



UNIVERSIDAD DE CHILE  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

**DISEÑO DE MOLDES PARA LA DETECCIÓN DE IRIS  
MEDIANTE OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELECTRICISTA

CARLOS FELIPE NAVARRO CLAVERÍA

PROFESOR GUÍA  
CLAUDIO PÉREZ FLORES

MIEMBROS DE LA COMISIÓN  
PABLO ESTÉVEZ VALENCIA  
HÉCTOR AGUSTO ALEGRÍA

SANTIAGO DE CHILE  
OCTUBRE 2010

**UNIVERSIDAD DE CHILE  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

DISEÑO DE MOLDES PARA LA DETECCIÓN DE IRIS MEDIANTE  
OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS

CARLOS NAVARRO CLAVERÍA

<b>COMISIÓN EXAMINADORA</b>	<b>NOTA (n°)</b>	<b>CALIFICACIONES (Letras)</b>	<b>FIRMA</b>
PROFESOR GUÍA SR. CLAUDIO PEREZ FLORES	:	.....	.....
PROFESOR CO-GUÍA SR. HÉCTOR AGUSTO ALEGRÍA	:	.....	.....
PROFESOR INTEGRANTE SR. PABLO ESTEVEZ VALENCIA	:	.....	.....
NOTA FINAL EXAMEN DE TÍTULO	:	.....	.....

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE  
INGENIERO CIVIL ELECTRICISTA**

SANTIAGO DE CHILE  
OCTUBRE 2010

Resumen de la Memoria para optar al  
Título de Ingeniero Civil Electricista  
Por: Carlos Felipe Navarro Clavería  
Fecha: 22 de Octubre de 2010  
Prof. Guía: Dr. Claudio Pérez F.

## **“DISEÑO DE MOLDES PARA LA DETECCIÓN DE IRIS MEDIANTE OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS”**

La detección y localización de iris es uno de los temas más interesantes en el área de detección de patrones, debido a que es un paso crucial para el desarrollo adecuado de aplicaciones más complejas como: sistemas de vigilancia; verificación de identidad; interfaces hombre-máquina; sistemas de ayuda para individuos con discapacidad, entre muchos otros. Lo anterior mezclado al fuerte crecimiento en el mercado biométrico alrededor del mundo hacen que sea de gran importancia encontrar nuevas metodologías de detección de iris rápidas y precisas que permitan adaptarse a condiciones y ambientes complejos.

En este trabajo de memoria se estudian dos métodos que apuntan a mejorar la localización del iris. El primero de ellos define parámetros asociados a moldes utilizados para detectar el borde entre el iris y la esclerótica del ojo. Dichos parámetros no han sido optimizados sino especificados intuitivamente por seres humanos. Por medio del algoritmo de optimización por enjambre de partículas son optimizados los parámetros en una base de entrenamiento, y se generalizan los resultados en varias bases de prueba y los errores utilizan una métrica basada la diferencia entre la detección y el centro real del iris. Este error es normalizado dividiendo por la distancia entre los centros de ambos ojos. Los resultados muestran mejoras respecto del caso sin optimizar en la eficacia de la detección de un 4% en FERET y un 5.7% en Bio ID. Estos porcentajes se refieren a la cantidad de imágenes que cumplen con poseer un error menor a un 1%. El costo computacional adicional es el aumento en los tiempos de detección en un de un 130 a un 172 milisegundos por cuadro en FERET y de 69.85 a 92.57 milisegundos por cuadro en Bio Id. El segundo método propone rediseñar los moldes de manera automática utilizando enjambre de partículas, ya que el modelo propuesto de arcos concéntricos puede no ser el óptimo. Se obtuvieron mejoras respecto de los moldes de arcos concéntricos en la base Bio ID del 8.5%. En la base FERET los resultados no mejoran, pero el tiempo de cómputo se reduce de 130 milisegundos por cuadro a 19.57 milisegundos por cuadro en el mejor caso.

Estos moldes deben ser precisos en la detección del iris y también deben involucrar la menor cantidad de cálculos posibles. Para lograr este propósito se deben definir eficientemente los tamaños de dichos moldes, existiendo un compromiso entre los resultados de reconocimiento y la eficiencia de este resultado.

## **Agradecimientos**

Quisiera agradecer a mis padres, quienes además de darme su cariño, me enseñaron la belleza existente en la educación: tanto de aprender cosas como enseñarlas. A mi madre su amor incondicional y a mi padre el lograr tolerarme en el día a día, tarea para nada fácil. Dar las gracias a mis hermanitos, a quienes, a pesar de los dolores de cabeza que me causan y los muchos más que yo les causo, quiero mucho. A mis abuelos, fuerza en estos días difíciles.

Agradecer también a Catalina Elzo por leer el borrador de esta memoria. A la gente que pasó por el Boletín SEI (en especial a Paulina Ramírez) que por años fueron una fuente inagotable de ánimo y ocio. A Arturo Tagle, Luis Carlos Bolvarán, Francisco León, Javier Barona y Felipe Ramos por todas las tardes de jugo estudiando. Ellos me enseñaron que un 'gross' sobre cualquier cosa es una unidad de pérdida de tiempo.

Por supuesto, agradecer a mis compañeros de laboratorio, en especial a Luis 'El Lucho' Castillo, Daniel Schulz, Alonso Astroza, Juan Tapia, Leonardo Cament y Carlos Aravena, quienes siempre estuvieron dispuestos a responder mis dudas tanto acerca de estos temas como de otros.

Finalmente agradecer al Profesor Claudio Pérez por darme la oportunidad de hacer mi memoria en un tema que realmente me apasiona bastante.

Esta memoria fue financiada por el proyecto FONDECYT N° 1080593 y el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Chile.

*... Dedicado a mis padres,  
Ruby Clavería G. y Carlos Navarro V.*

# Índice General.

<b>1. Introducción</b>	<b>7</b>
1.1 Antecedentes	8
1.1.1 Método de Detección Moldes con Optimización de Parámetros	11
1.1.2 Método de Detección por Moldes Genéricos	13
1.2 Estructura de la Memoria	14
1.3 Objetivos	15
<b>2. Optimización por Enjambre de Partículas</b>	<b>17</b>
2.1 Métodos de Detección de Iris	17
2.1.1 Inicialización del Algoritmo	18
2.1.2 Evaluación de la Función Objetivo y Parámetro de Inercia	18
2.1.3 Error en la Localización de Iris.	20
<b>3. Metodología</b>	<b>21</b>
3.1 Introducción	21
3.2 Bases de Datos	21
3.2.1 Gray FERET	22
3.2.2 Bio ID	22
3.3 Optimización de Parámetros por <i>PSO</i>	23
3.4 Optimización de Moldes Genéricos utilizando <i>PSO</i>	25
3.4.1 Multiresolución	28
3.5 Pruebas Realizadas	28

<b>4.</b>	<b>Resultados Experimentales</b>	<b>30</b>
4.1	Introducción	30
4.2	Resultados sin Optimizar	31
4.3	Resultado de Detección por Moldes con Optimización de Parámetros por <i>PSO</i>	32
4.4	Determinación de Parámetro más Relevante.	33
4.4.1	Ángulo $\alpha$	33
4.4.2	Ángulo $\beta$	34
4.4.3	Umbral de Binarización $\mu$	34
4.4.4	Distancia entre Integrales de Línea $\delta$	35
4.4.5	Relación de Radios de Ojo y Cara	35
4.4.6	Radio de Elemento Estructural	36
4.5	Resultados de Moldes Genéricos con <i>PSO</i> .	37
4.5.1	Uso de matrices por separado	38
4.5.2	Multiresolución	40
4.6	Discusión de Resultados.	41
4.6.1	Análisis de Detección por Moldes con Optimización de Parámetros.	41
4.6.2	Análisis de Parámetro más Relevante	42
4.6.3	Análisis de Moldes entregados por <i>PSO</i> .	44
4.6.4	Análisis de Errores y Tiempos empleados en la Detección	44
<b>5.</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>47</b>
5.1	Conclusiones Generales	47
5.2	Trabajo Futuro	48
	<b>Referencias</b>	<b>49</b>

## Índice de Figuras.

<b>Figura 1.1</b>	Parámetros del rostro.	9
<b>Figura 1.2</b>	Elemento estructural tipo disco	10
<b>Figura 1.3</b>	Pre-procesamiento con umbral de 7%.	10
<b>Figura 1.4</b>	Ángulos $\alpha$ y $\beta$ que definen la zona del Iris que no posee oclusión de párpados.	12
<b>Figura 1.5</b>	Detección de Iris utilizando dos integrales de línea	12
<b>Figura 1.6</b>	Ejemplo de molde genérico.	13
<b>Figura 2.1</b>	Diagrama de bloques del algoritmo de <i>PSO</i> .	19
<b>Figura 2.2</b>	Función objetivo y parámetros que la definen	20
<b>Figura 3.1</b>	Diagrama de bloques de la búsqueda de las matrices.	27
<b>Figura 3.2</b>	Zoom del diagrama de bloques utilizado para cada algoritmo de <i>PSO</i> en la figura anterior.	27
<b>Figura 4.1</b>	Molde de 13x13 asociado a radios de 3 pixeles.	37
<b>Figura 4.2</b>	Molde de 15x15 asociado a radios de 4 pixeles.	37
<b>Figura 4.3</b>	Molde de 17x17 asociado a radios de 5 pixeles.	38
<b>Figura 4.4</b>	Ejemplos de detección en las que existe presencia de oclusión en el parpado inferior.	41
<b>Figura 4.5</b>	Ejemplos de error mayor a 0.05 en el método de detección por moldes con optimización de parámetros. Base FERET.	45
<b>Figura 4.6</b>	Ejemplos de error mayor a 0.1 en el método de detección por moldes con optimización de parámetros. Base Bio ID.	45



## Índice de Tablas.

<b>Tabla 4.1</b>	Detección en las tres bases con los parámetros base.	31
<b>Tabla 4.2</b>	Detección en las tres bases con los parámetros optimizados.	32
<b>Tabla 4.3</b>	Detección en las bases de prueba con la partícula $P_\alpha$ .	33
<b>Tabla 4.4</b>	Detección en las bases de prueba con la partícula $P_\beta$	34
<b>Tabla 4.5</b>	Detección en bases de prueba con la partícula $P_\mu$	35
<b>Tabla 4.6</b>	Detección en las bases de prueba con la partícula $P_R$	36
<b>Tabla 4.7</b>	Detección en las bases de prueba con la partícula $P_T$	36
<b>Tabla 4.8</b>	Detección en bases de prueba con matriz $M_{13 \times 13}$	38
<b>Tabla 4.9</b>	Detección en bases de prueba con matriz $M_{15 \times 15}$	39
<b>Tabla 4.10</b>	Detección en bases de prueba con matriz $M_{17 \times 17}$	39
<b>Tabla 4.11</b>	Detección en bases de prueba con Multiresolución	40

# Capítulo 1.

## Introducción.

La localización de iris es uno de los temas más interesantes en el área de detección de patrones, debido a que es un paso crucial para el desarrollo de aplicaciones más complejas como: verificación de identidad [4] y [5]; sistemas de vigilancia; sistemas de ayuda para individuos con discapacidad [12] y [13], entre muchos otros.

