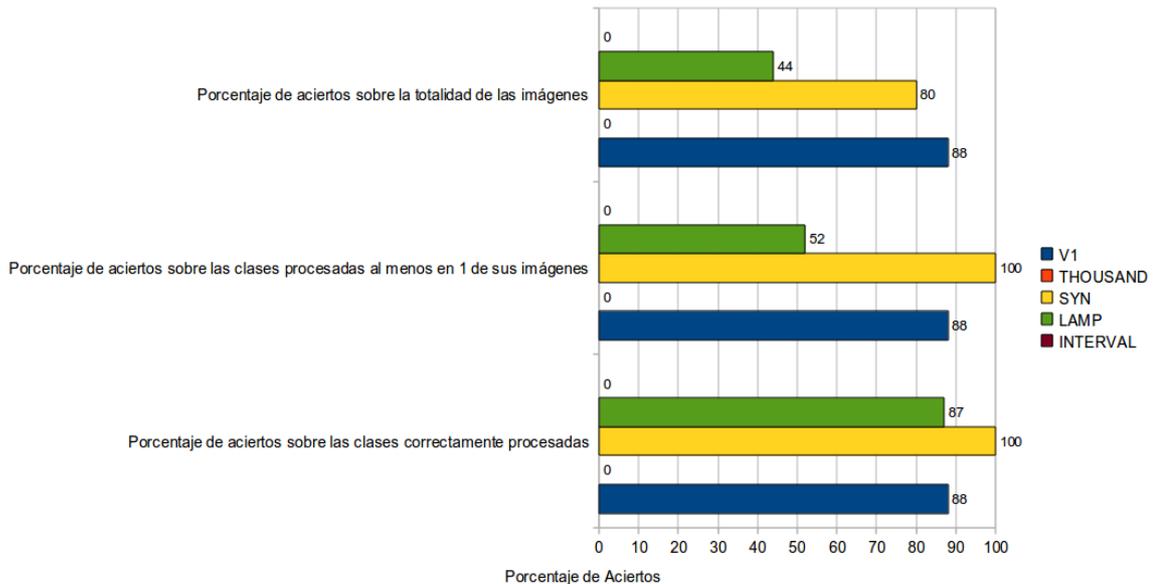
Para el Algoritmo 3 [LI2002], se utilizaron sólo 25 imágenes debido a que los tiempos logrados fueron demasiado extensos.

Procesamiento de Imágenes



Se observa que las bases *Syn* y *V1* presentan los mejores resultados respecto del procesamiento de imágenes, donde *V1* logra procesar el 100% de ellas.

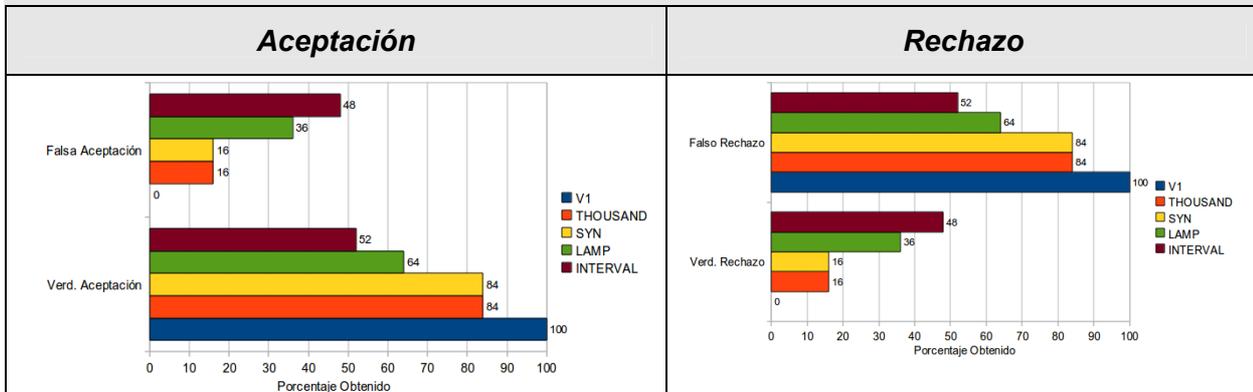
Resultados Identificación



Para este algoritmo, *Syn* y *V1* presentan los mejores resultados. *Syn* logra una efectividad absoluta en la identificación. Sin embargo, se debe recordar que la

cantidad de imágenes procesadas es menor que en el resto de los algoritmos. Con las bases *Thousand* e *Interval*, el algoritmo presenta valores desafortunados.

Resultados Verificación



Los resultados de verificación, muestran que con las bases de imágenes *V1* y *Syn* los resultados de la aceptación son los mejores para este algoritmo. Para el rechazo, los mejores resultados se obtienen con la base *Interval*, pero el procesamiento de las imágenes y los resultados de identificación no son coherentes con estos.

6.5 Comparación de los resultados obtenidos de los tres algoritmos

La Tabla 6.2 muestra los resultados numéricos de los tres algoritmos implementados, permitiendo comparar su eficacia en el modo de identificación y verificación.

En la comparación de las pruebas de los tres algoritmos, se observa que en la identificación, con las bases *V1* y *Syn*, se obtienen resultados cercanos al ideal para las personas correctamente procesadas. Resultados similares se observan en las personas procesadas al menos en una de sus imágenes.

Según los resultados obtenidos en la verificación, el Algoritmo 3 es el que arroja mejores resultados de aceptación (se debe recordar que este algoritmo sólo trabaja con 25 personas diferentes). El primer y segundo algoritmo, muestran los mejores resultados para la mayoría de las bases de imágenes en el rechazo. Sin embargo se debe tener en cuenta que para algunas bases de imágenes, el procesamiento de las mismas no fue el esperado.

Prueba	Base / Algoritmo	1	2	3	Información
Identificación	V1	90	90	88	Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes
	Thousand	0	0	0	
	Syn	57	63	80	
	Lamp	30	49	44	
	Interval	40	0	0	
	V1	91	82	88	Porcentaje de aciertos sobre las personas procesadas al menos 1 de sus imágenes
	Thousand	0	0	0	
	Syn	91	70	100	
	Lamp	40	52	52	
	Interval	50	0	0	
	V1	94	92	88	Porcentaje aciertos sobre personas correctamente procesadas
	Thousand	0	0	0	
	Syn	95	87	100	
	Lamp	51	76	87	
	Interval	55	0	0	
Verificación	V1	77	23	100	Aceptación
	Thousand	0	5	84	
	Syn	61	40	84	
	Lamp	47	22	64	
	Interval	46	37	52	
	V1	87	23	0	Rechazo
	Thousand	0	100	16	
	Syn	91	99	16	
	Lamp	86	100	36	
	Interval	97	59	48	

Tabla 6.2 - Resultados numéricos de los tres algoritmos implementados

La Tabla 6.3 muestra una comparación de los tres algoritmos según las características de las imágenes utilizadas en la prueba. En este caso, se define el número del algoritmo que mejores resultados obtuvo de acuerdo a las características de las imágenes que se utilizaron.

Se observa que el Algoritmo 1 y 2 presentan mejores resultados ante las distintas características de las imágenes en las pruebas de identificación; mientras que para las pruebas de verificación, el algoritmo que mejor resultados obtiene, es el Algoritmo 3.

Se debe tener en cuenta que para el Algoritmo 3 sólo se utilizaron 25 personas para la prueba; mientras que en los restantes algoritmos se utilizaron 100 personas. Esto incide en los porcentajes obtenidos y por lo tanto en la elección del algoritmo más adecuado según la característica de las imágenes.

Información / Característica de la imagen	Mayor Porcentaje de personas correctamente procesadas	Mayor Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes	Mayor Porcentaje de aciertos sobre las personas procesadas al menos 1 de sus imágenes	Mayor Porcentaje aciertos sobre personas correctamente procesadas	Mejor resultado en Aceptación	Mejor resultado en Rechazo
Preprocesada	1	1 ó 2	1	1	3	1
Puntos Luminosos	3	3	3	3	3	3
Matriz Iluminación	1 ó 2	1	1	1	1	1
Anteojos y Reflexiones	3	*	*	*	*	*
Deformidad	1	1 ó 2	1	1	3	2
Borrosidad	1	1 ó 2	1	1	3	2
Rotación	1	1 ó 2	1	1	3	2
Centro pupila distinto al centro imagen	1 ó 2	2	1	1	3	2
Alta definición	1 ó 2	2	2	3	3	2
320 x 280 (.bmp)	1	1 ó 2	1	1	3	1
640 x 480 (.jpg)	3	3	3	3	3	3
320 x 280 (.jpg)	3	3	3	3	3	3

Tabla 6.3 - Comparación de los tres algoritmos según las características de las imágenes utilizadas en la prueba. * No se obtuvieron resultados que permitan determinar el mejor algoritmo.

Conclusión

La conclusión final de estas pruebas es que el correcto procesamiento de las imágenes es una etapa fundamental; debido a que las etapas de normalización, extracción y codificación dependen de ella para la obtención de resultados óptimos en la identificación.

Esto se evidencia en el Algoritmo 1, que utilizando la base de imágenes *Thousand*, arrojó un valor de errores cercano al 100% en el procesamiento de las imágenes; lo que generó como consecuencia, el bajo porcentaje obtenido en las pruebas de identificación y verificación.

Sin embargo, en la comparación de los algoritmos para las bases *V1* y *Syn*; los resultados de los aciertos sobre las personas correctamente procesadas muestran valores similares cercanos a lo óptimo.

En cuanto a la verificación, se observan grandes discrepancias independientemente de la base de imágenes utilizada.

Debido a lo explicado anteriormente, se genera la necesidad de adaptar los algoritmos realizando las mejoras necesarias sobre la implementación de cada uno; para cada una las bases utilizadas.

Capítulo 7

Mejoras Realizadas a los Algoritmos Implementados

Capítulo 7 - Mejoras Realizadas a los Algoritmos Implementados

7.1 Introducción

De acuerdo a lo concluido en el capítulo anterior, se observa que la etapa de preprocesamiento de imágenes (segmentación, normalización y mejora), es fundamental para la obtención de buenos resultados. Es por esto que se genera la necesidad de realizar cambios en esta fase, para cada una de las bases de imágenes empleadas.

Los cambios introducidos se aplicaron gradualmente, primero introduciendo modificaciones en los parámetros de las instrucciones utilizadas en la implementación, y luego haciendo un examen exhaustivo del preprocesamiento de la imagen. Esto derivó en el reemplazo o mejora de los métodos utilizados.

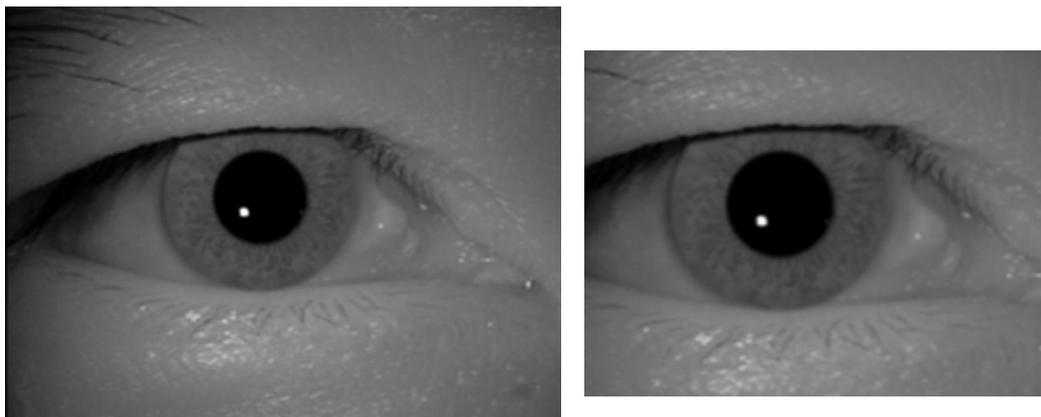
7.2 Mejoras realizadas

A continuación se describen los cambios que fueron introducidos en los algoritmos para las bases de imágenes mencionadas en el capítulo anterior.

7.2.1 Preprocesamiento

En la fase de preprocesamiento, se realizaron las siguientes modificaciones:

- a) *Recorte de la imagen*: la imagen es recortada desde los cuatro bordes hacia el centro, esto es necesario para trabajar sólo con los objetos de interés. Este método permite reducir la cantidad de objetos innecesarios, como ser: cejas, párpados, zonas oscuras de la imagen, etc., como puede visualizarse en la Figura 7.1.



(a)

(b)

Figura 7.1 - (a) Imagen Original, (b) Imagen recortada.

- b) *Ajuste de luminosidad*: la luminosidad de la imagen es ajustada para resaltar las características que interesan en la etapa de segmentación, de esta manera se obtiene mejor contraste entre la pupila y el resto de la imagen, como puede visualizarse en la Figura 7.2.

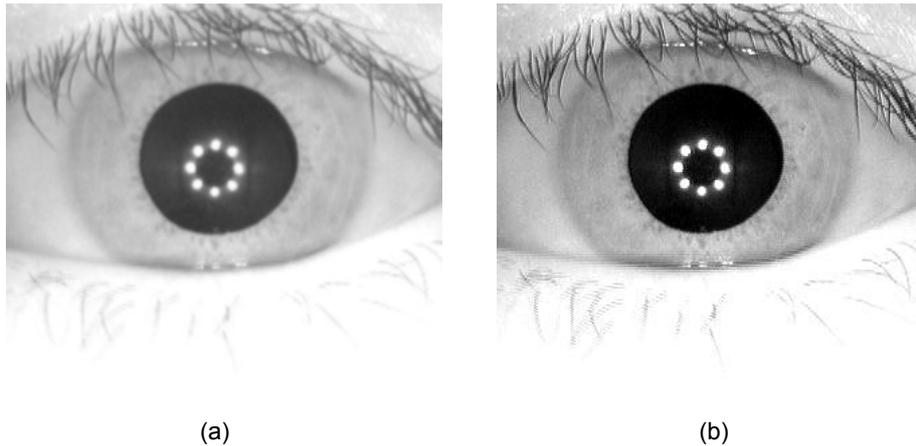


Figura 7.2 - (a) Imagen original, (b) Imagen ajustada.

- c) *Eliminación de puntos luminosos*: debido a que los puntos luminosos de la imagen original, deforman la imagen binarizada de la pupila y no es posible detectarla correctamente utilizando el método descrito en [XIA2007]; estos puntos son removidos de la imagen erosionando los píxeles que forman dichos objetos. En la Figura 7.3 (b), se visualiza el resultado de esta operación.

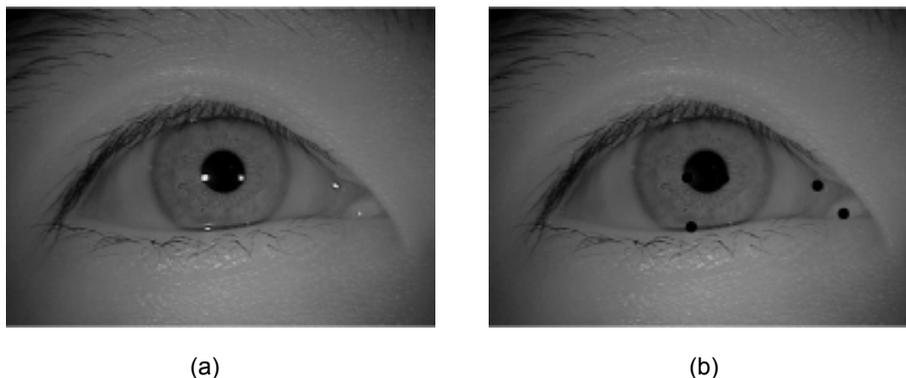


Figura 7.3 - (a) Imagen original, (b) Imagen luego de la eliminación de puntos luminosos.

- d) *Eliminación de objetos innecesarios*: este método no lograba la eliminación de algunos de objetos, que luego eran procesados como parte de la pupila, y que no permitían su correcta determinación. A partir de esto se decide aumentar el área de exclusión; lo cual, logra suprimir estos objetos de la imagen y permite detectar la pupila de manera exacta. Esto puede visualizarse en la Figura 7.4.

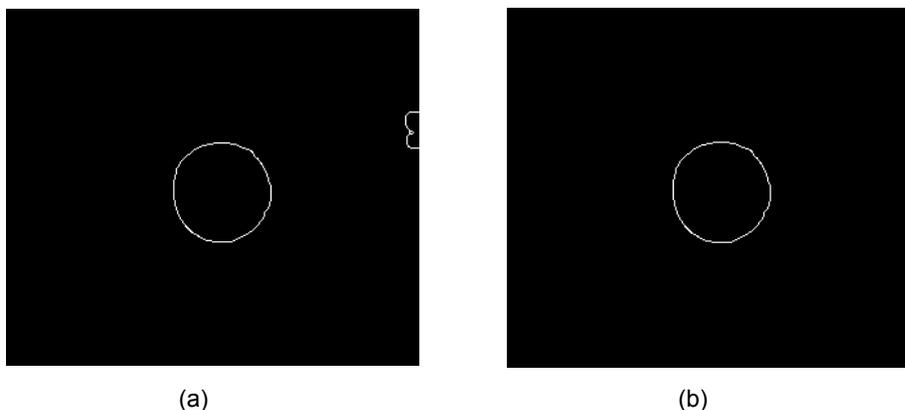


Figura 7.4 - (a) Imagen con objetos innecesarios, (b) Imagen sin objetos innecesarios.