En varias de estas aplicaciones, principalmente las que involucran operaciones en controles de acceso, videojuegos o cualquier otra en que la respuesta del sistema deba ser rápida, el procesamiento en tiempo real de la etapa de localización del iris es de crucial importancia para lograr un mediano desempeño de la aplicación. De ahí la importancia de investigar métodos que, siendo rápidos, permitan ser integrados en algoritmos complejos minimizando los tiempos de cómputo.

Al diseñar un método de detección de iris es necesario considerar que pueden existir oclusiones de párpados o pestañas sobre el iris y además movimientos naturales de la cabeza. Estas perturbaciones pueden influir notoriamente en la localización del ojo. Se ha demostrado que el rendimiento de un reconocedor de rostros decae fuertemente a medida que aumenta el error en la detección de la posición del iris [19]. Un error de tan sólo 5 píxeles produce un descenso en la tasa de reconocimiento de rostros de entre un 10% a un 25%. [21]

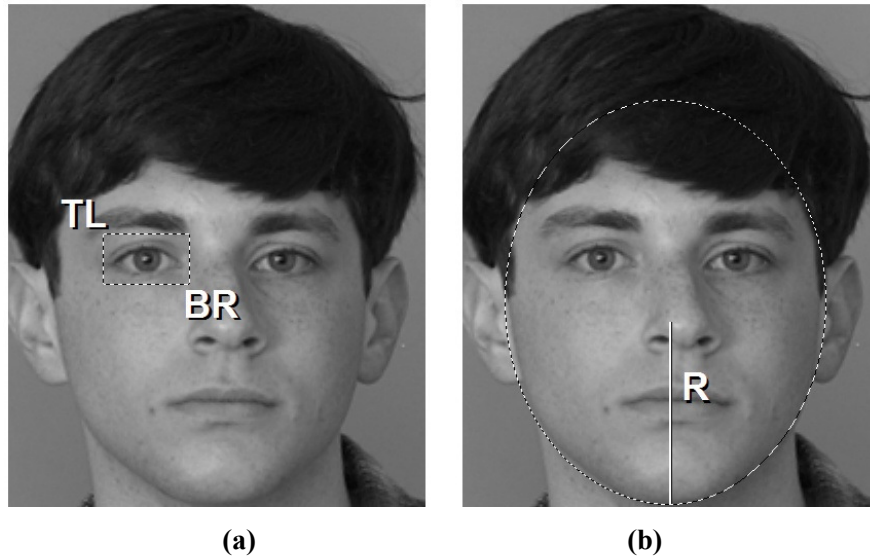
La mayoría de los métodos actuales que usan moldes para detectar iris no han sido optimizados sino que se basan en las características intuitivas que los humanos observan al mirar un ojo [12] y [19].

En esta memoria se propone la optimización mediante enjambre de partículas de moldes para la detección robusta de iris. Estos moldes deben ser precisos en la detección del iris y también deben involucrar la menor cantidad de cómputos posibles. La técnica de enjambres de partículas está basada en una población de soluciones y se guía a través de la inteligencia colectiva de éstas [3] y [6]. Esta técnica de optimización está inspirada en el comportamiento social de los animales tales como un cardumen de peces o una bandada de aves.

## 1.1 Antecedentes

A continuación se describen los métodos para la localización de iris en tiempo real utilizando moldes. La localización de iris se refiere al proceso de ubicar las coordenadas del centro del iris, de manera efectiva y rápida.

Los métodos de localización de iris regularmente son parte de un método de reconocimiento de rostro [7], [10], [11], [12] y [19]. Dentro del rostro es posible delimitar una zona rectangular en la cual es probable encontrar el ojo y por lo tanto el iris. Dicha zona está definida por dos píxeles: llamados *top left* (TL) y *bottom right* (BR), los que son dos vértices opuestos de dicho rectángulo (Figura 1.1 a)



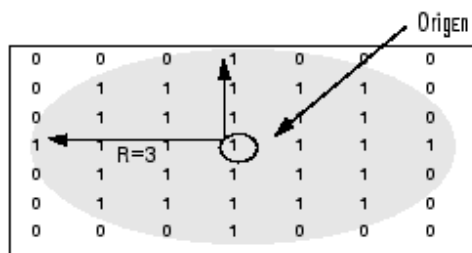
**Figura 1.1** Parámetros del rostro: (a) Delimitación de la zona para encontrar el ojo, y (b) Radio mayor de la cara.

Otro parámetro del rostro es el radio mayor de la cara  $R$  (Figura 1.1 b), el cual está definido como la proyección vertical de la distancia entre el tragus de la oreja a la parte inferior del mentón. Existe una relación encontrada experimentalmente [11] entre el radio del ojo buscado ( $R_{eye}$ ) y el de la cara dada por la siguiente ecuación:

$$\frac{R_{eye}}{R} = 0.055 \quad (1.1)$$

Una hipótesis de este trabajo es que el centro del iris no puede estar en toda la zona definida por el rectángulo, sino sólo en los píxeles más oscuros. Puesto que en algunas imágenes, el flash de la cámara provoca zonas más iluminadas dentro del iris, se utiliza un filtro estructural de tipo disco de 5 píxeles de radio, lo cual elimina dichas zonas. Luego, el centro del iris está incluido en el 35% de los píxeles más oscuros de la imagen binarizada obtenida luego de la aplicación del filtro [10]. Este porcentaje es llamado umbral de binarización.

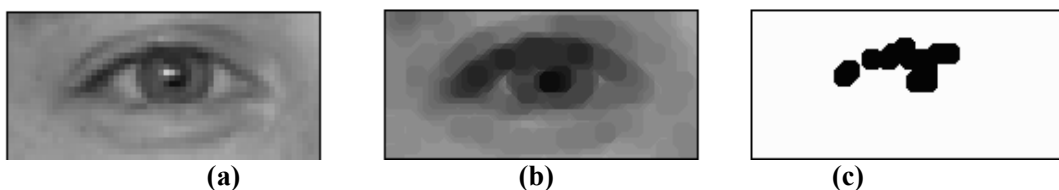
Existe un pre-procesamiento en la detección de iris, de manera de restringir la cantidad de candidatos a ser el centro del iris. Esto se logra por medio de un filtrado mínimo de tipo erosión con un elemento estructural de tipo disco (Figura 1.2). Un parámetro a optimizar en la localización del iris es el tamaño del elemento estructural, puesto que está directamente relacionado con los candidatos a centro.



**Figura 1.2** Elemento estructural de tipo disco.

Este filtrado tipo erosión se comporta como un filtro de dilatación puesto que el interés de este método está en los píxeles negros. En realidad los píxeles más claros son erosionados, con lo que los píxeles más oscuros son dilatados.

Este procedimiento permite obtener los píxeles más oscuros de la imagen (Figura 1.3) incluyendo a algunos de su vecindad, con lo que se restringe la cantidad de posibles centros de iris a verdaderos candidatos a serlo. Con ello el método de detección es más rápido puesto que no se realizan cálculos en vano con candidatos que están lejos de ser el centro.



**Figura 1.3** Pre-procesamiento con un umbral de 7%: (a) imagen original, (b) imagen filtrada con disco de 3 píxeles de radio, y (c) binarización del 7% más oscuro de la imagen b.

Otro concepto importante es el de integral de línea, la cual se refiere a sumar las intensidades de un grupo de píxeles y dividirlos por la cantidad de éstos. La ecuación que define este concepto es la siguiente:

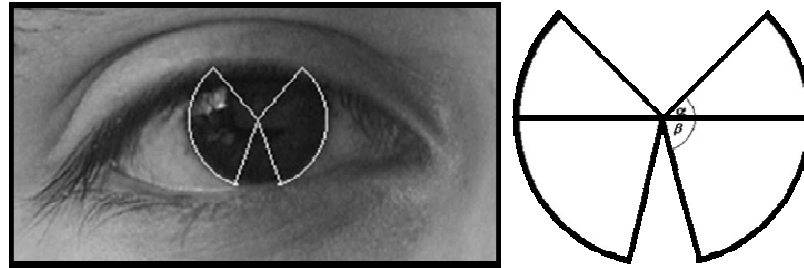
$$I_{Linea} = \sum_{i,j \in T(i_0,j_0)} \frac{I_T(i,j)}{N_T} \quad (1.2)$$

En la ecuación (1.2) se suman las intensidades de los puntos contenidos en un sector de la imagen definido por  $I_T$  y el total se divide por el número de píxeles utilizados  $N_T$ . Al tener tanto el radio estimado del ojo como los potenciales centros, es posible utilizar los dos métodos de detección de iris que se definen a continuación.