- e) *Centro de la pupila*: de acuerdo a [XIA2007] el punto de corte de las rectas $L1$ y $L2$ (Figura 5.4 (b)) no se define necesariamente en el centro de la pupila. Esto no permite la correcta identificación del radio de la misma, ya que se estima de acuerdo a las distancias obtenidas con el borde. Por no estar en el centro, la estimación no es siempre correcta y esto puede visualizarse en la Figura 7.5. Esta dificultad se resuelve si se invierte la imagen binarizada; así se logra una imagen con un único elemento (disco, Figura 7.5 (c)), del cual se pueden obtener los puntos que la conforman. De esta manera, se consiguen dos arreglos que contienen las coordenadas que forman el disco. De estos arreglos se obtiene el valor medio para cada coordenada y de esa forma puede hallarse el centro de la pupila. A partir de allí se obtiene el radio de la pupila, logrando mejores resultados como puede visualizarse en la Figura 7.6.

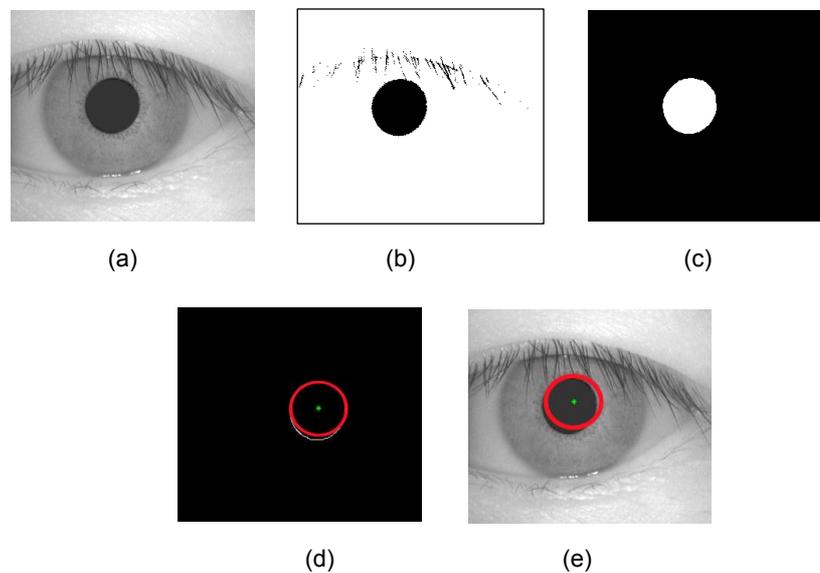


Figura 7.5 - (a) Imagen original, (b) Imagen binarizada, (c) Binarización invertida, (d) Pupila hallada de la imagen c, (e) Resultado obtenido

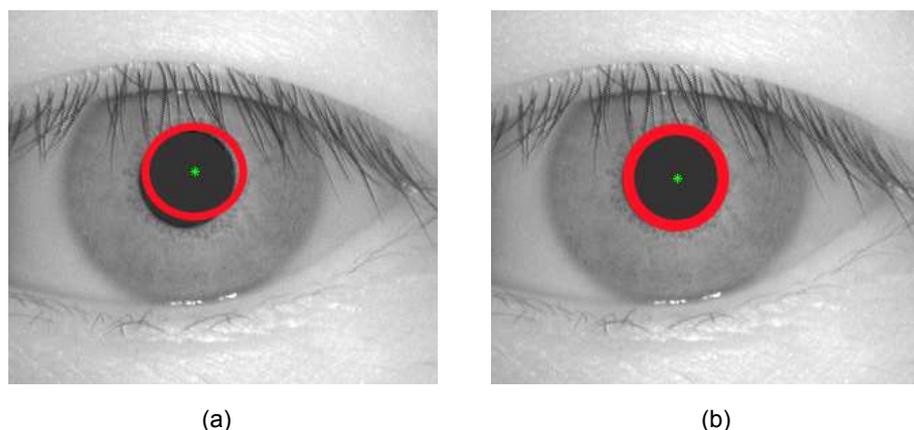


Figura 7.6 - (a) Resultado algoritmo original, (b) Resultado algoritmo mejorado.

- f) *Detección del centro y radio de la pupila*: en la detección del centro y radio de la pupila se trabaja de manera diferente respecto al documento original [XIA2007]. Considerando que la pupila no siempre se puede encontrar en el centro de la imagen, es posible que por este motivo no se pueda conseguir

una buena representación a partir de la dilatación y la erosión del objeto que la conforma. Primero se detecta el punto inferior del borde de la pupila (este se localiza buscando el punto inferior de la imagen, como puede visualizarse en la Figura 7.7); esto permite, a partir de allí, comenzar a buscar los puntos de corte con el borde hallado (a izquierda y derecha), para encontrar la máxima distancia entre estos, y obtener una mejor representación del radio de la pupila.

Debido a que se eliminaron los puntos luminosos, se logra un mejor resultado al obtener esta distancia. Una vez hallado el radio de la pupila, es necesario aplicar la transformada de Hough (se detalla en Capítulo 2 sección 2.7.3.2), para la detección del centro de la misma. El resultado se visualiza en la Figura 7.8.

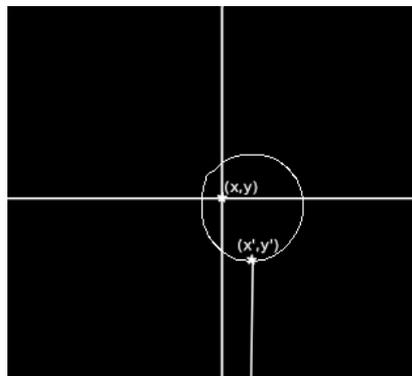


Figura 7.7 - Localización del punto inferior de la imagen

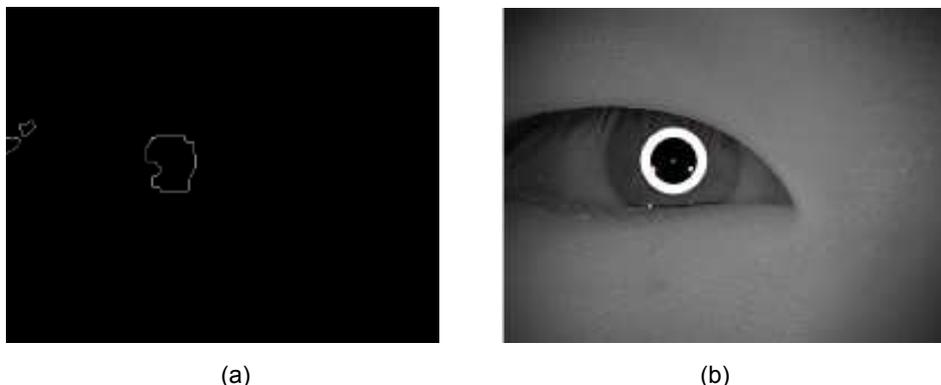


Figura 7.8 - (a) Imagen binarizada luego de aplicarle la detección de bordes. (b) Resultado de la mejora introducida en la detección del centro y radio de la pupila.

- g) *Detección del iris*: para la detección del iris, no se utiliza la transformada de Hough, para la cual es necesario tener conocimiento previo del radio del mismo (este es supuesto de antemano y no siempre es correcto). Por este motivo, se decide utilizar la implementación propuesta por el Algoritmo 2 [DON2007], debido a que los resultados obtenidos con este método, fueron mejores en comparación a los resultados del Algoritmo 1, ambos explicados en el Capítulo 5 sección 5.3.1.1 e.
- h) *Redimensión de la imagen normalizada*: se redimensiona la imagen resultante de la normalización a un tamaño común para todas las imágenes;

esto permite realizar la extracción de características sobre imágenes con las mismas dimensiones.

- i) *Interpolación bilineal*: en el Algoritmo 2, esta interpolación se realiza durante la etapa de normalización. De esta manera es posible obtener una imagen que permita destacar sus características; es por esto que, mediante resultados empíricos, se observa que luego de realizar la etapa de normalización es conveniente realizar la interpolación bilineal para resaltar apropiadamente las características de la imagen.
- j) *Ventana de Hanning sin solapamiento*: se evita el solapamiento de las ventanas, de manera que se procese con mayor velocidad la imagen normalizada.
- k) *Aplicación del filtro de Gabor en una única imagen*: en el algoritmo original, luego de realizar la normalización, se aplica el filtro de Gabor a las 5 rotaciones que se proponen en [L12002]; esto incide drásticamente en los tiempos de ejecución del algoritmo. Por este motivo se decide aplicar por única vez el filtro de Gabor a la imagen original normalizada, sin tener en cuenta las rotaciones.

7.2.2 Extracción y Codificación de características

En la fase de extracción y en la de codificación, se realizaron las siguientes modificaciones:

- a) *Transformada de Fourier*: solo se trabaja con la imagen original normalizada, se realiza la transformada de Fourier sobre la imagen y se traslada al centro de coordenadas.
- b) *Cambios en los parámetros de la extracción*: de acuerdo al conocimiento empírico, se introdujeron cambios en los parámetros del operador de extracción de características provisto por la *toolbox* de Matlab [YAWTb].
- c) *Mejora del proceso de codificación*: mediante instrucciones provistas por el entorno de desarrollo MATLAB, se mejora el tiempo del proceso de codificación.

7.3 Tabla resumen de modificaciones realizadas

La Tabla 7.1 indica los cambios efectuados sobre el Algoritmo 1 (1), Algoritmo 2 (2) y Algoritmo 3 (3), para cada una de las bases de imágenes seleccionadas.

Bases / Mejora	V1	Thousand	Syn	Lamp	Interval
Recorte de la Imagen	-	2	1 – 2 – 3	2 – 3	2
Ajuste de luminosidad	-	-	-	-	1
Eliminación de puntos luminosos	-	1 – 2	2	2 – 3	1 – 2 – 3
Eliminación de objetos innecesarios	1	3	-	-	-
Centro de la Pupila	1 – 2	2 – 3	2	2	2
Detección del centro y radio de la pupila	-	1	1	1	1
Detección del iris	-	1	1	1	-
Redimensión de la imagen normalizada	1 – 2 – 3	1 – 2 – 3	1 – 2 – 3	1 – 2 – 3	1 – 2 – 3
Interpolación bilineal	2	2	2	2	2
Ventana de Hanning sin solapamiento	2	2	2	2	2
Aplicación del filtro de Gabor en una única imagen	3	3	3	3	3
Transformada de Fourier	3	3	3	3	3
Cambios en los parámetros de la extracción	1	1	1	1	-
Mejora del proceso de codificación	3	3	3	3	3

Tabla 7.1 - Cambios efectuados en los algoritmos

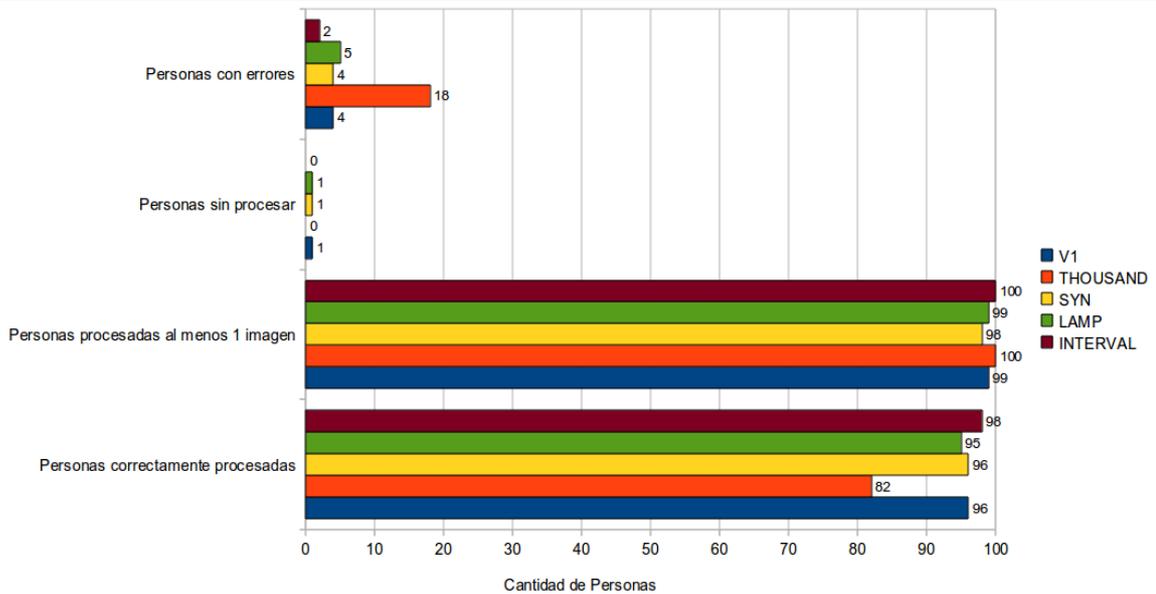
7.4 Comparación de los resultados de las mejoras realizadas

Se presentan los resultados obtenidos para las mejoras de cada algoritmo sobre las diferentes bases de imágenes.

Como se indicó en el capítulo anterior, la comparación se divide en tres secciones: procesamiento de imágenes, identificación y verificación.

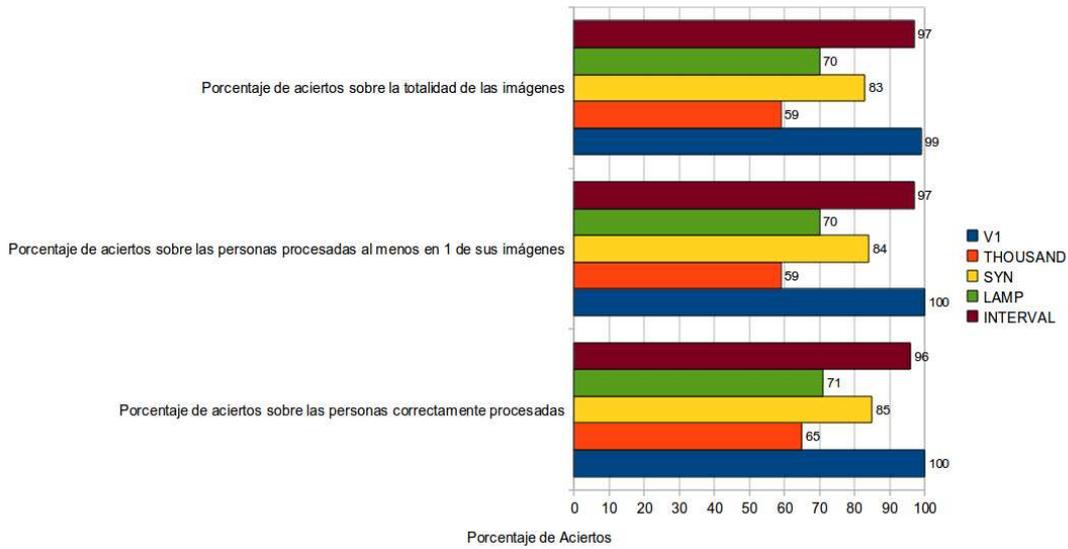
7.4.1 Algoritmo 1: *Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition*

Procesamiento de Imágenes



Se observa que las modificaciones introducidas arrojan mejores resultados para la mayoría de las bases de imágenes, que en la implementación original.

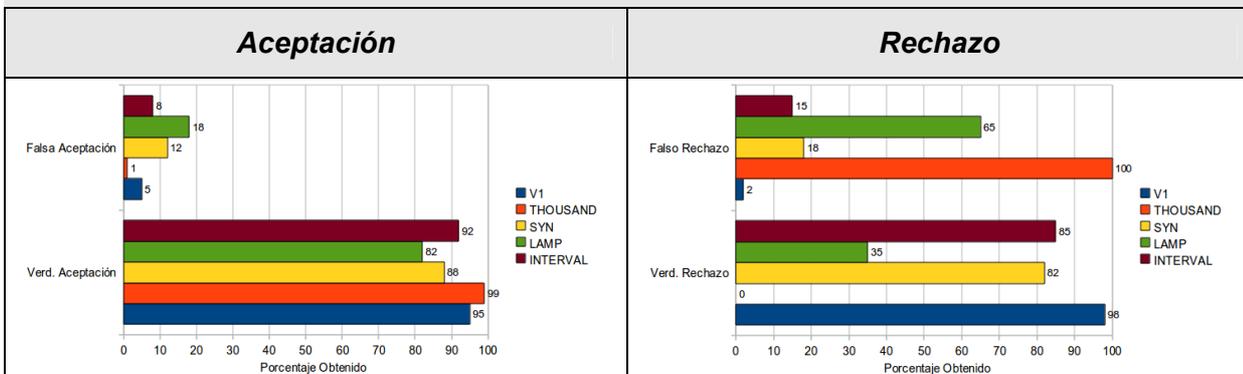
Resultados Identificación



Se observa que para las bases de imágenes *V1* e *Interval* las mejoras introducidas generan resultados adecuados.