### **1.1.1. Método de Detección por Moldes con Optimización de Parámetros**

Dado que el iris presenta una forma circular, lo natural es emplear integrales de línea donde los elementos que se suman posean esta forma. Sin embargo, los párpados y las pestañas pueden ocluir el iris, por lo que estas representaciones no son completamente circulares. La intersección entre el párpado y el iris, junto con el centro de éste definen ángulos  $\alpha$  y  $\beta$ , con respecto a la horizontal. Estos ángulos decrecen hasta  $0^\circ$  mientras se parpadea o cuando los ojos están cerrados.

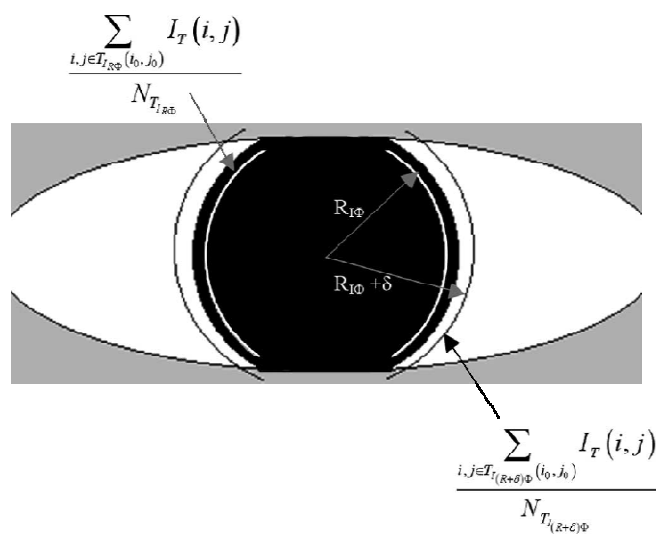
Examinando las bases de datos se encuentra un valor medio para ángulos  $\alpha$  y  $\beta$  de  $50^\circ$  y  $70^\circ$  respectivamente [10]. Luego las integrales de línea estarán estrechamente ligadas a dichos ángulos, explicados en la Figura 1.4.



**Figura 1.4** Ángulos  $\alpha$  y  $\beta$  que definen la zona del iris que no posee oclusión de párpados.

El método a implementar se fundamenta en que existe un notable contraste entre el iris, que presenta pixeles más oscuros, y la región de la esclerótica que al ser blanca, presenta pixeles más claros [12]. Por lo anterior es práctico definir dos integrales de línea: una por dentro y la otra por fuera del iris, lo que se puede hacer dado que se posee una estimación del tamaño del ojo, y por ende una aproximación al tamaño del radio de ambas integrales.

Con el valor entregado por ambas integrales se puede hacer un cociente, el cual es máximo cuando la integral de línea externa posee valores altos (blancos) y la interior posee valores bajos (negros). Todo lo anterior es descrito en la Figura 1.5



**Figura 1.5** Detección de Iris utilizando dos integrales de línea

Se consideran posibles centros del iris los pixeles pertenecientes al 35% más oscuro de la imagen filtrada [12]. Finalmente la ubicación del centro del iris se determina donde el cociente de las integrales es máximo es designada como el centro del iris.

Este método es claramente mejorable, puesto que sus 6 parámetros (Los ángulos  $\alpha$  y  $\beta$ ; el umbral de binarización; la razón de radios ojo-cara establecida en (1.1); la distancia que existe entre ambas integrales de línea y el tamaño del elemento estructural) han sido establecidos por prueba y error, sin buscar un óptimo. La optimización al método se explica en el capítulo 3.

### 1.1.2. Método de Detección por Moldes Genéricos

Este método tiene como finalidad utilizar un molde patrón que sirva para la detección de iris. Es una generalización del método anterior, puesto que se utiliza una matriz que pueden tener tres valores: 1, -1 o 0, que definen si el pixel va en la integral de línea del nominador, del denominador, o simplemente no va, respectivamente. Un ejemplo de esta matriz es el mostrado en la Figura 1.6.

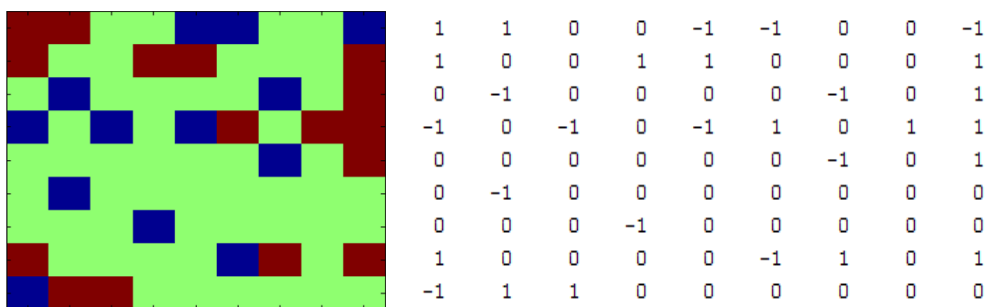


Figura 1.6 Ejemplo de molde genérico.



El tamaño de la matriz debe adaptarse al tamaño del ojo. Cuando la matriz se ubique sobre el ojo, éste debe estar contenido en ella, de manera que todas las características relevantes del mismo se incluyan en la detección, obteniendo mejores resultados.

Los elementos de la matriz que están incluidos en las integrales de línea definen el cociente que se evalúa en todos los potenciales centros. En este caso el que resulte máximo determinará el centro del iris.

Este método permite obtener resultados que no se basan en moldes antropométricos (como el explicado en el punto 1.1.1) sino a características físicas que no se pueden observar a priori. El molde basado en optimización de parámetros representa las características principales de los ojos que se mantienen invariantes. A pesar del buen desempeño mostrado en la utilización de estos moldes, es natural buscar una forma óptima de estimarlos de manera de incluir tanto las características que presenten una mayor competencia en la localización del iris como mejorar la certeza del algoritmo de detección. El detalle de esta optimización se encuentra en el capítulo 2.

## **1.2 Estructura de la Memoria**

En el capítulo 2, el lector puede interiorizarse en los temas concernientes a la teoría del método de optimización utilizado en esta memoria. En el capítulo 3 se muestran cuales son las bases de datos empleadas en este trabajo. También se define la metodología propuesta para resolver el problema de la generación tanto de moldes definidos por parámetros (ver punto 1.1.1) como genéricos (ver punto 1.1.2).

En el capítulo 4 se muestran los resultados obtenidos para los métodos de detección que se buscan optimizar. En ambos casos se compara el error existente entre la detección del iris y los valores fijados manualmente. Además se hace un análisis de los datos obtenidos.

Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones generales que se pueden obtener de los resultados, y además se entregan posibles líneas a seguir para mejorar el método presentado, en un desarrollo futuro.

## **1.3 Objetivos**

### **1.3.1. Objetivo General**

El objetivo de esta memoria es desarrollar dos metodologías para la generación de moldes para detectar iris en tiempo real, utilizando enjambres de partículas. La primera consiste en optimizar los parámetros de moldes ya definidos, mientras que la segunda se refiere a optimizar la forma del molde para mejorar su precisión, robustez y/o velocidad. Esta optimización es realizada mediante enjambre de partículas, similares a los usados en [19] para optimizar los moldes del rostro.

### **1.3.2. Objetivos Específicos.**

Mejorar el método de detección por moldes con optimización de parámetros utilizando optimización por enjambre de partículas (*PSO*). Se obtiene un nuevo set de parámetros como los definidos en (1.1.1). Esto es un par de ángulos  $\alpha$  y  $\beta$ ; un umbral de binarización; la distancia que existe entre ambas integrales de línea; la razón de radios ojo-cara establecida en (1.1) y un tamaño del elemento estructural, que entreguen un mejor resultado en la detección sin utilizar un tiempo excesivamente mayor que el método sin optimizar.

Analizar la importancia de cada uno de los parámetros en la optimización permite dar pauta a futuras optimizaciones sobre los parámetros que merecen más cuidado a fin de lograr mejores detecciones.

Optimizar la forma de las matrices en el método de detección por moldes genéricos. A través de ello se logra una generalización completa de la detección, incorporándose información nueva en ésta, con lo que se esperan resultados más precisos que los entregados por el método de detección por moldes con optimización de parámetros.

## Capítulo 2.

# Optimización por Enjambre de Partículas

### 2.1 Introducción

El método de Optimización por Enjambre de Partículas (*PSO*, en sus siglas en inglés) es un algoritmo heurístico, diseñado por Eberhart y Kennedy [6]. Se fundamenta en la interacción de sistemas sociales tales como las bandadas de aves, los enjambres de abejas o los cardúmenes de peces.

El algoritmo de *PSO* simula el comportamiento social de una partícula moviéndose a través de un espacio multidimensional. Cada vector solución está asociado a una partícula individual con coordenadas únicas en el espacio de búsqueda.

Cada partícula posee una posición  $X_i$  y una velocidad  $V_i$  en el espacio  $N$ -dimensional. La posición representa una posible solución al problema de optimización mientras la velocidad indica la cantidad de cambio entre la posición actual y la siguiente. El método además almacena la mejor posición anterior  $P_i$  y la mejor posición global de todas las partículas que están en su vecindad  $P_{g(i)}$ . Esta información es utilizada para adaptar la velocidad de cada partícula y con ello la posición en la iteración siguiente. La idea general es que cada partícula recorrerá el espacio de soluciones, siendo motivada a acercarse a los puntos más prometedores que haya recorrido anteriormente y a los puntos que globalmente hayan resultado óptimos.