El resultado más contundente se da para la base *Thousand*, donde a partir de la mejora se obtienen resultados más cercanos a los deseados. No sucede lo mismo con la base *Lamp*, dado que apenas incrementa sus valores.

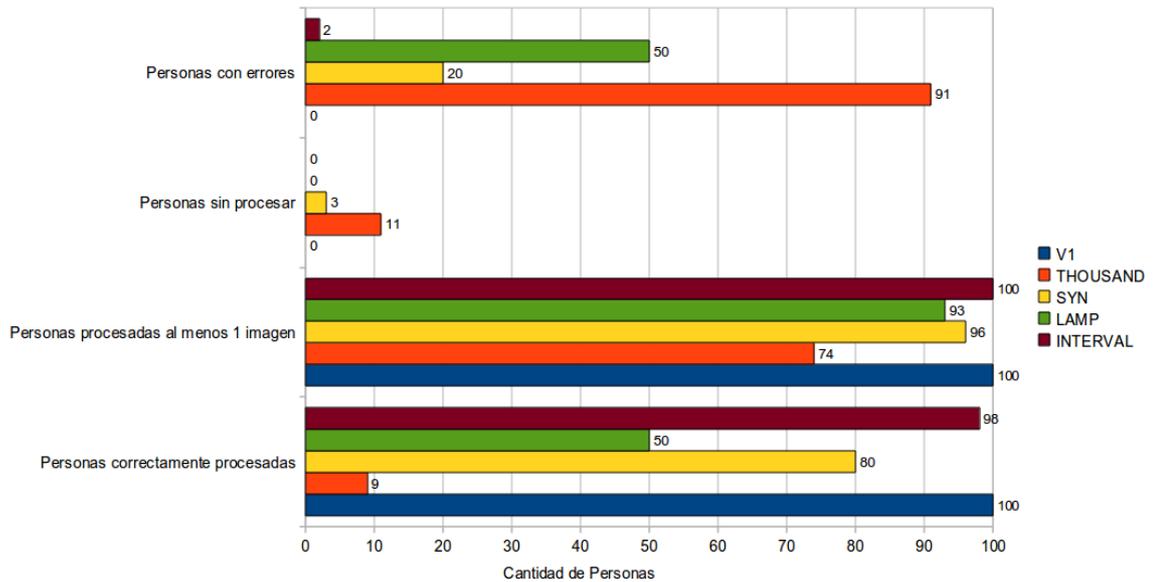
Resultados Verificación



En la aceptación se observan mejoras contundentes, duplicándose los valores de verdadera aceptación en la mayoría de las bases.

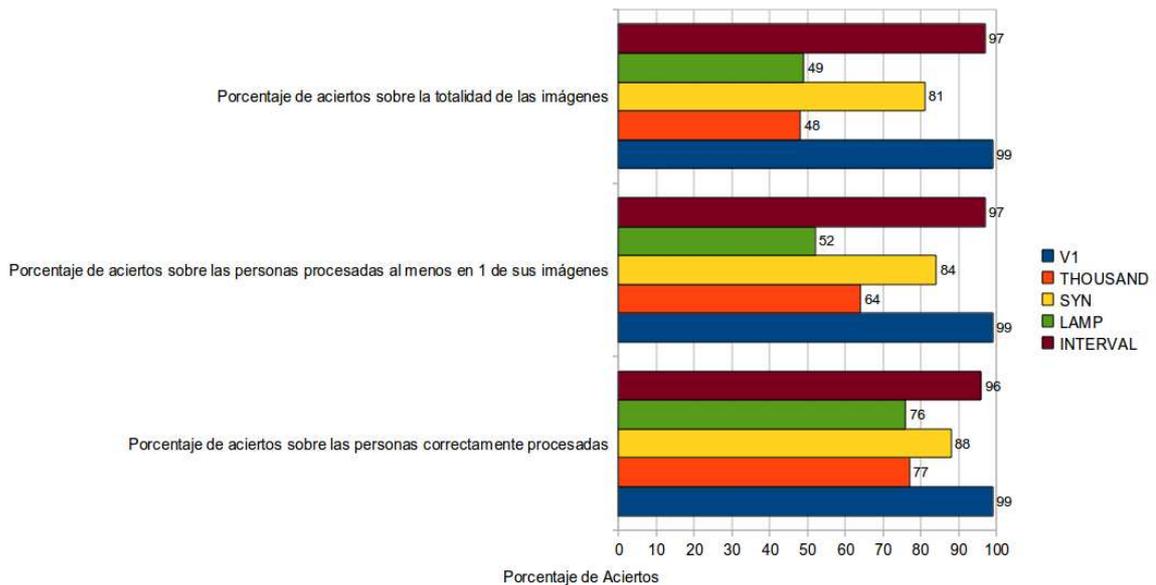
7.4.2 Algoritmo 2: *DCT-Based Iris Recognition*

Procesamiento de Imágenes



De acuerdo a los cambios que se introdujeron, se observan mejoras significativas en la mayoría de las bases de imágenes; no obstante la base *Thousand* continúa presentando problemas en esta etapa.

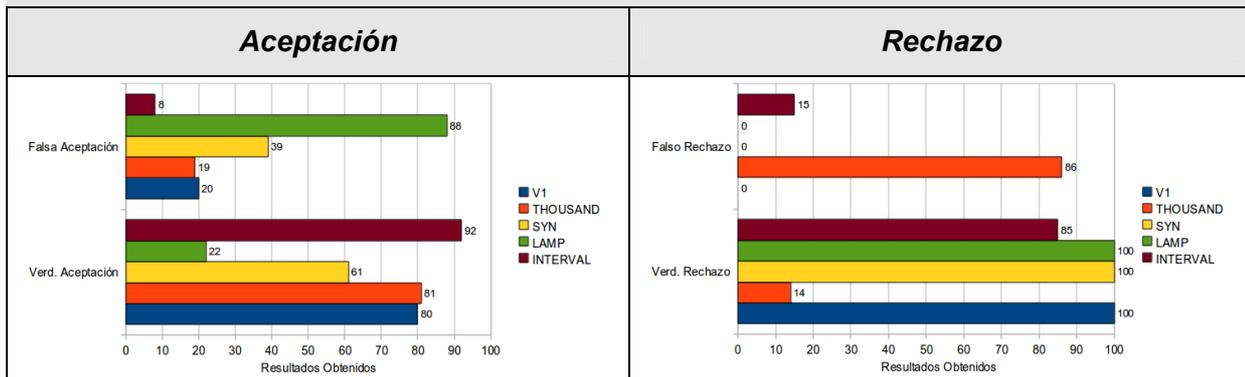
Resultados Identificación



Se observan mejoras en todas las bases de imágenes, aunque no se alcanzan resultados óptimos; las bases *V1*, *Interval* y *Syn* son las que presentan mejores resultados.

Para las bases *Interval* y *Thousand* los cambios introducidos produjeron resultados significativos respecto a los presentados en el capítulo anterior.

Resultados Verificación



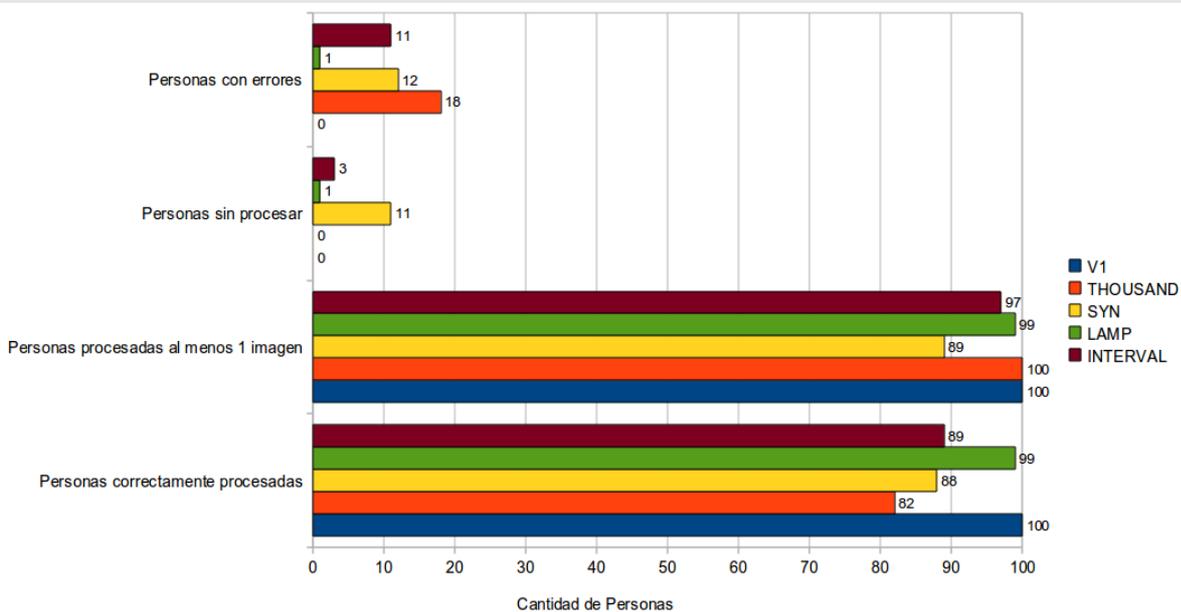
Los resultados de falsa aceptación, disminuyeron en mayor medida, esto incide en la mejora de los resultados de la verdadera aceptación.

Para el rechazo en la base *Thousand*, no se obtuvieron los resultados esperados.

7.4.3 Algoritmo 3: Iris recognition Based on Multichannel Gabor Filtering

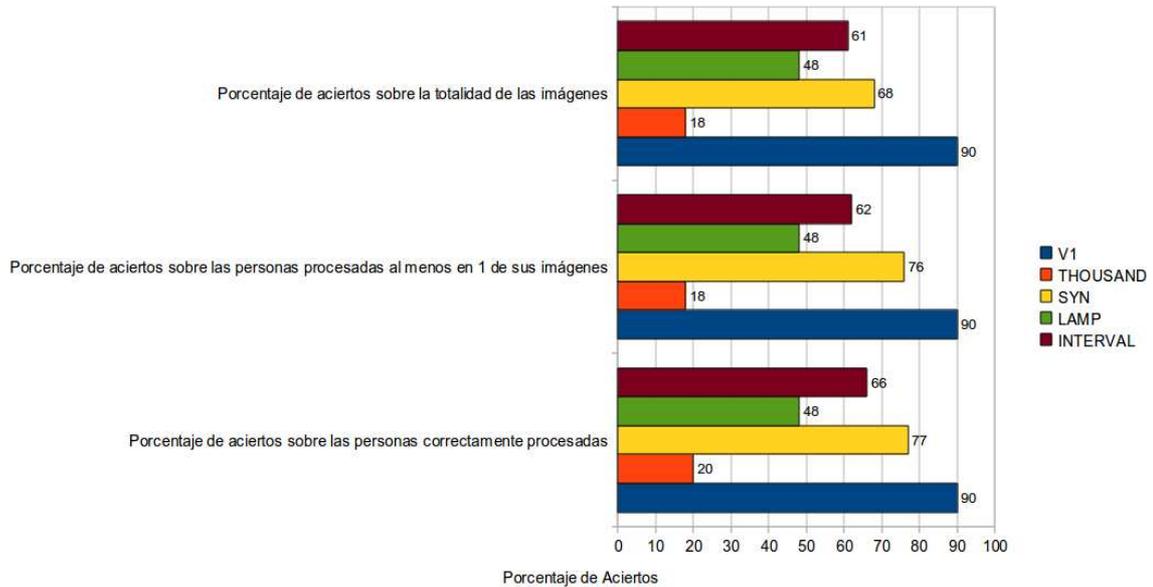
Es importante mencionar que la cantidad de imágenes procesadas es igual a la de los restantes algoritmos.

Procesamiento de Imágenes



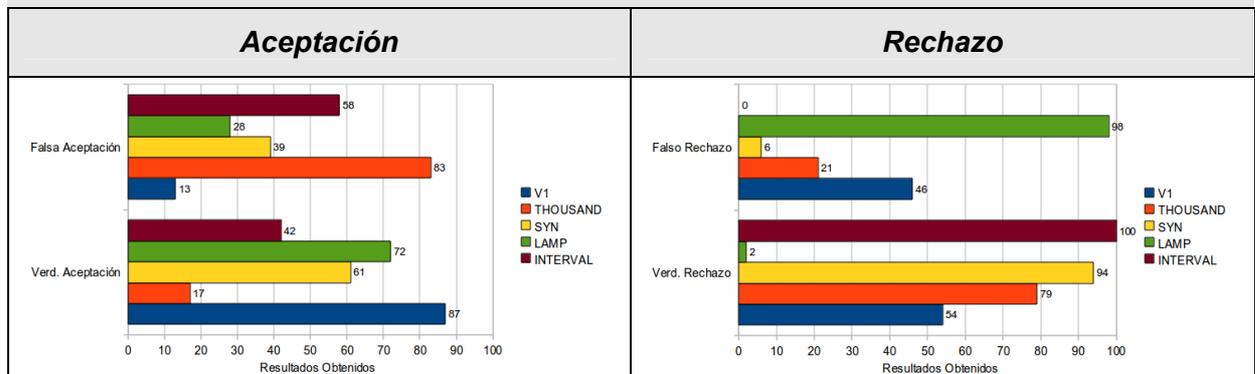
Se observa que para las bases *V1* y *Thousand* la cantidad de personas sin procesar es nula, y para el resto de las bases de imágenes esta cantidad es mínima. Esto permite que se obtengan resultados cercanos a lo deseado para la mayoría de las bases de imágenes.

Resultados Identificación



Se observan mejoras significativas para las bases de imágenes *Interval* y *Thousand*. Los mejores resultados se obtuvieron para las bases *V1*, *Syn* e *Interval*.

Resultados Verificación



Los resultados de rechazo muestran mejoras significativas para la mayoría de las bases; no así para el caso de la base de imágenes *Lamp*.

En el caso de la aceptación se observan resultados correctos para las bases de imágenes *V1* y *Lamp*.

7.5 Comparación de los resultados obtenidos de los tres algoritmos con las mejoras realizadas

En la Tabla 7.2 se muestran los resultados numéricos obtenidos de las mejoras que se realizaron para cada algoritmo con las distintas bases de imágenes.

Se puede observar que los cambios introducidos en cada algoritmo, permiten mejorar significativamente los resultados de forma general, tanto para el modo de identificación como el de verificación.

Las bases de imágenes *V1*, *Syn* e *Interval* presentan los resultados más cercanos a los óptimos en los primeros dos algoritmos; esto indica que la etapa de procesamiento de imágenes resulta ser de máxima importancia para la obtención de resultados consistentes.

En particular los resultados obtenidos para la identificación y la verificación resultaron ser mejores utilizando el Algoritmo 1 para la mayoría de las bases.

Prueba	Base / Algoritmo	1	2	3	Información
Identificación	V1	99	99	90	Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes
	Thousand	59	45	18	
	Syn	83	81	68	
	Lamp	70	49	48	
	Interval	97	97	61	
	V1	100	99	90	Porcentaje de aciertos sobre las personas procesadas al menos 1 de sus imágenes
	Thousand	59	64	18	
	Syn	84	84	76	
	Lamp	70	52	48	
	Interval	97	97	62	
	V1	100	99	90	Porcentaje aciertos sobre personas correctamente procesadas
	Thousand	65	77	20	
	Syn	85	88	77	
	Lamp	71	76	45	
	Interval	96	96	66	
Verificación	V1	95	80	87	Aceptación
	Thousand	99	81	17	
	Syn	85	61	61	
	Lamp	82	22	72	
	Interval	92	92	42	
	V1	92	100	54	Rechazo
	Thousand	0	14	79	
	Syn	82	100	94	
	Lamp	35	100	2	
	Interval	85	85	100	

Tabla 7.2 - Resultados numéricos de los tres algoritmos implementados

La Tabla 7.3 muestra la diferencia de porcentajes en las mejoras respecto de los algoritmos originales.

Prueba	Base / Algoritmo	1	2	3	Información
Identificación	V1	9	9	2	Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes
	Thousand	59	45	18	
	Syn	26	18	12	
	Lamp	40	0	4	
	Interval	57	97	61	
	V1	9	7	2	Porcentaje de aciertos sobre las personas procesadas al menos 1 de sus imágenes
	Thousand	59	64	18	
	Syn	-7	14	-24	
	Lamp	30	0	-4	
	Interval	47	97	62	
	V1	6	7	2	Porcentaje aciertos sobre personas correctamente procesadas
	Thousand	65	77	20	
	Syn	-10	1	-23	
	Lamp	21	0	-42	
	Interval	41	96	66	
Verificación	V1	18	57	-13	Aceptación
	Thousand	99	76	-67	
	Syn	24	21	-23	
	Lamp	35	0	8	
	Interval	46	55	-10	
	V1	5	77	54	Rechazo
	Thousand	0	-86	63	
	Syn	-9	1	78	
	Lamp	-51	0	-34	
	Interval	-12	26	52	

Tabla 7.3 – Porcentaje de mejora de los algoritmos.

La tabla 7.4 muestra una comparación de los tres algoritmos según las características de las imágenes utilizadas en la prueba. En este caso, se define el número del algoritmo que mejores resultados obtuvo de acuerdo a las características de las imágenes que se utilizaron.