### 2.1.1. Inicialización del Algoritmo

Al comenzar el método, se genera una población de partículas aleatorias de tamaño  $M$  es inicializada tanto para la posición como para la velocidad ( $X_i$  y  $V_i$ ) de la población. Esta inicialización debe ser realizada dentro de los límites establecidos por cada problema. En particular un parámetro relevante es la velocidad máxima  $V_{max}$  que pueden tener las partículas, puesto que si dicha velocidad es muy grande las partículas no convergen a un óptimo. La velocidad de las partículas es inicializada en el rango  $[-V_{max}, V_{max}]$

### 2.1.2. Evaluación de la Función Objetivo y Parámetro de Inercia

Posterior a la inicialización de las partículas, la siguiente etapa consiste en evaluar una función *fitness* (es decir, la función a optimizar). Esto se realiza para cada posición de las partículas en las iteraciones siguientes del método.

Cada vez que el resultado del *fitness* actual sea mejor que el mejor *fitness* previo almacenado ( $P_i$ ), la posición actual pasará a ser la mejor posición histórica de la partícula ( $P_i = X_i$ ). Lo mismo ocurre con el cálculo de la mejor posición en la vecindad de la partícula  $P_{g(i)}$ , la que será actualizada cuando se encuentre un mejor valor de *fitness* en la posición actual de alguna de las partículas de la vecindad. Para las iteraciones siguientes, la velocidad y la posición de cada partícula se ajustarán de acuerdo a (2.1) y (2.2):

$$V_i(t + 1) = \omega \cdot V_i(t) + \varphi_1 \cdot (P_i - X_i(t)) + \varphi_2 \cdot (P_{g(i)} - X_i(t)) \quad (2.1)$$

$$X_i(t + 1) = X_i(t) + V_i(t + 1) \quad (2.2)$$

donde  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$  son números aleatorios en el rango  $[0, \dots, \varphi_{max}]$ . Habitualmente  $\varphi_{max}$ , es igual a 2, pero puede cambiar dependiendo de la implementación utilizada, teniendo cuidado de mantener la estabilidad. En la ecuación (2.1),  $\omega$  es el parámetro de inercia utilizado para balancear la búsqueda entre exploración y convergencia a lo largo de las iteraciones [17] y [18]. Este parámetro de inercia juega el rol de balancear entre la búsqueda global y la búsqueda local, permitiendo así que el algoritmo se mueva libremente entre sus mejores soluciones locales o globales. Esto permite que el algoritmo pueda afinar su búsqueda en el espacio. Cuando el valor de la inercia es grande ésta ayuda a realizar una búsqueda global, mientras que si la inercia es pequeña tiende a realizar una búsqueda local.

En la Figura 2.1, se puede apreciar el diagrama de bloques del algoritmo, donde es posible identificar las etapas antes mencionadas.

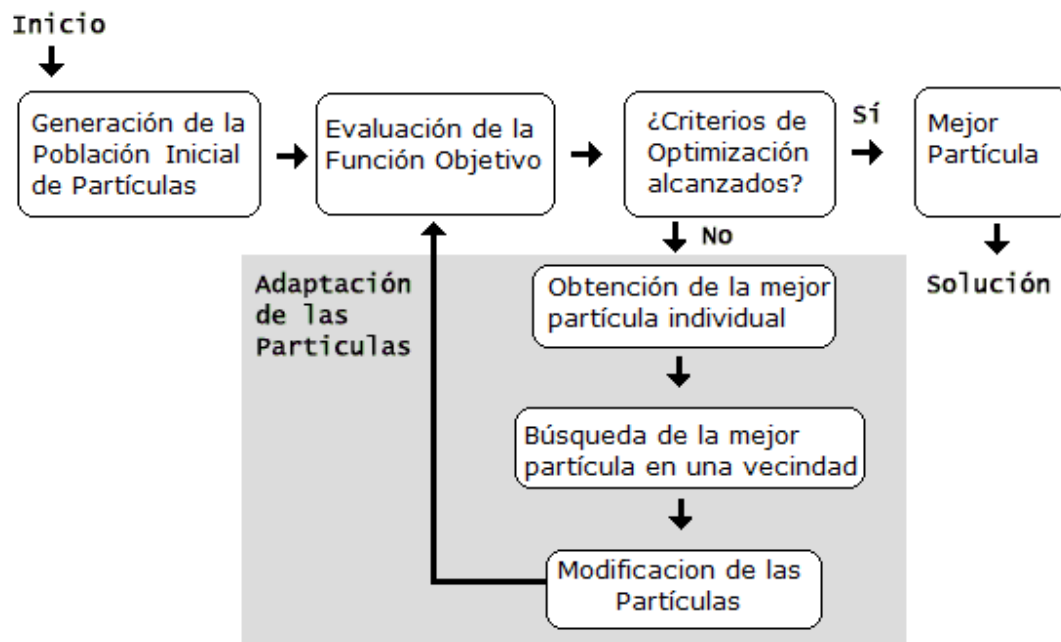


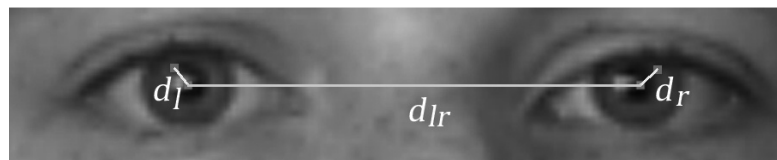
Figura 2.1 Diagrama de bloques del algoritmo de PSO

### 2.1.3. Error en la Localización de Iris

El error que se comete en la localización de los ojos corresponde a la función de *fitness* utilizada en este trabajo. Para ello se utiliza una métrica aplicada en [16] que define el error relativo en la determinación de la posición del iris como:

$$err = \frac{\max(d_l, d_r)}{d_{lr}}, \quad (2.3)$$

donde  $d_l$  es la disparidad del ojo izquierdo, es decir, la distancia entre la posición real del ojo izquierdo y la detectada por el método.  $d_r$  la disparidad del ojo derecho y  $d_{lr}$  la distancia euclidiana entre las posiciones reales de ambos centros, las que son explicitadas en la Figura 2.2.



**Figura 2.2** Función objetivo y parámetros que la definen.

La medida expresada en (2.3) permite medir cuan buena es la localización del iris. Si dicho valor es menor a 0.1 se puede calificar a la detección como exitosa. La función objetivo a minimizar por medio del algoritmo de *PSO* será la suma de todos los errores para cada una de las fotos de una partición dada.

## **Capítulo 3.**

### **Metodología**

#### **3.1 Introducción**

El objetivo planteado de mejorar la localización de los ojos es logrado por dos caminos diferentes. El primero consiste en optimizar los parámetros de los moldes ya existentes por medio de optimización por enjambre de partículas. El segundo camino consiste en optimizar el molde mismo dentro de una matriz definida para ello. Ambos métodos difieren en que optimizar el molde funciona para matrices de un tamaño específico. Luego se deben encontrar distintos moldes para diferentes tamaños de ojos. Esto se logra por un procedimiento llamado multiresolución.

Antes de describir estos caminos seguidos, se explica cuales son las bases de datos utilizadas y su importancia a fin de lograr un método lo más general posible y comparable con otros procedimientos desarrollados.

#### **3.2. Bases de Datos Utilizadas**

La importancia de utilizar bases de datos estándares radica en que así los métodos serán comparables con otros resultados reportados.



Para probar la efectividad de un método se necesita particionar las bases. Con ello se utiliza una parte como entrenamiento y una diferente como prueba. Estas divisiones se deben hacer al azar, lográndose así los mejores resultados posibles. Las dos bases de imágenes utilizadas son Gray FERET y Bio ID.

### **3.2.1. Gray FERET**

El programa *FERET (Facial Recognition Technology)* [14] creó una gran base de datos de imágenes de rostros para establecer un set de prueba independiente de los desarrolladores de algoritmos para detección y reconocimiento de rostros. Las imágenes se obtuvieron en un ambiente semi-controlado, utilizando la misma configuración física para cada sesión. La base de datos FERET se obtuvo en 15 sesiones fotográficas llevadas a cabo entre Agosto de 1993 y Julio de 1996 e incluye 1564 conjuntos de imágenes adquiridas de 1199 individuos. La base de datos se encuentra disponible en forma gratuita, previa autorización.

### **3.2.2. Bio ID**

Este grupo de imágenes fue grabado y publicado a fin de ofrecer la posibilidad de comparar la calidad de los algoritmos de detección con otros. Mientras se creó se dio importante énfasis a ser una base de imágenes puesta en condiciones de "el mundo real", por lo que las imágenes son bastante más heterogéneas que la base Gray FERET, teniendo una gran variedad de iluminación, *backgrounds* y tamaños de rostros. Esta base contiene 1521 imágenes en tono de grises con un tamaño de 384x286 píxeles. Cada una muestra la vista frontal de una cara de cada uno de los 23 sujetos de prueba.

### 3.3 Optimización de Parámetros por PSO.

La detección de iris utilizando moldes define varios parámetros, los cuales fueron configurados manualmente por lo que pueden ser optimizados. Estos parámetros son:

- Los Ángulos  $\alpha$  y  $\beta$  que fueron definidos en el punto 1.1.1. Son usados en la medición de la frontera entre el iris y la esclerótica sin oclusiones producidas por parpados o pestañas. Usualmente de valor  $50^\circ$  y  $70^\circ$ , respectivamente. Estos ángulos influyen directamente en la cantidad de cálculos realizados, por lo que es importante encontrar los adecuados si se desea encontrar un método veloz además de exacto.
- El umbral de binarización,  $\mu$ , que es el porcentaje de datos ubicados utilizados como posibles centros en la detección. Regularmente es de 35% lo que significa que tal porcentaje de píxeles son probables centros. Este parámetro impacta directamente en la cantidad de cálculos realizados por la detección, y por ende con los tiempos que se demora el método. Sin embargo el disminuir mucho este umbral puede empeorar la localización, por lo que son efectuadas optimizaciones en el rango 10% - 60%.
- La cantidad de píxeles,  $\delta$ , presentes entre los radios de las integrales de línea externas e internas. Regularmente, el número de píxeles es 2. A primera vista este parámetro no es tan relevante, pero se introduce en algoritmo de detección a fin de averiguar su influencia en la búsqueda de la mejor partícula.
- La relación entre el tamaño de los radios del ojo ( $R_{eye}$ ) y la cara( $R$ ). Tradicionalmente este valor es de 0,055. De este valor también depende la cantidad de cálculos realizados por la detección.

- El radio  $T$  del elemento estructural que hace el preprocesamiento para encontrar un número de posibles centros, influyendo directamente en el número de cálculos realizados en la localización.

La función que se busca minimizar es la suma de los errores para cada foto dentro de la base de entrenamiento: 30 imágenes pertenecientes a la base Gray FERET; y el método utilizado para ello es *PSO*. Cada solución se representa por una partícula individual, con coordenadas en el espacio de búsqueda. Dado que la cantidad de parámetros son seis, la dimensión de dicho espacio también es seis. La posición de cada partícula se inicia aleatoriamente y luego ésta se va moviendo hacia zonas del espacio con soluciones de mejor calidad de acuerdo a las interacciones que se producen entre cada partícula. En particular se generan en total 24 partículas del tipo  $[\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{R_{eye}}{R}, T]$  de dimensión  $1 \times 6$ , las que son expuestas a 100 iteraciones.

Las partículas se inicializan aleatoriamente entre límites que varían para cada parámetro. En el caso de los ángulos, varían entre  $3^\circ$  y  $87^\circ$ ; para la cantidad de píxeles entre 1 y 3; y la relación entre los radios puede variar entre los valores 0.035 y 0.075. En el caso del umbral de binarización se realiza entre 10% y 60%. Por último el tamaño del radio del elemento estructural varía entre 1 y 8.

El valor de la velocidad máxima también depende de cada parámetro, pero es sugerido que se utilice un cuarto de los intervalos definidos anteriormente, de manera de poder recorrer todo el espacio en pocas iteraciones, sin salirse de las fronteras de éste [18]. De ocurrir esto la partícula cambiará su sentido y mantendrá su velocidad, tal como una partícula real colisiona con una partícula mayor.

La función objetivo es evaluada para cada partícula. Los resultados obtenidos en cada una de las partículas son guardados para ser utilizados en la etapa posterior. Los criterios de detención indican si se ha llegado al final de la minimización de la función objetivo o si ha alcanzado un número máximo de iteraciones.

Luego en el proceso de adaptación de las partículas es donde participa el valor de la inercia de las partículas, la que se inicia en un valor de 0.9 y desciende hasta 0.4 cuando se han realizado el 80% de las iteraciones. Cuando la inercia es grande ayuda a realizar una búsqueda global, luego la inercia disminuye y se realizan paulatinamente búsquedas más locales. Esto ayuda a la convergencia del método de optimización. Cabe notar aquí que las partículas se adaptan dentro de los límites permitidos y si estas se salen de las fronteras son situadas en los bordes definidos del espacio de búsqueda. Por último la influencia de las mejores partículas globales y locales se supone igual, a fin de balancear la parte cognitiva del algoritmo con la parte social.

### **3.4 Optimización de Moldes Genéricos utilizando *PSO***

Tal como se ve en el punto (1.1.2) un molde genérico es representado por una matriz de tamaño  $n \times n$ . Esta matriz puede tener tres valores: 1, -1 o 0, que definen si el pixel va en la integral de línea del nominador, del denominador, o no va, respectivamente.

Se escogen los rangos de tamaños de moldes en base a los tamaños del radio del rostro y el radio del ojo. Se crean moldes diferentes dependiendo de este tamaño de radio.

En particular, en este trabajo, se elaboran tres moldes de 13x13, 15x15 y 17x17 pixeles asociados a radios de 3, 4 y 5 pixeles respectivamente, definidos por los tamaños de rostros posibles. Para cada molde, son generadas en total 24 partículas del tipo  $[x_1, \dots, x_{n^2}]$ , donde n es 13, 15 o 17 dependiendo del grupo de imágenes de entrada.

Tal y como en la optimización de detección de iris por medio de parámetros, el algoritmo PSO se ejecuta por 100 iteraciones, donde el método de optimización escoge la que minimice el error cometido en la detección. Este procedimiento se repite para cada uno de los tres moldes, generando tres partículas finales diferentes: una cuando el radio sea menor que 4, otra cuando es igual a 4 y una última cuando el radio es mayor que 4. Las partículas se inicializan aleatoriamente entre con valores entre 1, -1 o 0, los cuales definen si el pixel va en la integral de línea del numerador, del denominador, o simplemente no va, respectivamente. El valor de la velocidad máxima se define en un cuarto del intervalo total.

Al igual que en la optimización de parámetros la función objetivo se evalúa en cada partícula y los resultados obtenidos en cada una de las partículas son guardados para la etapa posterior. Se utiliza la misma base de entrenamiento de 30 imágenes FERET que en el caso anterior. Los criterios de detención nuevamente indican cuando el algoritmo debe terminar.

La inercia de las partículas se inicia en un valor de 0.9 y desciende hasta 0.4 cuando va el 80% de las iteraciones y la influencia de la mejor partícula global y la mejor partícula local también se suponen iguales, balanceando la parte cognitiva con la parte social del método.

Las etapas anteriores son expuestas en las Figura 3.1 donde se explica el método globalmente y en la Figura 3.2 donde se analiza el bloque interno de optimización.

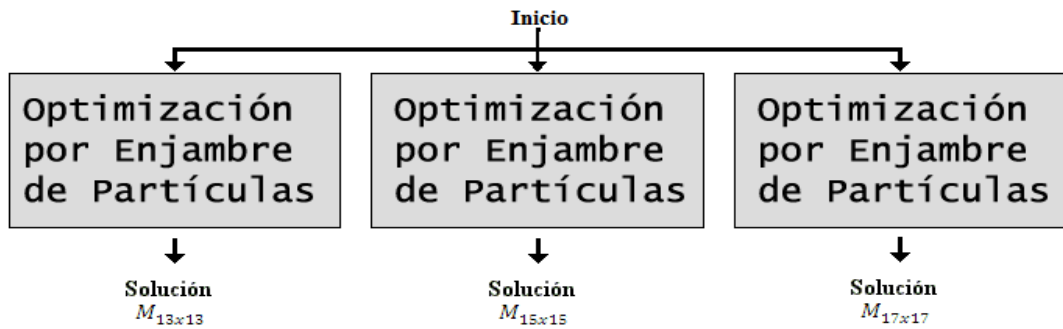


Figura 3.1 Diagrama de bloques de la búsqueda de las matrices.

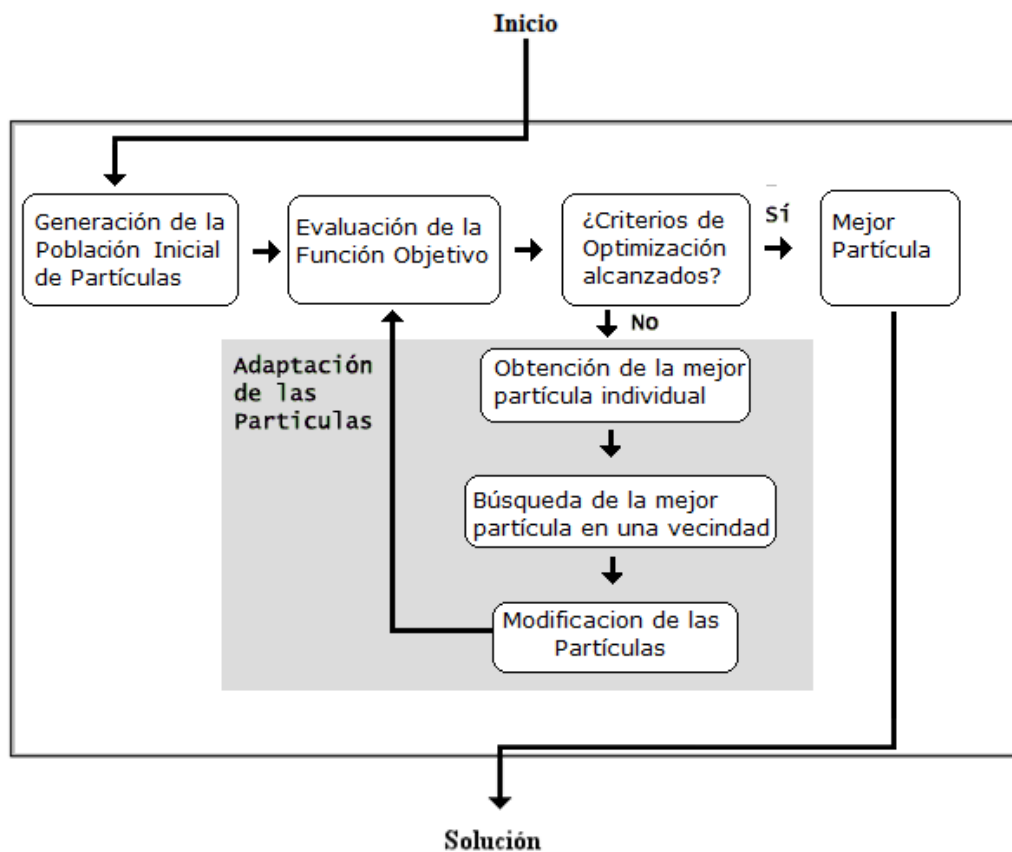


Figura 3.2 Zoom del Diagrama de bloques utilizado para cada algoritmo PSO en la figura anterior.