En base a las diversidades de características de las imágenes, el Algoritmo 1 resulta ser el más conveniente, debido a que arroja mejores resultados para la identificación.

En cuanto a la verificación se observan resultados dispares, dado que el Algoritmo 1 se adapta mejor para el modo de aceptación, mientras que el Algoritmo 2 lo hace para el modo de rechazo.

Se muestran los resultados para el Algoritmo 1 (1), Algoritmo 2 (2) y Algoritmo 3 (3).

Información / Característica de la imagen	Mayor Porcentaje de personas correctamente procesadas	Mayor Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes	Mayor Porcentaje de aciertos sobre las personas procesadas al menos 1 de sus imágenes	Mayor Porcentaje aciertos sobre personas correctamente procesadas	Mejor resultado en Aceptación	Mejor resultado en Rechazo
Preprocesada	1	1	1	2	1	2
Puntos Luminosos	1	1	2	1	1	2
Matriz Iluminación	1 ó 2	1 ó 2	1 ó 2	1 ó 2	1 ó 2	1 ó 2
Anteojos y Reflexiones	1	1	2	2	1	2
Deformidad	1	1	1 ó 2	2	1	2
Borrosidad	1	1	1 ó 2	2	1	2
Rotación	1	1	1 ó 2	2	1	2
Centro pupila distinto al centro imagen	1	1	2	1	1	2
Alta definición	3	1	1	2	1	2
320 x 280 (.bmp)	2 ó 3	1 ó 2	1	1	1	2
640 x 480 (.jpg)	1	1	1	2	1	2
320 x 280 (.jpg)	1 ó 2	1 ó 2	1 ó 2	1 ó 2	1 ó 2	3

Tabla 7.4 - Comparación de los tres algoritmos según las características de las imágenes utilizadas en la prueba.

Conclusión

De acuerdo al análisis realizado de los porcentajes alcanzados y el grado de adaptación de los algoritmos respecto de las características de las imágenes, se concluye que el Algoritmo 1 presenta las mejores cualidades para considerarlo como base para la implementación de un sistema de reconocimiento biométrico. De todas maneras, no se deben dejar de tener en cuenta algunas características que presenta el Algoritmo 2 referidas al procesamiento de las imágenes.

Capítulo 8

Mejora General

Capítulo 8 - Mejora General

8.1 Introducción

En este capítulo, se describe la implementación de un algoritmo de reconocimiento biométrico, el cual utiliza los métodos descritos en capítulos anteriores para realizar pruebas sobre una base de imágenes completa y mediante esta, desarrollar un análisis más cercano a la realidad de los ambientes de seguridad, como las instituciones penitenciarias.

8.2 Elección del algoritmo base a utilizar

La elección del algoritmo base a utilizar en esta implementación final se basó en diferentes valoraciones, referidas a:

8.2.1 Procesamiento de imágenes

Se decide trabajar en un algoritmo que permita la utilización de los métodos en los cuales se obtuvieron mejoras consistentes respecto de los algoritmos originales. Como puede observarse en la Tabla 7.4 (Capítulo 7), el Algoritmo 1 y el Algoritmo 2 presentan los mejores resultados para el procesamiento de imágenes, como así también para la identificación, de acuerdo a las diferentes características de las imágenes. Por este motivo, tanto el Algoritmo 1 como el Algoritmo 2 se considerarán como algoritmos base para el desarrollo de un algoritmo final.

8.2.2 Resultados obtenidos en la identificación.

La Tabla 7.4 (Capítulo 7), muestra claramente que el Algoritmo 1 presenta los resultados más adecuados para la identificación, en cuanto a la diversidad de características y respecto del procesamiento de imágenes. En cuanto al Algoritmo 2, se observan resultados que también resultan ser relevantes en este sentido.

8.2.3 Resultados obtenidos en la verificación.

El Algoritmo 1 muestra los mejores resultados para la prueba de aceptación y, el Algoritmo 2 lo hace para las pruebas de rechazo.

Basados en las valoraciones anteriores, se concluye que la opción más adecuada para el desarrollo del algoritmo final es la integración del Algoritmo 1 con diferentes cualidades provistas por el Algoritmo 2.

8.3 Elección de la base de imágenes a utilizar

La base de imágenes elegida para realizar las pruebas del algoritmo final, es la base *Syn* [NCASIAV42011]. Esta base fue elegida debido a la cantidad de imágenes que contiene (1.000 personas, cada una con 10 imágenes) y las características que presentan las mismas, entre las que se pueden mencionar: deformación, borrosidad, rotación, puntos luminosos y en formato JPG, lo que implica una pérdida de calidad. Además, esto permite simular intentos de fraude, como se espera que suceda en el ámbito que se desea utilizar. Por todo esto, la calidad de estas imágenes presenta un desafío para la implementación del algoritmo final.

Otras de las características a destacar de las imágenes utilizadas, son: el tamaño en disco promedio de cada imagen es de 20 Kbytes, y el tamaño en disco de la base de imágenes en su totalidad es de 192 Mbytes, lo que la hace una base de imágenes económica de mantener.

Otra ventaja en el uso de la base de imágenes *Syn* es que el dispositivo que se utiliza para la captura es de fabricación casera, a diferencia de la bases de imágenes *Lamp* y *Thousand*, cuyo dispositivo de captura es de un costo superior.

8.4 Descripción del Algoritmo

A continuación se detallan los métodos utilizados en esta implementación final.

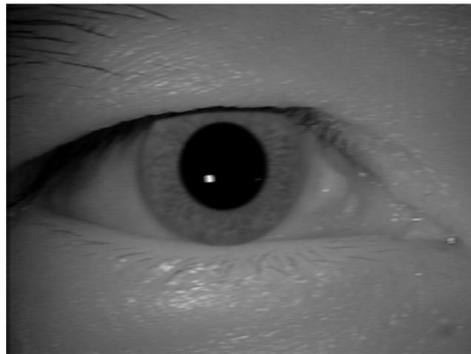


Figura 8.1 - Imagen Original

8.4.1 Preprocesamiento

8.4.1.1 Segmentación

Se obtienen los límites del iris, tanto interior, como exterior, considerándolos como círculos concéntricos. Para llevar a cabo la segmentación es necesario realizar las etapas que se describen a continuación:

- a) *Reducción de la imagen*: la imagen es recortada desde los cuatro bordes hacia el centro, como se visualiza en la Figura 8.2. Esto es necesario para trabajar sólo con los objetos de interés. Este método permite, que la cantidad de objetos innecesarios sea reducida, como ser: cejas, parpados, zonas oscuras de la imagen, entre otros. En este caso, la imagen resultante es de un tamaño de 420 x 500 píxeles (Capítulo 7 sección 7.2.1 a).

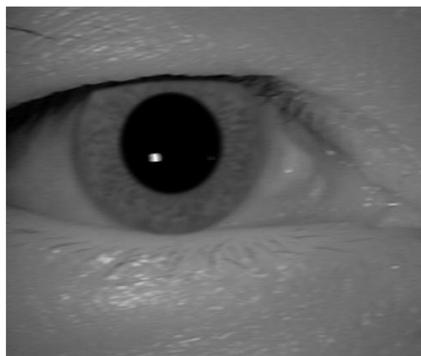


Figura 8.2 - Imagen reducida

- b) *Eliminación de puntos luminosos*: debido a que los puntos luminosos de la imagen original deforman la imagen binarizada de la pupila, y esto dificulta detectarla correctamente, son removidos de la imagen erosionando los píxeles que forman dichos objetos, como puede visualizarse en la Figura 8.3. El área en que se aplica la erosión para cada punto luminoso es de 4 x 4 píxeles de acuerdo a conocimiento previo (Capítulo 7 sección 7.2.1 c).

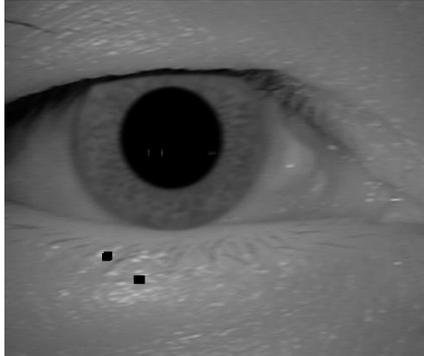


Figura 8.3 - Eliminación de puntos luminosos en la imagen

- c) *Binarización - Erosión y Dilatación*: se realiza la binarización de la imagen conforme un determinado umbral (Figura 8.4 (a)). Luego se aplican las operaciones morfológicas de erosión y dilatación (con operadores de disco) para obtener la imagen donde se excluyan regiones que no necesitan ser procesadas, (especialmente las pestañas y párpados) y se completen aquellas que lo necesitan, como puede visualizarse en la Figura 8.4 (b) y 8.4 (c), respectivamente. El umbral utilizado para la binarización es .06 y las operaciones de dilatación y erosión utilizan un operador de tipo disco con un tamaño de 12 píxeles (Capítulo 5 sección 5.2.1.1.1 a).

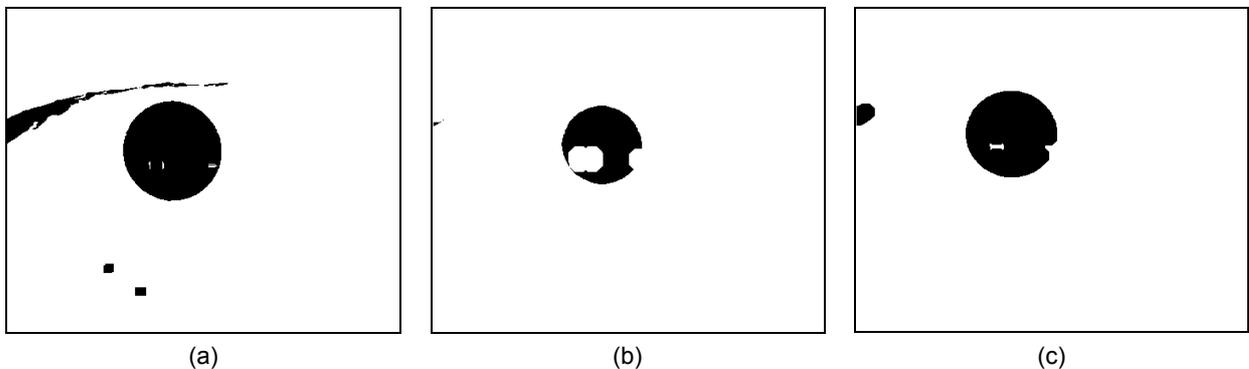


Figura 8.4 - (a) Imagen binarizada, (b) Imagen dilatada, (c) Imagen erosionada

- d) *Detección del borde de la pupila*: Se aplica el operador *Sobel* en dirección vertical y horizontal, para obtener los bordes de la imagen binarizada anteriormente (Figura 8.4 (c)), como puede visualizarse en la Figura 8.5. Esto permite hallar una aproximación al centro y radio de la pupila (Capítulo 5 sección 5.2.1.1.1 c).

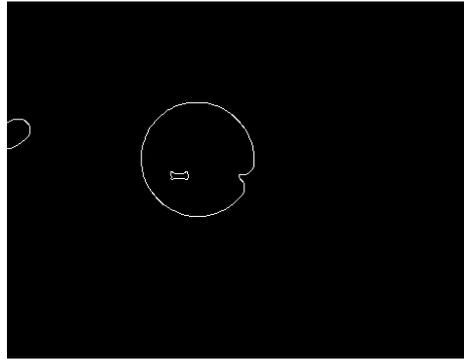


Figura 8.5 - Detección de bordes

- e) *Eliminación de objetos innecesarios*: se utiliza un método de eliminación de objetos conectados por 8 vecinos, cuya área sea menor a $\pi \times r_p$, siendo r_p el radio de la pupila, esto permite la eliminación de objetos innecesarios para una mejor detección de la pupila (Figura 8.6). El parámetro r_p es establecido previamente, según el resultado de las mejoras realizadas sobre los algoritmos que utilizan este método sobre la base *Syn*. Para este caso, el parámetro r_p se establece en 55 píxeles (Capítulo 5 sección 5.2.1.1 d).

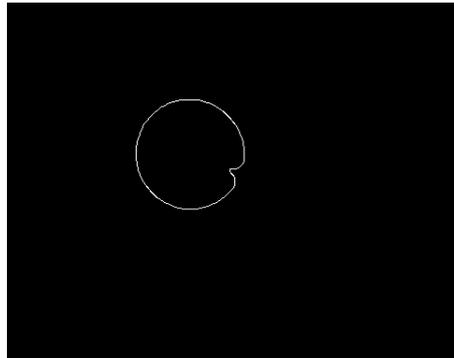


Figura 8.6 - Eliminación de ruido

- f) *Hallar coordenadas y radio de la pupila*:
- I. *Encontrar blanco inferior*: este método se basa en los cambios introducidos en la detección de centro y radio de la pupila, los cuales fueron explicados en el Capítulo 7 sección 7.2.1. En una primera instancia se detecta el punto inferior del borde de la pupila (este se localiza buscando el punto inferior de la imagen binarizada). A partir de allí, se buscan los puntos de corte con el borde hallado (a izquierda y derecha).
Para hallar el punto blanco inferior, se busca entre las columnas 100 y 300 de la imagen (cuya resolución es de 420 x 500 píxeles) todos los puntos blancos. Esto se lleva a cabo de esta manera, pues ya se sabe que la pupila se encuentra entre estas columnas.
Finalmente, de este conjunto, se obtiene el punto cuya fila sea la de mayor valor, es decir que se encuentre visualmente más abajo en la imagen.
 - II. *Encontrar el radio de la pupila*: a partir del punto blanco inferior hallado anteriormente, se buscan 10 puntos de corte (a izquierda y derecha) con el borde obtenido en 8.4.1.1 d, al aplicarse el operador Sobel. Posteriormente, se obtiene la máxima distancia entre estos, y, de esta manera se logra una mejor representación del radio de la pupila (Figura

8.7 (a)). Considerando que se eliminaron los puntos luminosos, es posible obtener un mejor resultado de esta distancia. Para esto se aplica la misma modalidad que en el Algoritmo 1 (Capítulo 5 sección 5.2.1.1 e) para hallar los puntos de corte a izquierda y derecha; en este caso, el parámetro delta es 5.

III. *Encontrar el centro de la pupila:* una vez hallado el radio de la pupila, es necesario aplicar la transformada de Hough (Capítulo 2 sección 2.7.3.2), para la detección del centro de la pupila (Figura 8.7 (a)). La conectividad utilizada es de 8 píxeles (Capítulo 5 sección 5.2.1.1.2 d).

g) *Hallar el radio del iris:* para llevar esto a cabo, se utiliza la implementación propuesta por [DON2007] (Capítulo 5 sección 5.3.1.1 e), debido a que los resultados obtenidos con este método, fueron mejores respecto a los resultados del Algoritmo 1. Se buscan cambios bruscos de niveles de gris hacia izquierda y derecha, para encontrar el radio del iris.

Primero se realiza la ecualización del histograma con 6 niveles para lograr diferencias más significativas entre el iris y el resto de la esclerótica. El valor de luminosidad que determina la existencia de un cambio brusco de gris tiene un valor de 55. El resultado obtenido, puede visualizarse en la Figura 8.7 (b).

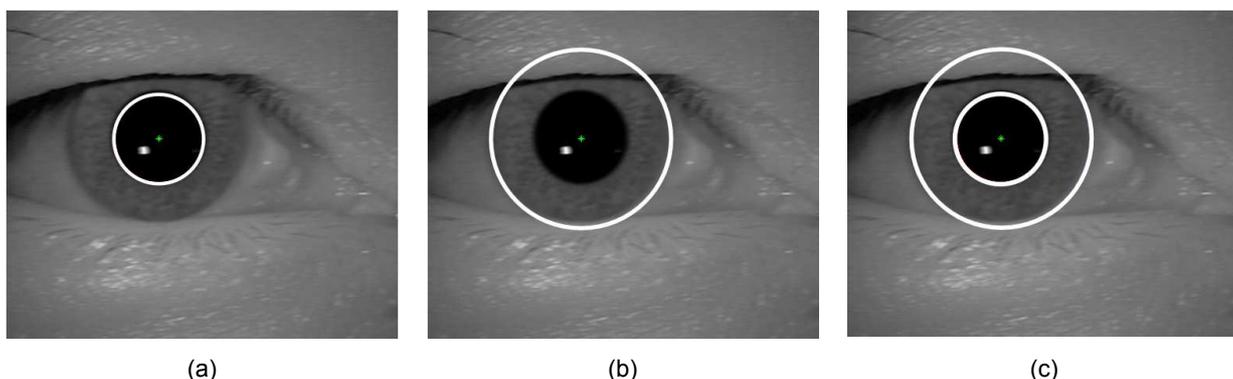


Figura 8.7 - (a) Radio de la Pupila hallado, (b) Radio del Iris hallado, (c) Resultado de la obtención del radio de la pupila e iris

8.4.1.2 Normalización

Transformación a coordenadas polares: luego de obtener el centro y radio de la pupila y del iris (debido a que se los puede considerar concéntricos, aunque no necesariamente lo sean), la región anular obtenida es normalizada (Capítulo 5 sección 5.2.1.2). Esto puede visualizarse en la Figura 8.8.