### **3.4.1. Multiresolución**

Se asignan tamaños de ojos a cada imagen, utilizando el tamaño del radio de cara por medio de la ecuación (1.1). Al ser este tamaño de ojo un número real puede corresponder a dos números enteros, por lo que se hacen dos detecciones y se utiliza el mejor resultado, dado por el valor del cociente entre dos integrales de línea.

El valor estimado del radio del ojo regularmente está entre dos números posibles y aproximar dicho valor genera un error que se puede mejorar con éste método, puesto que se considera el mejor resultado utilizando ambos números.

## **3.5 Pruebas Realizadas**

Las pruebas realizadas están orientadas a comparar el comportamiento de los nuevos moldes para la detección de iris, con los de trabajos anteriores [12]. Este estudio se realiza tanto para el método de detección por moldes con optimización de parámetros como para por moldes genéricos.

Es ejecutada una rutina en MATLAB que compara las detecciones obtenidas mediante ambos métodos con las posiciones especificadas manualmente para cada set de imágenes, obteniendo un error asociado definido en 2.1.3. Las pruebas consisten en obtener el error para cada imagen, además de la media, la desviación estándar y el tiempo empleado en cada set. Estas pruebas se realizan tanto en la base de entrenamiento como en la base de prueba, ambas son imágenes de Gray FERET. Además se realiza una prueba con 70 imágenes en Bio ID.

En particular, para la detección por moldes con optimización de parámetro, es útil ver cuál de estos es más importante en la detección de iris. Para ello se hará un análisis del resultado de mezclar las partículas encontradas por *PSO*, de manera de ver cuál de estos parámetros es el que impone las ventajas más notorias. Con ello, si se desea que el método sea más rápido, pero no se quiere sacrificar la fidelidad del método, se debe priorizar la optimización de este parámetro y no de otros que no son tan relevantes para este fin.

Por otro lado, en paralelo, se realiza un estudio de cuál de los algoritmos es más veloz, con lo que la implementación en tiempo real es más factible.

En el caso de la detección por moldes genéricos es realizada una prueba que permite determinar si usar el algoritmo de multiresolución es más provechoso que usar cada uno de los moldes por separado. Es analizado el compromiso entre utilizar más matrices, y el consiguiente aumento en los cálculos y el tiempo, versus la mejora en el resultado que estas matrices entregan.

Por último los resultados de dichas pruebas serán clasificados de manera de observar cual es el error asociado a cada base de imágenes, en cada uno de los casos. Esto permite determinar cuál de los métodos es el más conveniente a implementar como solución al problema planteado.



## Capítulo 4.

### Resultados Experimentales.

#### 4.1 Introducción

Las pruebas realizadas permiten obtener dos tipos de mediciones: el porcentaje de detecciones correctas y el tiempo empleado en esas detecciones. Es una hipótesis de este trabajo que ya ha sido detectado un rostro, por lo que se posee una cierta región donde buscar el centro del ojo, luego el caso “Iris no detectado” existe sólo si el ojo está cerrado. Cuando esto no ocurre sólo se tienen dos tipos de clasificaciones:

- i) **Iris mal detectado:** En una zona de búsqueda de ojos correctamente demarcada, se detectan como iris zonas que no lo son, tales como cejas, párpados, etc. Ocurre cuando el error relativo es mayor a 0.1
- ii) **Iris bien detectado:** El centro del iris es detectado en una vecindad del centro real de éste. Esta vecindad está relacionada a que el error relativo sea menor a 0.1

Este capítulo se encuentra dividido en tres secciones: en la primera se presenta el resultado de los parámetros históricos, sin optimizar. En la segunda sección se presenta el comportamiento de los parámetros encontrados por *PSO* mediante el método de los parámetros, junto con las pruebas para ver cuál de éstos es más importante y en la última sección se presenta lo encontrado con el mismo algoritmo para los moldes genéricos.

## 4.2. Resultados sin Optimizar.

En [12] se utilizan valores para los ángulos dados por la lógica de los criterios antropométricos. Esto es equivalente a tener una partícula con los siguientes valores:

$$[\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{R_{eye}}{R}, T] = [50, 70, 0.35, 2, 0.055, 4] \quad (4.1)$$

La importancia de analizar este caso radica en la posibilidad de comparar este resultado base con el resto donde sí se realiza una optimización de parámetros. Con esta partícula se realiza la detección, primero en la base de entrenamiento formada por 30 imágenes de Gray FERET, luego en una base de prueba compuesta por 70 imágenes de Gray FERET y por último en una base de prueba de 70 imágenes de la base Bio ID, encontrándose los resultados detallados en la Tabla 4.1:

**Tabla 4.1** Detección en las tres bases con los parámetros base.

	Error Relativo (err)					Tiempo de computo por imagen (1)	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones correctas en base de Entrenamiento FERET	30	30	30	30	28	4.25 s	0.0292	0.0149
%	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>93,33</b>			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	69	69	65	9.10 s	0.0288	0.0202
%	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>98.57</b>	<b>92.86</b>			
Detecciones en la base Bio ID	68	66	64	60	49	4.89 s	0.0576	0.0557
%	<b>97.14</b>	<b>94.29</b>	<b>91.43</b>	<b>85.71</b>	<b>70</b>			

(1) Todos los tiempos son calculados para 5 simulaciones, eliminándose la que posee peor desviación estándar antes de tomar dicho promedio, de manera de obtener una mejor aproximación al tiempo real que se demora este experimento.

### 4.3. Resultado de Detección por Moldes con Optimización de Parámetros por *PSO*.

Se realiza una simulación, variando el porcentaje del umbral de binarización entre 10% y un 60%. En este caso la partícula es iterada cien veces por el algoritmo de *PSO*, cálculo que requiere aproximadamente 20 horas en un computador Intel Core Duo de 2.1GHz y 4GB de RAM . Esta partícula posee los siguientes valores:

$$[\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{R_{eye}}{R}, T] = [59, 44, 0.5435, 2, 0.0498, 7] \quad (4.2)$$

Se realiza la detección, primero en la base de entrenamiento Gray FERET, luego en la base de prueba Gray FERET y por último en la base de prueba Bio ID. Los resultados de esta prueba se resumen en la Tabla 4.2.

**Tabla 4.2** Detección en las tres bases con los parámetros optimizados.

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Entrenamiento FERET	30	30	30	30	30	5.58 s	0.0219	0.0131
<b>%</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	70	70	68	12.04 s	0.0196	0.0118
<b>%</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>97.14</b>			
Detecciones en la base Bio ID	69	66	66	63	53	6.48 s	0.0489	0.0538
<b>%</b>	<b>98.57</b>	<b>94.29</b>	<b>94.29</b>	<b>90</b>	<b>75.71</b>			

## 4.4. Determinación de Parámetro más Relevante.

Tras encontrar una partícula optimizada por los parámetros, resulta interesante saber cuál de estos es el que más afecta el rendimiento de dicha solución. Para determinar esto, se reemplaza uno de los parámetros en la partícula sin optimizar. Con ello se analiza cuál es el parámetro que más influye en los resultados. Estos ensayos sólo se realizaron en las bases de prueba FERET y Bio ID.

### 4.4.1. Ángulo $\alpha$

Una partícula nueva se genera con el Ángulo  $\alpha$  entregado por la detección por moldes con optimización de parámetros y el resto de los parámetros entregados por los resultados sin optimizar:

$$P_{\alpha} = [\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{Reye}{R}, T] = [59, 70, 0.35, 2, 0.055, 4] \quad (4.3)$$

La partícula  $P_{\alpha}$  entrega los resultados de detección detallados en la Tabla 4.3.

**Tabla 4.3** Detección en las bases de prueba con la partícula  $P_{\alpha}$

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	70	69	67	9. 53 s	0.0272	0.0193
%	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>95.71</b>			
Detecciones en la base Bio ID	69	66	64	58	45	4.74 s	0.0598	0.0553
%	<b>98.57</b>	<b>94.29</b>	<b>91.43</b>	<b>82.86</b>	<b>64.29</b>			

### 4.4.2. Ángulo $\beta$

En este caso es reemplazado el Ángulo  $\beta$  en la partícula sin optimizar. Con ello se genera la partícula que se muestra a continuación:

$$P_{\beta} = [\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{R_{eye}}{R}, T] = [50, 44, 0.35, 2, 0.055, 4] \quad (4.4)$$

La partícula  $P_{\beta}$  entrega los resultados de detección detallados en la Tabla 4.4.

**Tabla 4.4** Detección en las bases de prueba con la partícula  $P_{\beta}$ .

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	70	70	69	7.23 s	0.0240	0.0131
%	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>			
Detecciones en la base Bio ID	65	64	63	58	47	3.83 s	0.0612	0.0680
%	<b>92.86</b>	<b>91.43</b>	<b>90</b>	<b>82.86</b>	<b>67.14</b>			

### 4.4.3. Umbral de Binarización $\mu$

Análogamente a los casos 4.4.1 y 4.4.2, se genera la siguiente partícula al cambiar el umbral de binarización del 35% original a un 54% entregado por el método de optimización por enjambre de partículas.

$$P_{\mu} = [\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{R_{eye}}{R}, T] = [50, 70, 0.54, 2, 0.055, 4] \quad (4.5)$$

Los resultados entregados por la partícula  $P_{\mu}$  se resumen en la tabla 4.5.

**Tabla 4.5** Detección en bases de prueba con la partícula  $P_{\mu}$

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	69	69	65	13.20 s	0.0288	0.0202
<b>%</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>98.57</b>	<b>92.86</b>			
Detecciones en la base Bio ID	66	66	64	60	49	6.46 s	0.0591	0.0610
<b>%</b>	<b>94.29</b>	<b>94.29</b>	<b>91.43</b>	<b>85.71</b>	<b>70</b>			

#### 4.4.4. Distancia entre Integrales de Línea $\delta$

Dado que en ambas partículas esta distancia es la misma, no se generan partículas y se asume que la distancia no debe cambiar.