Figura 8.8 - Imagen normalizada

8.4.1.3 Mejora

Se realizan mejoras sobre la imagen para obtener un mejor detalle de las características del iris. A continuación se detallan las etapas realizadas:

- a) *Ecualización de histograma*: con la imagen normalizada se aplica la ecualización del histograma para generar una imagen con menor ruido, y resaltar sus características (Figura 8.9), conforme lo explicado en el Capítulo 4 sección 4.4.2.



Figura 8.9 - Imagen resultante luego de aplicarse la ecualización de histograma

- b) *Eliminación de iluminación de fondo*: se mejora la imagen de manera que se vean resaltadas las características que hacen al patrón del iris. A la imagen normalizada se las dilata y erosiona con un operador de tipo disco de tamaño 15, esto se resta de la imagen normalizada. A este resultado se le ajusta la iluminación y se obtiene su histograma para luego, ecualizar la imagen normalizada original con el histograma obtenido anteriormente, como puede visualizarse en la Figura 8.10.



Figura 8.10 - Imagen resultante al aplicarse la eliminación de iluminación de fondo

- c) *Interpolación bilineal*: en la normalización, la imagen del iris que es angular, es estirada en un arreglo bidimensional. Debido a que no es mapeada exactamente como en la imagen original, se utiliza interpolación bilineal utilizando los vecinos más próximos, la cual se logra promediando 4 píxeles adyacentes (Figura 8.11). De esta manera, se evita una mayor pérdida de información. Esta operación se realiza simultáneamente al redimensionamiento de la imagen normalizada (Capítulo 7 sección 7.2.1 i).
- d) *Redimensión de la imagen*: se redimensionan todas las plantillas normalizadas a un tamaño común de 32 x 360 píxeles, con el fin de que la extracción de características se realice sobre imágenes del mismo tamaño (Figura 8.11).



Figura 8.11 - Aplicación de interpolación bilineal a la imagen de la Figura 8.10 y redimensión de la misma

8.4.2 Extracción y Codificación de características

En las siguientes etapas se extraen las características del iris normalizado y se codifican para ser utilizadas en la etapa de comparación.

8.4.2.1 Extracción de características

- a) *FFT2*: se aplica la transformada de Fourier de dos dimensiones sobre la imagen normalizada, transformando la imagen del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia y así lograr una mayor eficiencia en la obtención de resultados.

- b) *2D-CWT*: luego de aplicar la transformada de Fourier, cada imagen normalizada se descompone utilizando el operador 2D-CWT, el cual permite descomponer la imagen en coeficientes reales e imaginarios, para luego codificarlos (Capítulo 5 sección 5.2.2.1).

Para ejecutar este paso, se utilizó la *toolbox yawtb* [YAWTb] para el entorno de desarrollo Matlab, que proporciona este método entre los disponibles en la toolbox.

El método utilizado (Ver Anexo I - I.1.2.1), se muestra en la siguiente línea:

```
out=cwt2d(fimg, wavname, scales, angles ,['NoPBar'] )
```

Donde,

fimg: es la transformada de Fourier de la imagen.

wavname: es el nombre del filtro utilizado.

scales, angles: contiene las escalas y los ángulos de la transformación.

Los parámetros utilizados para esta función presentan los siguientes valores:

wavname: "gaussx".

scales: 3.5.

angles: $\pi/45$.

8.4.2.2 Codificación de características

Mediante instrucciones provistas por el entorno de desarrollo Matlab, se mejora el tiempo del proceso de codificación. Sin embargo, el método utilizado se basa en la demodulación de fase cuadrante explicado en Capítulo 5 sección 5.2.2.2. De acuerdo a los resultados obtenidos se observó que con la utilización de los coeficientes reales exceptuando a los imaginarios, se obtienen los mismos resultados que la utilización de ambos. Es por esto que se decide trabajar sólo con los coeficientes reales y de esta manera lograr mejores tiempos de ejecución en las pruebas.

A modo de ejemplo, en la Figura 8.12, se muestra el resultado de la codificación de características de la Figura 8.1.



Figura 8.12 – Resultado de la codificación de características

8.4.3 Comparación

Se describe el método utilizado para comparar los códigos generados por las etapas anteriores. Para esta etapa, se utiliza el siguiente método:

Distancia Hamming: se utiliza esta distancia descrita en Capítulo 5 sección 5.2.3, para obtener la diferencia entre códigos obtenidos en la codificación de características para imágenes distintas.

8.5 Resultados Obtenidos

En las tablas que se presentan a continuación, se detallan los resultados obtenidos en la implementación final. Luego se realiza una comparación con los resultados obtenidos de la implementación original del Algoritmo 1 y su respectiva

mejora, dado que presentan las mejores cualidades y resultados y, por esto, se los considera como base para la implementación final. En esta comparación se utiliza la totalidad de la base *Syn*, de manera de establecer diferencias entre las distintas implementaciones.

La base utilizada es *Syn* con 1.000 personas, considerando cinco para el enrolamiento y cinco para la identificación.

8.5.1 Tiempos

En esta tabla se presentan los tiempos de duración de la prueba para la cantidad de personas indicadas anteriormente.

Generación de Plantillas	59 min.
Comparación	492 min.
Tiempo total de la prueba	551 min.

Tabla 8.1 - Tiempo de la prueba para la base *Syn*

8.5.2 Procesamiento

El procesamiento de las imágenes en la etapa de enrolamiento generó los siguientes resultados:

Cantidad de Personas completamente procesadas	1.000
Cantidad de Personas SIN procesar	0
Cantidad de Personas con errores	0
Cantidad de imágenes correctamente procesadas	5.000
Cantidad de imágenes con errores	0

Tabla 8.2 - Resultados de la cantidad de personas procesadas en la etapa de preprocesamiento

8.5.3 Identificación

El procesamiento de las imágenes en la etapa de identificación generó los siguientes resultados.

Cantidad de Personas completamente procesadas	1.000
Cantidad de Personas SIN procesar	0
Cantidad de Personas con errores	0
Cantidad de imágenes correctamente procesadas	5.000
Cantidad de imágenes con errores	0

Tabla 8.3 - Resultados de la cantidad de personas procesadas en la etapa de identificación

Los resultados de la identificación fueron los siguientes:

Porcentaje de aciertos sobre las clases correctamente procesadas	98,2
Porcentaje de aciertos sobre las clases procesadas al menos en 1 de sus imágenes	98,2
Porcentaje de aciertos sobre la totalidad de las imágenes	98,2

Tabla 8.4 - Porcentajes de identificaciones correctas

8.5.4 Verificación

Los resultados de la prueba de verificación arrojaron los siguientes resultados utilizando el umbral 0,32 para una totalidad de 1.000 personas.

Característica	Cantidad de Personas
Verdadera Aceptación	996
Falsa Aceptación	4
Verdadero Rechazo	923
Falso Rechazo	77

Tabla 8.5 - Resultados de la prueba de verificación

8.6 Comparación del algoritmo final con el resto de los algoritmos implementados

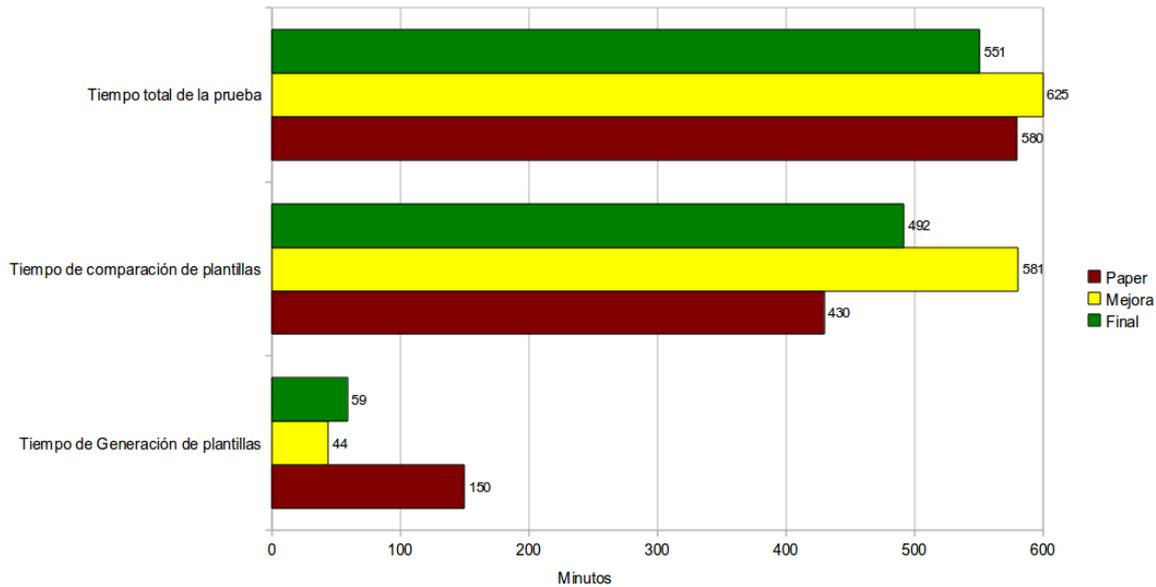
A continuación se muestran diferentes gráficos que permiten comparar los resultados obtenidos en las pruebas realizadas sobre la base de imágenes *Syn* para 1.000 individuos sobre tres implementaciones diferentes:

1. Algoritmo 1 del Capítulo 5 (implementación original), que llamaremos *Paper*.
2. Algoritmo 1 del Capítulo 7 (mejora sobre 100 imágenes), que llamaremos *Mejora*.
3. Algoritmo de la implementación final, que llamaremos *Final*.

8.6.1 Tiempos de ejecución de la prueba

En el siguiente gráfico se observan los tiempos obtenidos en las pruebas.

Tiempos totales de la prueba

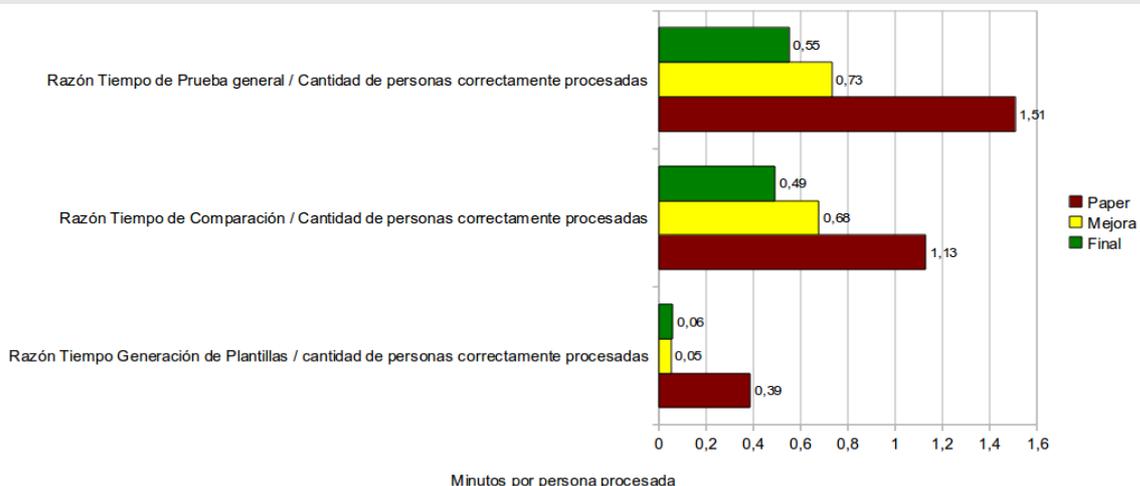


Se observa que los tiempos del algoritmo final no presentan mejoras importantes en comparación con el *Paper* y la *Mejora*; sin embargo, es importante considerar que la mejora final procesa correctamente una mayor cantidad de imágenes que las demás implementaciones. A partir de este análisis se debe considerar otro punto de vista, que es explicado a continuación.

8.6.2 Razón de tiempo etapa/cantidad de personas correctamente procesadas

El siguiente gráfico muestra las diferencias de tiempos obtenidas por los algoritmos, considerando la cantidad de personas correctamente procesadas.

Razón de tiempo de la etapa/cantidad de personas correctamente procesadas

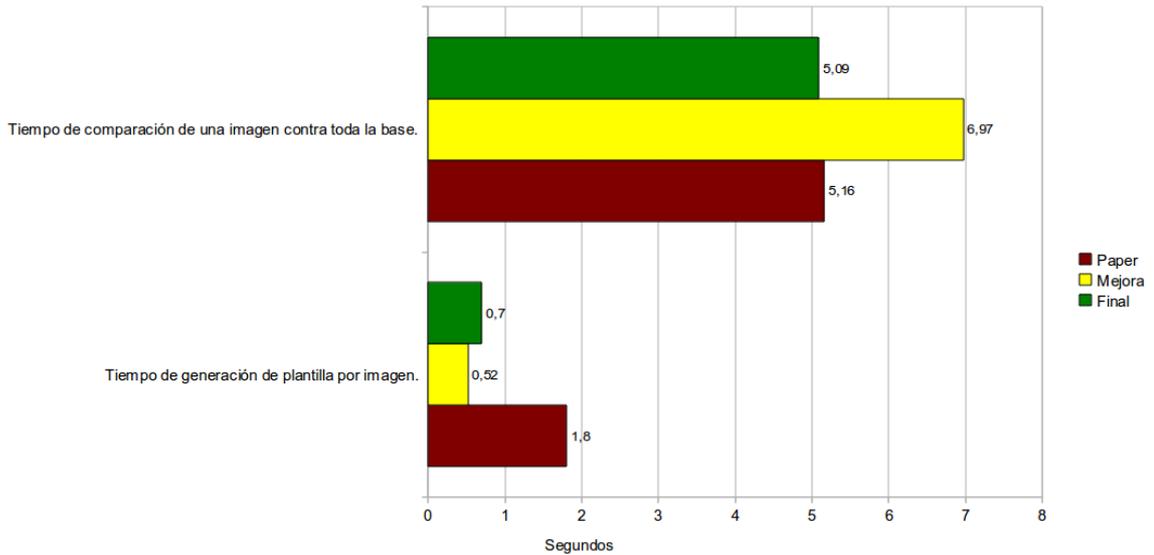


Se observa que el algoritmo *Final* presenta tiempos de procesamiento menores a los 0,7 minutos (42 segundos) para procesar la totalidad de imágenes de una persona.

8.6.3 Tiempos por imagen en cada etapa

A continuación se muestran los tiempos obtenidos por los algoritmos para el procesamiento de una imagen por cada etapa en el proceso de identificación.

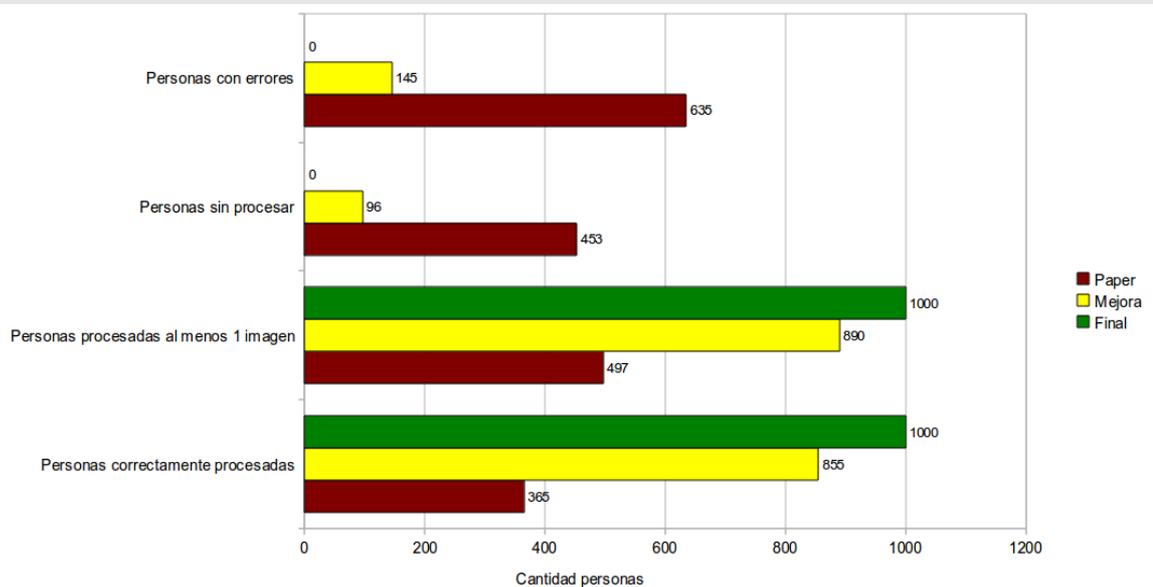
Tiempo de procesamiento de la imagen en cada etapa



8.6.4 Procesamiento de imágenes

El siguiente gráfico muestra las diferencias respecto del procesamiento de imágenes para cada implementación.