#### 4.4.5. Relación de Radios de Ojo y Cara.

Similarmente a los casos 4.4.1, 4.4.2 y 4.4.3, se crea una partícula al cambiar la relación entre los radios de ojo y cara del 0.055 original a 0.0498 entregado por la optimización.

$$P_R = [\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{R_{eye}}{R}, T] = [50, 70, 0.35, 2, 0.0498, 4] \quad (4.6)$$

El error y el tiempo utilizado en la detección utilizando  $P_R$  se entrega en la Tabla 4.6.

**Tabla 4.6** Detección en las bases de prueba con la partícula  $P_R$

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	70	70	67	7.86 s	0.0248	0.0134
<b>%</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>95.71</b>			
Detecciones en la base Bio ID	69	67	65	61	56	4.12 s	0.0488	0.0521
<b>%</b>	<b>98.57</b>	<b>95.71</b>	<b>92.85</b>	<b>87.14</b>	<b>84.28</b>			

#### 4.4.6. Radio de Elemento Estructural.

Similarmente a los casos anteriores es formada la partícula  $P_T$  en la que el valor modificado es el radio del elemento estructural, parámetro que impacta directamente en la cantidad de candidatos a ser el centro del ojo.

$$P_T = [\alpha, \beta, \mu, \delta, \frac{R_{eye}}{R}, T] = [50, 70, 0.35, 2, 0.055, 7]$$

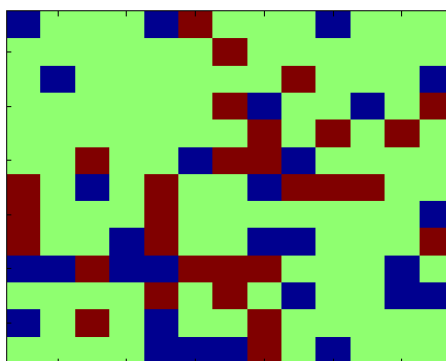
La detección utilizando  $P_T$  se detallan en la Tabla 4.7.

**Tabla 4.7** Detección en las bases de prueba con la partícula  $P_T$

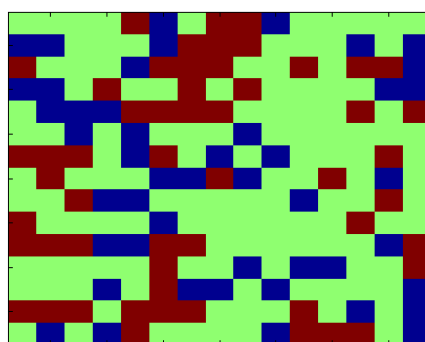
	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	69	69	65	10.25 s	0.0288	0.0202
<b>%</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>98.57</b>	<b>92.86</b>			
Detecciones en la base Bio ID	67	65	65	60	47	5.7 s	0.0603	0.0596
<b>%</b>	<b>95.71</b>	<b>92.86</b>	<b>92.86</b>	<b>85.71</b>	<b>67.14</b>			

### 4.5. Resultados de Moldes Genéricos con *PSO*.

En esta etapa son creados 3 moldes, a partir de 30 imágenes cada uno. Estas imágenes pertenecen a la base FERET y son clasificadas por tamaño de rostro. La hipótesis acerca de que existe una relación entre el tamaño del rostro y el tamaño del iris permite clasificar en tres subgrupos para tamaños de iris de tres, cuatro y cinco píxeles. Estos subgrupos son ingresados al método de *PSO* que encuentra 3 partículas asociadas a dichos radios. Las figuras 4.1, 4.2 y 4.3 muestran las tres matrices utilizadas en este trabajo.

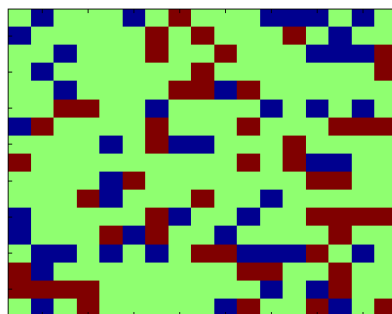


**Figura 4.1** Molde de 13x13 asociado a radios de 3 píxeles. El color verde representa los elementos iguales a 0, el rojo los iguales a 1 y el azul los iguales a -1.



**Figura 4.2** Molde de 15x15 asociado a radios de 4 píxeles. El color verde representa los elementos iguales a 0, el rojo los iguales a 1 y el azul los iguales a -1.





**Figura 4.3** Molde de 17x17 asociado a radios de 5 píxeles. El color verde representa los elementos iguales a 0, el verde los iguales a 1 y el azul los iguales a -1.

Estas tres matrices pueden ser utilizadas de manera separada o bien utilizando el método de multiresolución explicado en el punto 3.4.1.

#### 4.5.1. Uso de Matrices por Separado.

En el caso sin multiresolución se utiliza cada molde redimensionando la matriz utilizada en cada detección. Los resultados de realizar la detección por medio de la matriz  $M_{13 \times 13}$  se muestran en la Tabla 4.8.

**Tabla 4.8** Detección en bases de prueba con matriz  $M_{13 \times 13}$ .

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	69	69	50	2.26 s	0.0481	0.0285
%	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>98.57</b>	<b>71.43</b>			
Detecciones en la base Bio ID	69	69	65	60	45	1.91 s	0.0555	0.0491
%	<b>98.57</b>	<b>98.57</b>	<b>92.86</b>	<b>85.71</b>	<b>64.29</b>			

Al hacer la detección con la matriz  $M_{15 \times 15}$  en ambas bases, se obtienen los resultados mostrados en la Tabla 4.9.

**Tabla 4.9** Detección en bases de prueba con matriz  $M_{15 \times 15}$ .

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	69	67	65	55	1.67 s	0.0471	0.0405
%	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>95.71</b>	<b>92.86</b>	<b>78.57</b>			
Detecciones en la base Bio ID	69	69	67	64	37	1.21 s	0.0587	0.0422
%	<b>98.71</b>	<b>98.71</b>	<b>95.71</b>	<b>91.43</b>	<b>52.86</b>			

Finalmente el usar la matriz  $M_{17 \times 17}$  se resume en la Tabla 4.10:

**Tabla 4.10** Detección en bases de prueba con matriz  $M_{17 \times 17}$ .

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	70	70	70	54	1.37 s	0.0292	0.0370
%	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>77.14</b>			
Detecciones en la base Bio ID	68	67	65	60	32	3.09 s	0.0699	0.0522
%	<b>97.14</b>	<b>95.71</b>	<b>92.86</b>	<b>85.71</b>	<b>45.71</b>			

### 4.5.2. Multiresolución.

En este caso en vez de utilizar las matrices  $M_{13 \times 13}$ ,  $M_{15 \times 15}$  y  $M_{17 \times 17}$  por separado se utilizan en un método conjunto, el cual utiliza la matriz  $M_{13 \times 13}$  cuando el radio es similar y menor a 3 píxeles,  $M_{15 \times 15}$  cuando el radio es similar a 4 píxeles y  $M_{17 \times 17}$  si el radio es similar o mayor a 5 píxeles. En el caso de estar entre dos tamaños se evalúan ambas integrales de línea y se utiliza la de mayor valor.

La detección entrega los resultados mostrados en la Figura 4.11, tanto en la base de prueba FERET como en la Bio ID.

**Tabla 4.11** Detección en bases de prueba con Multiresolución

	Error Relativo (err)					Tiempo tardado en la Prueba	Valor medio del Error	Desviación Estándar del Error.
	0,25	0,20	0,15	0,10	0,05			
Detecciones en base de Prueba FERET	70	69	69	67	59	4.26 s	0.0358	0.0367
<b>%</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>98.57</b>	<b>95.71</b>	<b>84.29</b>			
Detecciones en la base Bio ID	70	69	69	68	55	3.95 s	0.0391	0.0341
<b>%</b>	<b>100</b>	<b>98.57</b>	<b>98.57</b>	<b>97.14</b>	<b>78.57</b>			

## 4.6. Discusión de Resultados.

### 4.6.1. Análisis de Detección por Moldes con Optimización de Parámetros.

Los resultados brindados por la detección por moldes con optimización de parámetros  $P = [59, 44, 0.5435, 2, 0.0498, 7]$  son un exactos que la detección utilizando  $P_R = [50, 70, 0.35, 2, 0.055, 4]$ , entregada por los métodos propuestos en [12].

La mayor discrepancia encontrada entre las partículas óptimas con la de referencia es que en las primeras se tiene el valor de  $\alpha$  mayor que el de  $\beta$ . Esto se puede deber a que en algunas de las fotos existe oclusión por el parpado inferior, como se puede ver en la Figura 4.4, donde las ventanas de búsqueda están marcadas en color blanco, y las integrales interiores y exteriores de línea en rojo y verde respectivamente.



**Figura 4.4** Ejemplos de detección en las que existe presencia de oclusión en el parpado inferior.

El valor del umbral de binarización  $\mu$  aumenta considerablemente de un 35% a un 54% aproximado, este aumento permite obtener un método que si bien es casi un 32% más lento es mucho mejor en cuanto a precisión. Esto se puede ver en las mejoras tanto de detección como en el descenso del valor medio y la desviación estándar del error.

Por otro lado el valor de  $\delta$  se mantiene constante. Con esto se puede observar que los parámetros no necesariamente pueden estar equivocados en la primera aproximación establecida por generalizaciones geométricas.

La razón  $\frac{R_{eye}}{R}$  se hace más pequeña, con lo que se sostiene que el radio del ojo debe ser más pequeño aún en comparación con el radio de la cara, al menos al utilizar esta base de datos.