Procesamiento de Imágenes

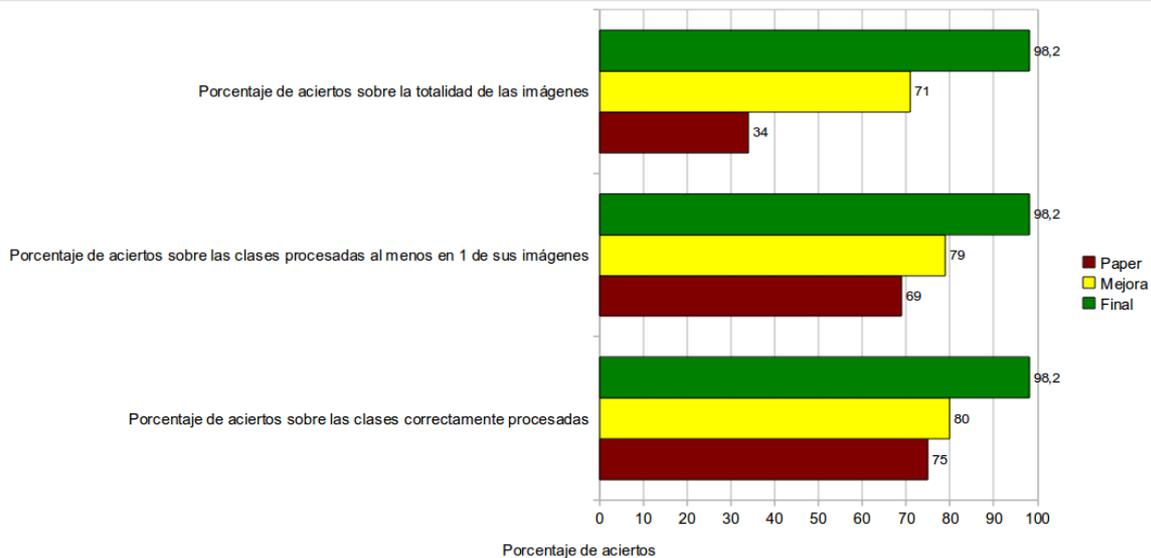


El algoritmo *Final*, presenta mejores resultados que las demás implementaciones, logrando procesar la totalidad de las personas.

8.6.5 Porcentajes obtenidos en la prueba de identificación

A continuación se muestran los resultados obtenidos en la prueba de identificación para cada algoritmo.

Resultados Identificación



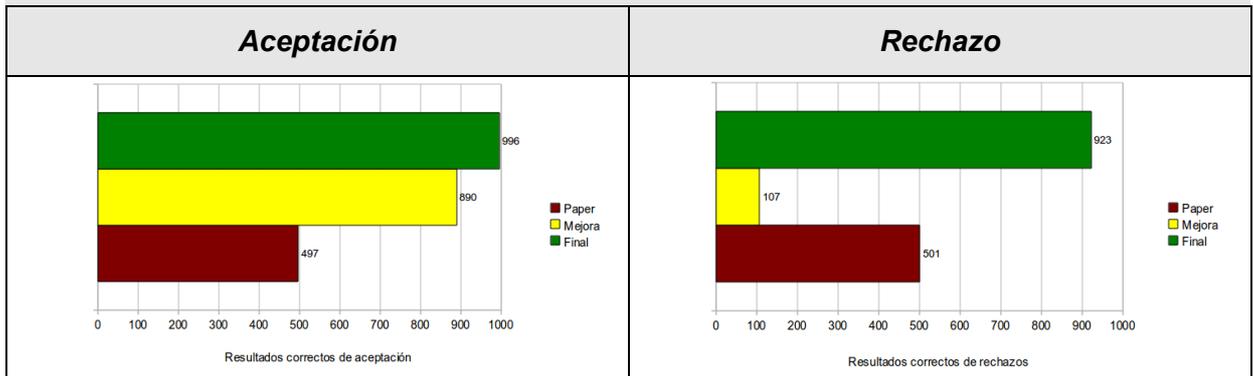
Se observa que los resultados de la implementación *Final* son cercanos al 100%, en comparación con el resto de los algoritmos, los cuales no superan el 80% en ninguno de los porcentajes obtenidos.

8.6.6 Pruebas de aceptación y rechazo

Las pruebas de aceptación y rechazo se realizaron a partir del umbral de aceptación obtenido para la implementación *Final* (0,32) agregando la diferencia de 0,01 para las otras implementaciones. Esto se debe a que se considera que el procesamiento de imágenes en los restantes algoritmos no es el óptimo como en este caso. Para la implementación del *Paper* se decidió un umbral de 0,34 y para la *Mejora* un umbral de 0,33.

Los resultados obtenidos, son presentados en el siguiente gráfico.

Resultados Verificación



Se observa que el algoritmo *Final* obtiene resultados cercanos al óptimo, tanto para la prueba de aceptación como para la de rechazo.

Conclusión

En el capítulo anterior, se concluyó que el Algoritmo 1 presenta las mejores cualidades para considerarlo como base para la implementación de un sistema de reconocimiento biométrico, sin dejar de tener en cuenta algunas características que presenta el Algoritmo 2 referidas al procesamiento de las imágenes. Ante esta conclusión se decidió realizar la implementación de un algoritmo *Final* que considerara lo mencionado anteriormente.

Fue posible observar que, la implementación del algoritmo *Final* logró mejores resultados tanto en tiempo, procesamiento de las imágenes como resultados obtenidos en el modo de identificación y de verificación, siendo estos cercanos al óptimo. Respecto de los tiempos obtenidos se debe considerar que no se implementó el algoritmo de manera que trabaje en forma paralela o concurrente. Así también, en el procesamiento de imágenes sólo se buscó que las imágenes sean procesadas de modo que no provoquen un error en su preprocesamiento. Sin embargo puede suceder que alguna de ellas no sea procesada correctamente para la obtención de la plantilla.

Independientemente de las consideraciones anteriores los resultados obtenidos fueron cercanos al 100%, y sólo en una cantidad de 18 individuos (sobre un total de 1.000), el algoritmo no obtuvo los resultados esperados.

Capítulo 9

Conclusiones Generales

Capítulo 9 - Conclusiones Generales

En esta tesina se han analizado e implementado tres algoritmos existentes para el reconocimiento biométrico de personas por medio del iris, descritos en el Capítulo 5 [XIA2008] [LI2002] [DON2007]. Los mismos fueron evaluados con diferentes bases de imágenes preexistentes utilizadas habitualmente para evaluar y comparar este tipo de algoritmos. A partir de los resultados obtenidos, se realizaron mejoras sobre cada uno de ellos, buscando siempre la mejor implementación orientada a ambientes de seguridad. Esto derivó en el desarrollo de un algoritmo final, que considera las mejores cualidades de los anteriormente mencionados y sus respectivas mejoras. Para su evaluación, de las bases de imágenes antes mencionadas, se ha elegido aquella con características cercanas a las que se pueden presentar en un ambiente de alta seguridad, como las instituciones penitenciarias.

El desarrollo del Algoritmo Final, logró resultados superiores respecto de la implementación original del Algoritmo 1; esto puede observarse en los siguientes puntos:

- En las pruebas realizadas se ha procesado correctamente el 100% de las imágenes frente al 36,5% máximo del algoritmo inicial.
- En cuanto a la identificación, se ha obtenido un 98,2% de aciertos frente al 34% del algoritmo original.
- Con respecto a la verificación se han obtenido resultados cercanos al 100%, mientras que en el desarrollo del algoritmo original este valor fue cercano al 50%.

De acuerdo al análisis e implementación realizada en el Capítulo 8, se propone realizar diferentes estimaciones respecto de la aplicación de la implementación final en una población carcelaria de 35.000 individuos. De esta manera, se realiza la conclusión final del trabajo, analizando diferentes aspectos de la aplicación de un sistema biométrico de iris en ambientes de seguridad como las instituciones penitenciarias.

Considerando la elección de la base de imágenes *Syn* de acuerdo a lo mencionado en el capítulo 8 (sección 8.3), podemos establecer que si el tamaño en Mbytes para 1.000 individuos es de 192 Mbytes, para 35.000 individuos será de 6.720 Mbytes. Esto indica que la base de imágenes de toda la población carcelaria tiene un tamaño que permite almacenarla en un dispositivo estándar y económico disponible en el mercado.

Otro punto a tener en cuenta, es que el dispositivo que se utiliza para la captura de las imágenes requeridas en el sistema desarrollado, es de fabricación casera, con la ventaja económica y de asequibilidad que le corresponde.

El análisis de los tiempos de las pruebas permite suponer que si el tiempo de comparación de una imagen contra el resto de la base es de 0,0984 minutos; con una población de 35.000 individuos, el tiempo de comparación sería de 3,44 minutos. Conforme el análisis anterior y suponiendo el peor de los casos, el tiempo estimado sería despreciable, considerando la importancia de la identificación para el tipo de personas que conformaría esta base de imágenes. Esta comparación es sólo para estimar una cota máxima, dado que al utilizar un procesador más potente este tiempo se reduciría drásticamente. Por otro lado, de ser necesario, se podría paralelizar fácilmente el algoritmo para aprovechar la potencia de cómputo de las máquinas multicore estándares de la actualidad.

Observando las ventajas que puede proporcionar un sistema de identificación, surge la inquietud acerca del desinterés de las entidades que aún no se acogen a estos sistemas. En particular los centros penitenciarios, que son una de las instituciones del estado, donde se necesita tener un sistema de identificación de personas que sea confiable y rápido, como por ejemplo el Servicio Penitenciario Bonaerense. Este no cuenta con un sistema de identificación de personas realmente aceptable. En la actualidad, el sistema de identificación de esta institución, se basa en la tablilla de tinta en la que se coloca el dedo para resaltar las minucias que van a ser pasadas a un documento como huella dactilar.

Por lo expresado anteriormente, se propone la utilización del sistema biométrico con similares características al desarrollado en esta tesina, del cual se han demostrado resultados aceptables y en comparación con otros métodos biométricos presenta ventajas considerables, las cuales fueron descritas en el Capítulo 3. Sin embargo, se debe tener en cuenta la utilización de otros sistemas biométricos tales como el facial y el de huella digital, para permitir la confección de lo que se denomina “cerrojo biométrico”, que considera distintos indicadores biométricos para la identificación de un individuo. Esto brinda mayor seguridad ante las posibilidades de fraude por parte de las personas privadas de su libertad y asegura una correcta identificación.

Trabajos Futuros

- Mejoras en la implementación final desarrollada (tiempos y porcentaje de aciertos).
- Aplicación de métodos que utilicen concurrencia o paralelismo.
- Estudio de arquitectura e infraestructura necesaria para la implementación de un “cerrojo biométrico” que considere sistemas biométricos de tipo facial, de iris y huella digital.
- Estudio de fabricación de dispositivos caseros como los empleados en la base de imágenes *Syn* [NCASIAV42011].
- Estudio de algoritmo de procesamiento de imágenes utilizado para la obtención de la base *Syn* [TIE2010] que permita realizar deformaciones sobre la imagen y así generar imágenes nuevas de los ojos de las personas privadas de su libertad. Esto generaría una base de imágenes que contemple una mayor cantidad de imágenes por persona con diferentes características. Esto permite preparar al sistema ante diferentes intentos de fraude.

Bibliografía

Bibliografía

- **[ANI2004]** Anil K. Jain, Arun Ross and Salil Prabhakar - "An Introduction to Biometric Recognition" - IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image- and Video-Based - Biometrics, Vol. 14, No. 1. Enero 2004.
- **[BAR2009]** Crio. Insp. Guillermo Barcelona, Aux. Juliana Castro, Policía Federal Argentina Superintendencia de Policía Científica – Conferencia sobre Reconocimiento por biometría vocal. Disponible al 1/12/2009.
- **[CUE2010]** Cuevas Jimenez Erik Valdemar, Navarro Daniel Zaldivar - "Visión por Computador utilizando Matlab y el toolbox de Procesamiento Digital de Imágenes". <http://proton.ucting.udg.mx/tutorial/vision/cursovision.pdf>. Disponible al 5/7/2010.
- **[CBSR2011]** Center for Biometric and Security Research (CASIA). <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/IrisDatabase.asp>. Disponible al 15/01/2011.
- **[DAU1993]** J. G. Daugman - "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 11. Noviembre 1993. pp. 1148-1161.
- **[DAU2004]** J. Daugman - "How iris recognition works". IEEE Trans. On Circuits and Systems for Video Technology, Vol.14, No.1, pp.21-30,2004.
- **[DON2007]** Donald M. Monro, Member, IEEE. - "DCT-Based Iris Recognition". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 29, No. 4. Abril 2007.
- **[FLO2006]** Florian C. L., Carranza Athó Fredy - Reconocimiento del iris. Universidad Nacional de Trujillo - Perú.
- **[FUE2008]** Fuenmayor Gastón - "Avances En Técnicas Biométricas y Sus Aplicaciones En Seguridad". <http://neutron.ing.ucv.ve/comunicaciones/Asignaturas/DifusionMultimedia/Tareas%202005-3/BIOMETRIA.doc>. Disponible al 27/06/2010.
- **[GON2004]** Gonzalez Rafael C., Woods Richard E., Eddins Steven L - "Digital Image Processing". 2004 - ISBN 0-13-008519-7.
- **[IKING2011]** IrisKing. <http://www.irisking.com>. Disponible al 15/04/2011.
- **[LI2002]** Li Ma, Yunhong Wang, Tieniu Tan – "Iris Recognition Based on Multichannel Gabor Filtering". Enero 2002.
- **[MAG2010]** http://www.videtteonline.com/index.php?option=com_content&view=article&id=31747:eye-scanners-provide-new-jail-identification-systems&catid=37:newsnationalglobal&Itemid=53. Disponible al 13/07/2011.
- **[MIL2011]** <http://www.idnoticias.com/2011/04/04/penitenciaria-de-new-jersey-aplica-escaneado-de-iris-al-procesamiento-de-los-reclusos>. Disponible al 18/07/2011.

- **[NCASIAIrisV12011]** <http://biometrics.idealtest.org/downloadDesc.do?id=1>. Disponible al 15/01/2011.
- **[NCASIAV42011]** <http://biometrics.idealtest.org/downloadDesc.do?id=4>. Disponible al 15/01/2011.
- **[NST2010]** National Science and Technology Council (NSTC) - Biometrics "Foundation Documents". <http://www.biometrics.gov/Documents/biofoundationdocs.pdf>. Disponible al 27/06/2010.
- **[OKI2011]** OKI. <http://www.oki.es/>. Disponible al 15/01/2011.
- **[RAG2010]** Rafael Alberto González González - "Algoritmo basado en Wavelets aplicado a la detección de incendios forestales". Universidad de las Américas Puebla, México a 14 de mayo de 2010. http://140.148.10.34/u_dl_a/tales/documentos/mel/gonzalez_g_ra/. Disponible al 16/3/2011.
- **[REI2000]** Reillo Raúl Sánchez - "El iris ocular como parámetro para la identificación biométrica". Ágora Sic Vol. 21. Septiembre 2000. http://www.revistasic.com/revista41/agorarevista_41.htm. Disponible al 13/11/2008
- **[RET2010]** Retinal Scan National Center for Status Courts. <http://ctl.ncsc.dni.us/biomet%20web/BMRetinal.html>. Disponible al 27/06/2010.
- **[TER2006]** Lucas D. Terissi, Lucas Cipollone y Patricio Baldino - "Sistema de Reconocimiento de Iris". Laboratorio de Sistemas Dinámicos y Procesamiento de la Información FCEIA, Universidad Nacional de Rosario.
- **[TIE2010]** Tieniu Tan, Zhaofeng He, Zhenan Sun - "Efficient and robust segmentation of noisy iris images for non-cooperative iris recognition", Image and Vision Computing, Vol.28, No. 2, 2010, pp. 223-230.
- **[WOR2011]** http://www.wordiq.com/definition/Window_function. Disponible al 12/01/2011
- **[XIA2007]** Xiaofu He, Pengfei Shi - "A new segmentation approach for iris recognition based on hand-held capture device".
- **[XIA2008]** Xiaofu He, Pengfei Shi - "Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition". IEEE. 2008.
- **[YAWTb]** <http://rhea.tele.ucl.ac.be/yawtb/doc/node29.html>. Disponible al 4/11/2009
- **[1]** http://www.reghardware.com/2007/07/25/oki_iris_scan/. Disponible al 30/08/2010.
- **[2]** PIER™ 2.4 Features and Benefits - L1 Identity Solution. <http://www.aditech.co.uk/downloads/PIER24.pdf>. Disponible al 06/08/2010.
- **[3]** http://www.l1id.com/files/720-HIIDE5_0411.pdf. Disponible al 06/08/2010.

- **[4]** <http://www.lgiris.com/ps/products/irisaccess4000.htm>. Disponible al 06/08/2010.
- **[5]** Iris Access 4000 – The iris recognition system that's generations ahead of the rest. <http://www.sourcesecurity.com/docs/fullspec/4000.pdf>. Disponible al 06/08/2010.
- **[6]** <http://www.lgiris.com/ps/products/ia4k/irisserverpc.htm>. Disponible al 06/08/2010.
- **[7]** http://www.google.com/url?sa=t&source=web&cd=2&ved=0CCQQFjAB&url=ftp%3A%2F%2Fftp.panasonic.com%2Fpub%2FPanasonic%2Fcctv%2FSpecSheets%2FBM-ET100USkkupdate.pdf&rct=j&q=panasonic%20Authenticam&ei=KpVGTpCpJ4rTgQeSv9mxBg&usg=AFQjCNHaE8j_gumRiDPCHCuHtDyhoY2Vng&cad=rja. Disponible al 13/08/2011.
- **[8]** <ftp://ftp.panasonic.com/pub/Panasonic/cctv/SpecSheets/BM-ET200.pdf>. Disponible al 06/08/2010.
- **[9]** <ftp://ftp.panasonic.com/pub/Panasonic/cctv/SpecSheets/BM-ET300.pdf>. Disponible al 06/08/2010.
- **[10]** http://www.jiristech.com/prod_intro.html. Disponible al 06/08/2010.

Apéndice A

Wavelet

Apéndice A - Wavelet

A.1 Introducción

Una *wavelet* es una señal oscilatoria de corta duración cuya energía es finita y se encuentra concentrada en un determinado intervalo de tiempo. Son usadas para representar datos u otras funciones y deben satisfacer algunos requerimientos matemáticos.

Para que una función sea clasificada como wavelet $\psi(t)$ debe cumplir:

1. Debe tener energía finita:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (A.1)$$

2. La función $\psi(t)$ debe cumplir con el criterio de la constante de admisibilidad C_ψ , la cual se define en la fórmula A.2.

$$C_\psi = \int_0^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty \quad (A.2)$$

Donde f denota la frecuencia y la condición implica que la wavelet debe tener componente de frecuencia 0 ($\psi'(0) = 0$), donde $\psi'(f)$ es la transformada de Fourier de la wavelet. El valor de C_ψ dependerá de la wavelet seleccionada.

3. Para wavelets complejas la transformada de Fourier $\psi'(f)$ deberá ser real y desvanecida para frecuencias negativas.

A.2 Transformada de Wavelet

La *transformada de Wavelet* genera bloques de información en escala y tiempo de una señal. Estos bloques se generan desde una única función fija llamada *wavelet madre* $\psi(y)$, como se define en la ecuación A.3, mediante operaciones de traslación y dilatación.

$$\psi_{a,b} = \frac{w\left(\frac{x-b}{a}\right)}{\sqrt{|a|}}; \quad a, b \in R, a \neq 0 \quad (A.3)$$

Donde a y b son números reales del conjunto R , a permite hacer las dilataciones y contracciones de la señal, y b permite cambiar la posición de la señal en el tiempo.

El proceso de transformada de wavelet se llama *análisis*. Este genera diferentes sub-bandas, por lo que distintos niveles de descomposición se pueden generar de acuerdo a las necesidades de la aplicación. Dichas sub-bandas en el plano

de la frecuencia no son uniformes y se encuentran divididas logarítmicamente como se muestra en la Figura A.1.

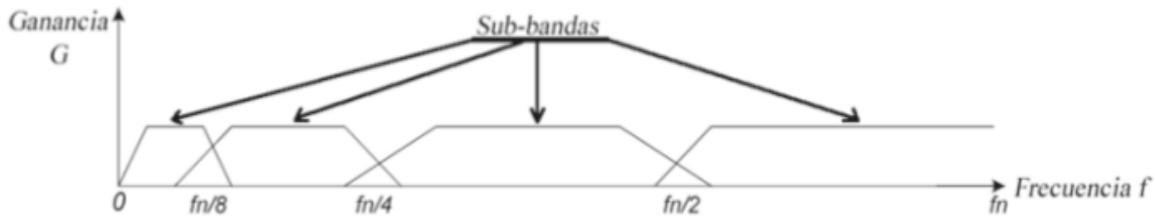


Figura A.1 - Sub-bandas en el plano de la frecuencia

En donde para el rango de 0 a f_n las muestras de una señal son la mitad para cada nivel de escalamiento.

El análisis de la transformada de Wavelet es superior a los distintos tipos de análisis de Fourier ya que proporciona una localización tiempo-frecuencia adaptable. A un nivel de escala grande de la wavelet se obtiene una buena resolución en frecuencia, mientras que a una escala baja se tiene una buena resolución en tiempo.

Existen diferentes familias de wavelets, de las cuales no existe un criterio definido para evaluar su calidad debido a que esta depende en gran medida de la aplicación y las características requeridas para ésta, como lo pueden ser su soporte, simetría, momentos de desvanecimiento, regularidad, etc. Las familias más conocidas de wavelets son: *Haar*, *Daubechies*, *Coiflets*, *Symlets*, *Biortogonales*, *Meyer*, *Mexican Hat*, *Shannon* y *Morlet*.

A.3 Transformada de Wavelet Continua (CWT)

Dadas las limitaciones de la transformada de Fourier se desarrolla la CWT para superar dichas restricciones. La fórmula A.4 la define.

$$CWT(b, a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt; \quad a, b \in R; a \neq 0 \quad (A.4)$$

Donde $x(t)$ es la señal a analizar, $\psi(t)$ es la wavelet madre, que es función de la escala $a=f_0/f$ (parámetro de dilatación), b es el parámetro de traslación y finalmente f_0 es la frecuencia central de la wavelet. Por lo tanto con los valores de a y b se obtienen wavelets que son versiones de la wavelet madre $\psi(t)$.

Este análisis entrega una serie de coeficientes que indican que tan parecida es la señal a analizar de una función madre. Dado que la CWT es un proceso reversible la señal puede obtenerse a partir de los coeficientes obtenidos en el análisis. Este proceso se llama *síntesis*.

A.4 Transformada Wavelet Discreta (DWT)

En el campo del análisis numérico la DWT es cualquier transformada wavelet para la cual las funciones wavelet son discretizadas. Al igual que otras transformadas de Wavelet captura la información en una escala de tiempo frecuencia.

A.4.1 DWT en una dimensión (1D-CWT)

El análisis wavelet para señales discretas utiliza una familia de wavelets ortogonales y normalizadas para tener una energía unitaria, de esta forma la familia de wavelets esta dada por la fórmula A.5.

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (A.5)$$

De esta forma j y k son enteros que escalan y dilatan la función madre ψ , para generar la familia de wavelets discretas. Es decir, j indica el ancho de la wavelet y k la posición. Para analizar el dominio de datos en diferentes resoluciones, la wavelet madre W es utilizada en la función de escalamiento $\Phi(t)$, la cual se define en la fórmula A.6.

$$\Phi(t) = \sum_{k=-1}^{N-2} (-1)^k \cdot c_{k+1} \psi(2t + k) \quad (A.6)$$

Donde c_i son los coeficientes wavelet. Para entender este concepto, es más sencillo pensar en los coeficientes c_k como un filtro. Estos coeficientes son acomodados en una matriz de transformación que se aplica a un vector de datos. De esta forma se acomodan los coeficientes en dos patrones diferentes, uno que trabaja como un filtro paso bajo y otro patrón que muestra “los detalles” de la información (filtro paso alto).

Este concepto de análisis de una señal mediante filtros es conocido como descomposición de *árbol de Mallat*. En la figura A.2, se aprecia como una señal $x(n)$ es descompuesta en aproximaciones $a_j(n)$ y detalles $d_j(n)$ por efecto de los filtros paso alto $h_j(n)$ y paso bajo $g_j(n)$. El símbolo $\downarrow 2$ significa el proceso de decimación, n es un número entero y $j=1,2,3,\dots,k$ es el nivel de descomposición. Este método no pierde la información de tiempo-frecuencia, a diferencia de la transformada de Fourier. Sin embargo, la resolución del análisis depende del nivel de descomposición en que se encuentre, por lo que se puede realizar un análisis en diferentes resoluciones y su complejidad computacional es de $O(n)$.

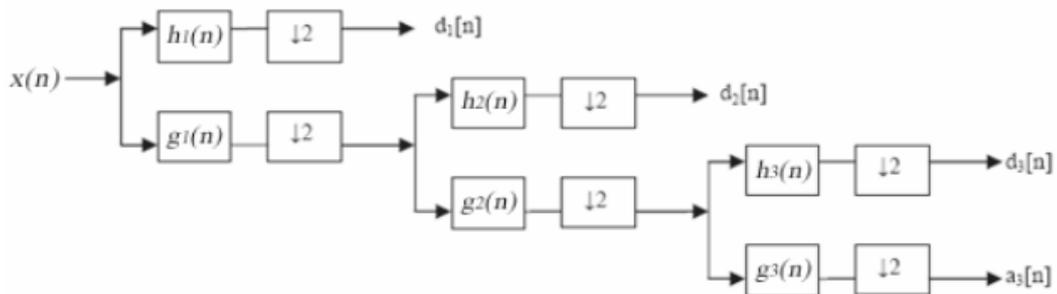


Figura A.2 - Sub-bandas en el plano de la frecuencia

A.4.2 DWT en dos dimensiones (2D-DWT)

La transformada wavelet de dos dimensiones ($2D-DWT$) separa las líneas de las columnas y realiza el mismo proceso que se realiza para la DWT de 1D, considerando a cada fila y a cada columna como una señal de una dimensión. En la figura A.3, se muestra el proceso que se aplica a una señal 2D para ser analizada con bancos de filtros para realizar la 2D-DWT.

Como puede apreciarse en la figura anterior (Figura A.2), el primer paso es

separar las filas y aplicar los filtros paso alto (H) y paso bajo (L), tal como se haría en la 1D-DWT a todas las filas. Posteriormente se realiza el mismo proceso para cada columna de la señal. Este proceso genera cuatro nuevas sub-matrices de la señal original; la primera es una sub-matriz llamada matriz de aproximación LL , después está la sub-matriz LH que son los detalles horizontales de la señal original, posteriormente se encuentra la sub-matriz HL que corresponde a los detalles verticales de la señal original y finalmente la sub-matriz HH o los detalles diagonales de la matriz original. En la Figura A.3 se muestra un ejemplo de cómo un primer nivel de descomposición de una imagen genera las cuatro sub-imágenes. El proceso de reconstrucción combina nuevamente las cuatro sub-imágenes (HH , HL , LH y LL) utilizando un proceso de undecimado.

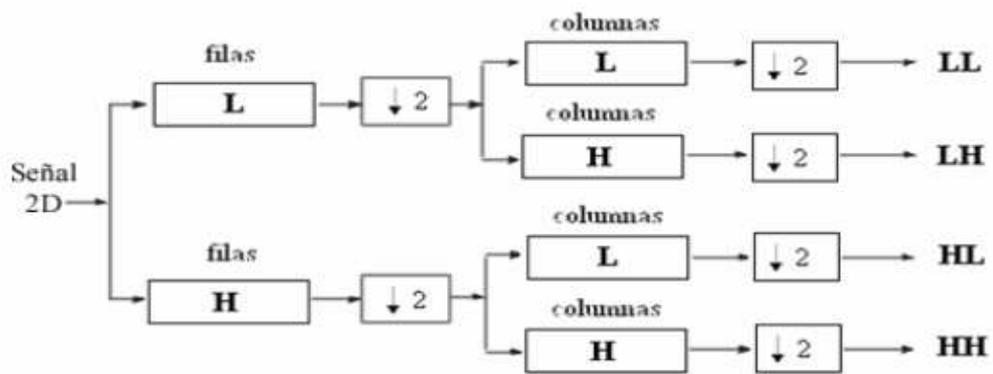


Figura A.3 - Sub-bandas en el plano de la frecuencia

Apéndice B
Introducción a la
Transformada de Fourier

Apéndice B - Introducción a la Transformada de Fourier

Esta demostrado que cualquier función periódica $f(t)$ con un periodo T , que sea continua por tramos e integrable sobre cualquier intervalo puede representarse mediante la serie de *Fourier* en forma exponencial compleja, como se define en la fórmula B.1.

$$f(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} c_n e^{in\omega_0 t} \quad (B.1)$$

La consistencia de la representación de una función periódica en forma de serie de Fourier se basa en que dicha función queda unívocamente definida mediante la especificación de los coeficientes c de dicha serie.

Puede demostrarse asimismo que cualquier $f(t)$ no periódica también puede representarse de un modo análogo, como se define en la fórmula B.2:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega \quad (B.2)$$

siendo esta expresión la representación de Fourier de una función aperiódica, similar a la serie de Fourier de la función periódica vista anteriormente. La función $F(\omega)$ recibe el nombre de transformada de Fourier de la función $f(t)$ y puede expresarse mediante la fórmula B.3.

$$F(\omega) = \mathcal{F}[f(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt \quad (B.3)$$

Por lo tanto, cualquier función no periódica tiene dos modos equivalentes de representación:

- a) En el dominio del tiempo $f(t)$.
- b) En el dominio de la frecuencia $F(\omega)$ en función de la frecuencia angular ω , que se denomina espectro de magnitud de la función $f(t)$ y permite describirla en el dominio de la frecuencia.

Dicho de otra forma, así como la representación de $f(t)$ frente a t define la función en el dominio del tiempo, $F(\omega)$ explica la composición de frecuencias de superposición de diversas funciones simples.

Si en lugar del tiempo, se considera como variable independiente el espacio, concretamente las celdas de una misma fila de la imagen, estaremos describiendo la imagen digital en los dominios espacial (la imagen) y frecuencial (composición de frecuencias de las distintas funciones no periódicas, cuya suma daría lugar a la imagen). Para esto solo es necesario readaptar el concepto de frecuencia, pasando de la tradicional definición de frecuencia temporal a la frecuencia espacial. Ésta no describe otra cosa que el grado de repetitividad de los niveles digitales de una imagen.

Este proceso implica una simplificación ya que se considera una función discreta como es la imagen digital en lugar de una continua para la cual se ha definido la transformada de Fourier.

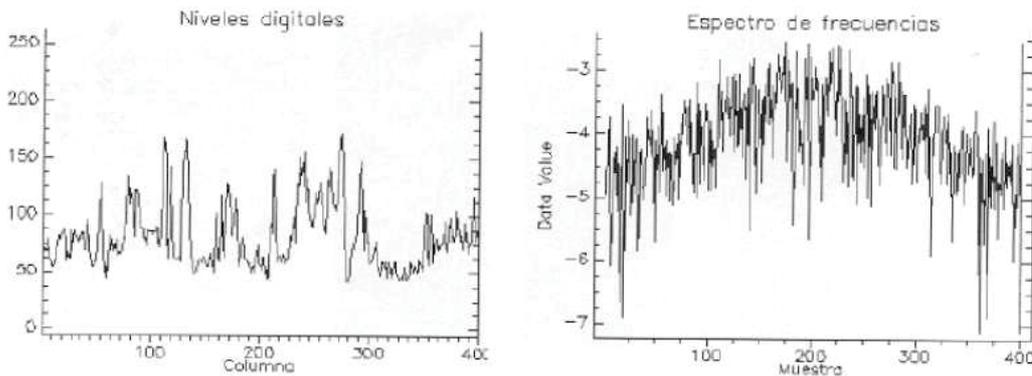


Figura B.1 - Dominio de frecuencias en la imagen digital: línea original y transformada de Fourier.

La imagen digital Φ es una función bidimensional, finita y discreta. Su transformada de Fourier Φ es una función generalmente compleja que puede describirse como se define en la fórmula B.4:

$$F(r, s) = \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{k-1} F(i, j) e^{-i2\pi(ir+js)/k} \quad (B.4)$$

en donde r y s son frecuencias espaciales, i y j las líneas y columnas de la imagen original de dimensión $K \times K$. Puede representarse el espectro de magnitud de $F(r, s)$, esto es, el módulo de su transformada discreta de Fourier situando la celda $F(0, 0)$ en el centro de la imagen, de tal forma que el píxel central represente el promedio de luminancia de la imagen original (único componente de frecuencia cero). Cuanto mas alejada del centro este una celda determinada, el nivel digital que representa entrará a formar parte de la imagen con una frecuencia espacial mayor.

El filtrado en el dominio de la frecuencia es muy sencillo, poderoso y flexible. Los filtros definidos en el dominio espacial en realidad tienen su repercusión en el de la frecuencia. De ello deriva la terminología empleada cuando se habla de filtros de paso alto y paso bajo. Estos términos se refieren a que retienen bajas o altas frecuencias, explicando precisamente el efecto que causan en el espacio frecuencial de la imagen.

Transformando la imagen del dominio espacial al de la frecuencia la convolución entre w y z será sustituida por el producto, como se define en la fórmula B.5:

$$Z'(r, s) = W(\rho, \sigma) \times Z(r, s) \quad (B.5)$$

siendo Z' , W y Z las transformadas rápidas de Fourier (FFT) de la imagen filtrada z' , la función filtro w y la imagen original z respectivamente.

Anexo I
Pseudocódigo de los
Algoritmos Implementados

Anexo I - Pseudocódigo de los algoritmos implementados

I.1 Algoritmo 1: *Extraction of Complex Wavelet Features for Iris Recognition*

I.1.1 Preprocesamiento

I.1.1.1 Binarización - Erosión y Dilatación - Eliminación de objetos innecesarios

```
%%se binariza de la imagen aplicando cierto umbral;
imagen=binarizacion(imagen,.25);
%%Se aplican operaciones morfológicas
imagen = dilatacion(imagen,'disk',6);
imagen = erosion(imagen,'disk',6);
%%se obtiene el centro de la imagen
[cx,cy]=centroideImagen(imagen);
%%Se detectan bordes con operador sobel
imagen = deteccionBordes(imagen,'sobel','both');
%%se eliminan los objetos con menor área a pi x un radio
%%determinado con una conectividad 8
imagen = eliminacionObjConectividad(imagen,20,8);
```

I.1.1.2 Cálculo del centro y radio de la pupila

```
%%se obtiene el punto de intersección entre las
%%paralelas L1, L2.
P = obtenerInterseccion(L1,L2,imagen);
A = obtenerPuntoDeInterseccionConCirculo(L1,imagen)
for i=0:delta:n %%itera con intervalos delta
    B[i]=puntoInterseccionIzquierda(A,delta,imagen);
    C[i]=puntoInterseccionDerecha(A,delta,imagen);
    %%se calcula la distancia entre los puntos.
    R[i]=C[i]-B[i];
end

%%se promedian los puntos para obtener centro y radio del círculo
r=0;
xb=0;
yb=0;
xc=0;
yc=0;
for i=0:n
    r=r+r[i];
    xb=xb+B[i](x); %%valor x de la izq.
    yb=yb+B[i](y); %%valor y de la izq.
    xc=xc+C[i](x); %%valor x de la der.
    yc=yc+C[i](y); %%valor y de la der.
end
%%se promedia el radio
r=r/n;

%%se obtiene el promedio del valor x e y del centro
x=xc-xb/2;
y=yc-yb/2;
```

I.1.1.3 Reducción de la imagen - Detección bordes exterior del iris

```
%%se reduce la imagen para trabajar con la zona de interés
%%y encontrar el radio del iris
[imgRec,cenXPupRec,cenYPupRec]=reducPorcen(imagen,30,centrox,centroy);
%%se aplica operador de deteccion de bordes
imgBinRec =deteccionBordes(imgRec,'canny','vertical');
%%se corta superiormente la imagen. Se toma el radio de la pupila
%% y se corta la imagen sobre la pupila
%%(se pinta de negro toda esa zona)
imgBinRec = corteSuperior(imgBinRec,cenYPupRec,radioPupila);
%%se corta la imagen en su parte inferior. Se toma el radio de la
%% pupila y se corta la imagen sobre la pupila (se pinta
%% de negro toda esa zona)
imgBinRec = corteInferior(v,cenYPupRec,radioPupila);
```

1.1.1.4 Obtención del borde del iris (Transformada de Hough)

```
%%Se realiza la transformada de hough para hallar el centro
%% del círculo que define el iris
%%el radioEstimado se calcula a partir del conocimiento previo de la
%%imagen.
[y0,x0,Accum] = houghcircle(imgBingRec,radioEstimado,8);
%%a partir de los datos obtenidos, se busca el acumulador
%%mayor cercano al centro de la pupila, esto determina
%%el centro del iris.
NM=intmin; %% contiene el valor del acumulador máximo
F=1; %%contiene el valor de la fila del centro del iris
C=1; %%contiene el valor de la columna del centro del iris
%% se busca en las acumuladas cercanas al centro de la pupila
%% por esta razón se suma y resta 5.
for i=(round(centroYPup)-5):round(centroYPup)+5
    for j=(round(centroXPup)-5):round(centroXPup)+5
        if Accum(i,j)>NM %%Se guarda el mayor valor y sus coordenadas
            NM=Accum(i,j);
            F=i;
            C=j;
        end
    end
end
centroXIris = C;
centroYIris = F;
```

1.1.2 Extracción y Codificación de Características

1.1.2.1 Extracción

```
%%Transformada de fourier de 2 dimensiones
fimg = fft2(I);
%%El paper no define los parámetros para este método de extracción
%% de características
%%en este caso se utiliza gaussx como nombre de wavelet
%%en las bases utilizadas el algoritmo utiliza 3 niveles
%%(se queda con los coeficientes del 3er nivel)
wimg = cwt2d(fimg, 'gaussx',1,[pi/24 pi/8 pi/4.8], 'NoPBar');

%%se retornan los coeficientes
%% se obtienen los coeficientes reales
datareal = real(wimg.data(:,:,3));
%% se obtienen los coeficientes imaginarios
dataimag= imag(wimg.data(:,:,3));
```

I.1.2.2 Codificación de características

```
%%Codifica las características obtenidas en la extracción de
%%características formando un arreglo binario (plantilla)
function y=codificacion(datareal,dataimag,altoVector,anchoVector)
%%se realiza el método de codificación de
%%demodulación de fase cuadrante en
%%donde, para diferentes signos de los valores
%%reales e imaginarios, se
%%forma el código binario correspondiente (i: imaginario, r:real)
%%% -i-r->00 -i+r->01 +i-r->10 +i+r->11
arregloBinarizacion=zeros(altoVector,anchoVector*2);
for i=1:altoVector
    y=1;
    for j=1:anchoVector
        x=i;
        if((datareal(i,j)>=0) && (dataimag(i,j)>=0))
            arregloBinarizacion(x,y)=1;
            arregloBinarizacion(x,y+1)=1;
        end
        if ((datareal(i,j)>=0) && (dataimag(i,j)<0))
            arregloBinarizacion(x,y)=1;
            arregloBinarizacion(x,y+1)=0;
        end
        if ((datareal(i,j)<0) && (dataimag(i,j)>=0))
            arregloBinarizacion(x,y)=0;
            arregloBinarizacion(x,y+1)=1;
        end
        if ((datareal(i,j)<0) && (dataimag(i,j)<0))
            arregloBinarizacion(x,y)=0;
            arregloBinarizacion(x,y+1)=0;
        end
        y=y+2;
    end
end
y=arregloBinarizacion;
```

I.1.3 Comparación

I.1.3.1 Cálculo de la distancia de Hamming

```
%%Calcula la distancia de hamming entre los 2
%%vectores pasados como parámetro
function y=distanciaHamming(vector1,vector2)
%%se obtiene la cantidad de píxeles totales del vector
[ancho,alto]=size(vector1);
divisor = ancho*alto;
%%Se realiza la operación bitxor entre vectores
hd=bitxor(vector1,vector2);
%%se suman las coincidencias
hd=sum(sum(hd));
%%se obtiene el promedio
hd=hd/divisor;
y=hd;
```

I.2 Algoritmo 2: *DCT - Based Iris Recognition*

I.2.1 Preprocesamiento

I.2.1.1 Binarización - Erosión y Dilatación - Eliminación de objetos innecesarios

```
%%se binariza de la imagen aplicando cierto umbral;
imagen=binarizacion(imagen,.25);
%%Se aplican operaciones morfológicas
imagen = dilatacion(imagen,'octagon',9);
imagen = erosion(imagen,'octagon',9);
%%Se detectan bordes con operador sobel
imagen = deteccionBordes(imagen,'sobel','both');
%% Se eliminan objetos de menor tamaño que el umbral de conocimiento
%%previo definido por pi*RadioPupila donde RadioPupila se conoce de
%%antemano.
imagen = eliminacionObjConectividad(imagen,55,8);
```

I.2.1.2 Localización del borde de la pupila

```
%%Se obtiene el centro y radio de la pupila,
%%mediante la transformada de Hough
%%Desde el centro de la ultima linea inferior de la imagen
%%se busco el punto mas %%cercano a la pupila, una vez establecido
%%dicho punto, se comienza la búsqueda
%%lateral de los cortes que determinan el radio de la pupila
radio = encontrarRadioPupila(im,15);
%%se obtiene el centro de la pupila a partir del radio obtenido
%%en la instrucción anterior
[x,y,Accumulator] = houghcircle(im,radio,8);
%% se busca el máximo acumulador para encontrar el centro
NM=Accumulator(1,1);
F=1; %%contiene el valor de la fila del centro de la pupila
C=1; %%contiene el valor de la columna del centro de la pupila
%% se busca en las acumuladas cercanas al centro de la pupila
for i=1:alto
    for j=1:ancho
        if Accumulator(i,j)>NM
            NM=Accumulator(i,j);
            F=i;
            C=j;
        end
    end
end
xcentro=C;
ycentro=F;
```

I.2.1.3 Localización del borde del iris con escaneo horizontal de cambios de gris

```
%%se recorre desde cierto desplazamiento hacia la izq
%%buscando un cambio brusco de nivel de gris
xPtoRadioI=xCentroPupila-radio;
%%se desplaza hacia la izquierda cierta cantidad debido
%% a que se sabe que no habrá cambios bruscos de niveles de gris
xPtoRadioIris=xCentroPupila-desplazamiento;
pto=0;
for h=xPtoRadioIris:-1:20
    valorPto =double(imagen(yCentroPupila,i));
    if (valorPto>UmbralDeReconocimientoBorde)
        pto=h;
        break;
    end
end
ptoIzq=pto;
```

I.2.1.4 Interpolación bilineal

```
%%Inetrpolacion bilineal: Toma el valor promedio
%%de gris de los 4 pixeles vecinos.
nivelGris=(img(m-1,n-1)+img(m+1,n-1)+img(m-1,n+1)+img(m+1,n+1))/4
```

I.2.1.5 Eliminación de iluminación de fondo

```
%%se estima la iluminación de background
backgroundIluminacion =imopen(imagen,strel('disk',15));
%%se resta la iluminación
iluminacion=imagen-backgroundIluminacion;
%%se ajusta la imagen a la nueva iluminación
iluminacion = imadjust(iluminacion);
```

I.2.2 Codificación de características

```
function y = codificacionCaracteristicas(vector,hpix,vpix)
[fil,col]=size(vector);
result=zeros(fil,col);
%%Se divide el ancho y alto del vector
%%para obtener parches del mismo tamaño
if mod(col,hpix)>=1
    col = col - mod(col,hpix);
end
if mod(fil,vpix)>=1
    fil = fil - mod(fil,vpix);
end
cantHoriz = round(col/hpix);
%%se recorre horizontalmente obteniendo los cruces en cero de las
%%diferencias entre los coeficientes de parches adyacentes si el
%%resultado es >0 se codifica 1. de lo contrario 0.
for f=1:8:fil
    ult=1;
    for c=1:cantHoriz-1
        a=vector(f:f+7,ult:ult+11);
        b=vector(f:f+7,ult+11:ult+11+11);
        a=a-b;
        result(f:f+7,ult:ult+11)=a;
        for(rf=f:f+7)
            for rc=ult:ult+11
                if ((result(rf,rc)>=0))
                    result(rf,rc)=1;
                else
                    result(rf,rc)=0;
                end
            end
        end
        ult=ult+12;
    end
end
end;
y=result;
```

I.3 Algoritmo 3: *Iris recognition Based on Multichanel Gabor Filtering*

I.3.1 Extracción y Codificación de características

I.3.1.1 Extracción

```
%% se extraen las características y se forma el vector correspondiente
function y=extraccionCaracteristicas(vector,imagen)
[f,c]=size(vector); vectorRes=zeros(f,64);
vectorCaracteristicas=zeros(1,160,5);
m=media(imagen); %%Se obtiene la media de la imagen normalizada
%%Se generan los filtros a distintas frecuencias
filtros=generacionFiltros();
for z = 1:5
    posVCarac=1; cont = 1;
    %%Se aplican los filtros de Gabor en las frecuencias 2,4,8,16 y 32
    for k=1:5
        for j=0:45:135 %se aplica a cada ángulo de la img (0,45,90,135)
            inicio=0;
            for i=1:8 %Se aplica el filtro a cada subimagen
                %%se filtra la subimagen
                vecTemp=vector(1:f,inicio+1:inicio+64,z);
                subimg=imfilter(vecTemp,filtros(:,:,cont),'symmetric','conv');
                vectorRes(1:f,1:64)=im2double(subimg); inicio=inicio+64;
                %%Se debe formar el vector de característica para esa sub imagen y
                %%guardarlo en el arreglo V (que tiene longitud 160)
                %%debo recorrer la subimagen filtrada
                suma=0;
                cantPixeles=f*64;
                for fi=1:f
                    for c=1:64
                        suma=abs(suma+(vectorRes(fi,c)-m));
                    end
                end
                %%Se obtiene el promedio de desviación absoluta.
                vectorCaracteristicas(1,posVCarac,z)=suma/cantPixeles;
                posVCarac=posVCarac+1;
            end
            cont = cont+1;
        end
    end;
end;
y=vectorCaracteristicas;
```

I.3.1.2 Comparación

```
%%Calcula la distancia eucladiana por pesos.
%%Se deben establecer los pesos manualmente.
function y=distanciaEucladianaConPeso(vecDeBase,vec2, BN, N)
vecDeBase=formatearVectorCaracteristicas(vecDeBase);
vec2=formatearVectorCaracteristicas(vec2);
%% Con estos pesos se obtuvieron mejores resultados.
%% La bibliografía no indica cuales son los pesos
pesos=[0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5];
sumaTempBN=0;
for i=1:BN
    sumaTempN=0;
    for j=1:N
        sumaTempN=sumaTempN+(vecDeBase(i,j)-vec2(i,j))^2;
    end
    sumaTempBN=pesos(i)*(sumaTempBN+(sumaTempN));
end
y=sqrt(sumaTempBN);
```


Agradecimientos

Deseamos expresar nuestro agradecimiento a todas aquellas personas que de una manera u otra hicieron posible la realización de esta Tesina, especialmente:

A la Universidad Nacional de La Plata, pública y gratuita, y en particular a la Facultad de Informática, por permitir nuestro desarrollo profesional y personal durante estos años.

Al Dr. Marcelo Naiouf, director de esta Tesina, por proporcionarnos las condiciones de trabajo necesarias para su adecuado desarrollo y permitirnos realizarlo libremente.

A la Dra. Laura C. De Giusti, co-director de este trabajo, por guiarnos en la realización de esta Tesina, por estar siempre dispuesta a responder nuestras dudas y proporcionarnos su colaboración de manera constante.

Al Lic. Franco Chichizola, por su constante, desinteresada e invaluable ayuda, tanto en el diseño como en la realización de esta Tesina.

Agradecimientos de María Laura Finamore

Quisiera agradecer:

A mi mamá, una de las personas mas importantes de mi vida, que aunque hoy no este aprendo diariamente de ella y se que estaría muy orgullosa de mí.

A mi abuela, Berna, que me dejó la enseñanza que se puede ser feliz a pesar de las adversidades que nos presenta la vida.

A mi familia, a mi padres Rodolfo y Mabel y a mis hermanos Julieta e Ignacio, que siempre me apoyaron, me enseñaron y enseñan a luchar por mis sueños y, los cuales son un ejemplo a seguir.

A mis tíos, Nelly, Aldo, Gino y María José y a mis primos, Andrés, Valeria, Pablo, Alejandra y Ana, por acompañarme en este camino y estar siempre con una sonrisa.

A mis ahijados, Morena y Sebastián, que llenan mi vida de alegría.

A mis amigos, Pablo, Sonia, Florencia, Valeria, Ariel, Liliana, Cintia, Viviana, Patricia, Paula, Belén y Karen, gracias por darme ánimo, por estar en los momentos buenos y en los momentos en que estaba a punto de flaquear, por entender ausencias y por su apoyo incondicional. Son amigos de fierro.

A Juan, gracias por dejarme realizar este trabajo junto a vos, fueron años de aprendizaje y a partir de los cuales encontré un amigo.

A María Laura Dántola, por abrirme las puertas de su casa y por su ayuda constante en la realización de esta Tesina.

A mis compañeros de trabajo y de cátedras de la facultad, que hicieron posible la realización de esta tesina.

Agradecimientos de Juan Alberto Devincenzi

Quisiera agradecer:

A mi esposa María Laura Dántola, por mostrarme el camino, acompañarme en cada momento, sostenerme, comprenderme y; por sobre todas las cosas, amarme con todo tu ser.

A mis padres, Elsa y Luis, por enseñarme que nunca hay que ceder y brindarme “todo” aunque no lo tuvieran. Son mi ejemplo de sacrificio, respeto y fortaleza. Siempre los volvería a elegir.

A mi hermana Camila, por cuidarme siempre, escucharme, arrancarme las palabras; y por darme junto a Rafael a la “personita” que ilumina mis días.

A mi madrina Marta, por su interés constante sobre este trabajo. Tus preguntas y comentarios me ayudaron a seguir en los tiempos de flaqueza.

A mis suegros, que cuidan de mí como un hijo más y siempre me alentaron “a seguir”.

Al resto de mi familia, que sin la necesidad de comprenderme, siempre me respetó y valoró.

A Laura, compañera y autora de esta Tesina. Gracias por acompañarme en este camino, espero lo hayas disfrutado tanto como yo lo hice. Fue un gusto para mí compartirlo contigo. Mi especial agradecimiento a la familia Finamore por recibirme cordialmente en su hogar.

A Germán, Damián, Ernesto y Sergio, amigos que la vida me regaló y que llenan de alegrías mis días. Gracias por comprender mis ausencias y por su incondicional amistad. Mi especial reconocimiento a Sergio por su desinteresada ayuda en la confección de este trabajo.

A Lucas, Ramiro, Sebastián, Luciano, Diego, Carolina y Viviana; por hacer de mi estadía en la Facultad, la más graciosa y llevadera.

A mis compañeros de trabajo de la Facultad de Informática y el Servicio Penitenciario Bonaerense, gracias por darme el espacio para realizar con total libertad esta Tesina.