Finalmente el tamaño del elemento estructural T aumenta. Con ello se obtienen más candidatos a ser el centro del ojo.

#### **4.6.2. Análisis de Parámetro más Relevante.**

El análisis más simple que se puede realizar es que ningún parámetro es lo suficientemente bueno como para obtener resultados mejores que realizar una optimización que utilice todos los parámetros. Es importante ver también que los parámetros fueron modificados de acuerdo a aproximarse a puntos óptimos, lo que no necesariamente genera puntos óptimos. Con ello estas partículas pueden resultar ser peores en la detección que la partícula original, tanto en tiempo como en los errores cometidos en dicha localización.

Las tablas 4.3 a 4.7 permiten obtener una idea de cuál es el parámetro más relevante en la detección. En cada caso se utiliza la partícula dada por [12], a la que se le reemplaza un parámetro a la vez de los entregados por los encontrados en las optimizaciones por *PSO*.

Al cambiar los valores de los ángulos se puede apreciar que al aumentar dichos valores implica aumentar la cantidad de cálculos realizados, por lo que existe un mayor tiempo de procesamiento. Análogamente, disminuir los valores de los ángulos resulta en un menor tiempo de cálculo. El cambiar el ángulo  $\alpha$ , los errores en la detección se mantienen similares, puesto que el cambio en dicho ángulo es pequeño. Al utilizar el nuevo valor de  $\beta$  mejora la precisión del método en el caso de la base FERET, no así en BioID, en donde empeora.

Alterar el umbral de binarización, resulta en un cambio aún más marcado en los tiempos de detección. En el caso de la precisión de la detección se mantiene igual. En el caso de la distancia entre ambas integrales de línea no se efectuaron cambios.

El realizar cambios en la razón entre los radios de rostro y ojos hace que el tiempo empleado en la detección aumente pero en menor cantidad que variar el umbral de binarización. La precisión del método aumenta en ambas bases.

Finalmente el cambiar el valor del radio del elemento estructural T, no afecta la precisión en ninguna de las dos bases y hace que el tiempo de detección sea un poco mayor.

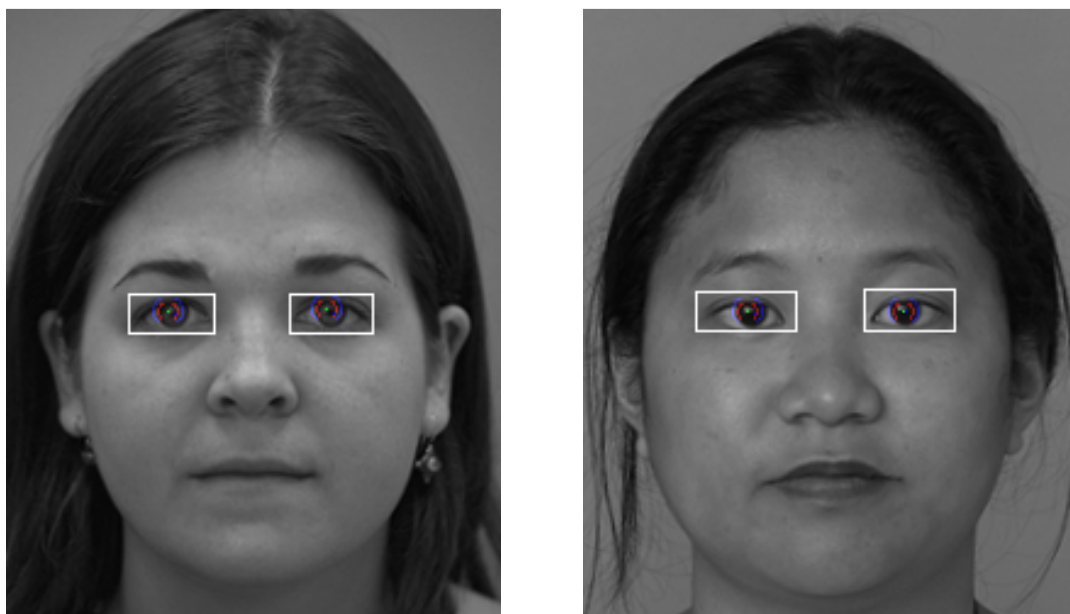
Luego, según este análisis, la variable más relevante en la optimización del método de los parámetros sería la razón entre los radios de rostro y ojos, puesto que este es el parámetro que mejor logra establecer un compromiso entre la efectividad de un método y el tiempo que tarda éste en entregar sus resultados.

### **4.6.3. Análisis de los Moldes entregados por *PSO*.**

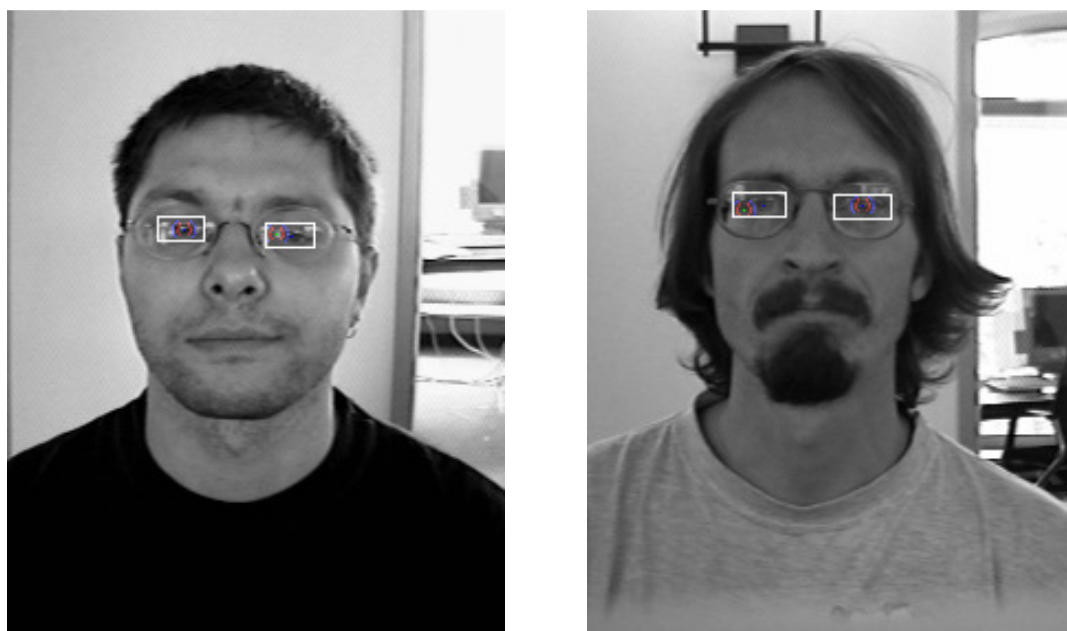
Se puede apreciar que a distintas generaciones de los moldes entregadas por el algoritmo de *PSO* (Figuras 4.1, 4.2 y 4.3) los resultados finales son parecidos entre sí, inclusive es posible observar ciertos patrones. De todas maneras, estos moldes no son idénticos, debido a que la integral de línea puede tener múltiples resultados igualmente óptimos, los cuales varían dependiendo del número de puntos que se están utilizando para generar dicho molde.

### **4.6.4. Análisis de Errores y Tiempos empleados en la Detección.**

En el caso del método de detección por moldes con optimización de parámetros se aprecia una mejora en las tres bases de imágenes en cuanto a la precisión. Este avance es más notable al observar que las imágenes que cumplen con el umbral de error relativo a 0.1 son todas en el caso de Feret y un 90% en el caso de Bio ID. En las tres bases de imágenes el valor medio del error en detección y la desviación estándar del mismo resultan menores que las entregadas por el método sin optimizar. Sin embargo, se puede observar un aumento en el tiempo requerido para efectuar las detecciones, el cual no supera el 30% del caso base. Se obtiene un método cuyo error en detección es menor sacrificando un mayor tiempo en la detección. En la Figura 4.5 se muestran imágenes en donde el error en la detección es mayor a un 0.05 en la base FERET y en la Figura 4.6 se muestran imágenes donde el mismo error es mayor a 0.1 en la base Bio ID.



**Figura 4.5** Ejemplos de error mayor a 0.05 en el método de detección por moldes con optimización de parámetros. Base FERET.



**Figura 4.6** Ejemplos de error mayor a 0.1 en el método de detección por moldes con optimización de parámetros. Base Bio ID.



Según lo anterior es fácil observar que la partícula encontrada está acorde a lo buscado en los objetivos de este trabajo de memoria.

En el caso del método de detección por moldes genéricos, el utilizar multiresolución ofrece una mejora notable a utilizar sólo una de las matrices. Esto se puede ver en las detecciones en base de prueba en donde el error relativo más exigente de 50 detecciones en  $M_{13x13}$ , 55 en  $M_{15x15}$  y 54 en  $M_{17x17}$  mejora a 59 detecciones correctas con multiresolución. Similar caso en la base Bio ID, en donde los resultados en el umbral de 0.1 son de 60 detecciones en  $M_{13x13}$ , 64 en  $M_{15x15}$  y 60 en  $M_{17x17}$ . Esta detección mejora a 68 correctas en multiresolución.

Puesto que la base Bio ID es un set de imágenes más heterogéneo es lógico pensar que el método de multiresolución funciona mejor en dicha base que en FERET. Es importante hacer notar que utilizar los nuevos moldes es mucho más rápido que utilizar el método de los parámetros, por la forma en que están programados dichos procedimientos, logrando bajar el tiempo de detección en casi un orden de magnitud en comparación con la partícula original. Esta detección más rápida posee un costo asociado a que las detecciones no son tan precisas como en el primer caso, al menos en la base FERET, no así en la base Bio ID.

Es por ello que tanto el método de detección por moldes con optimización de parámetros como el de detección por moldes genéricos son aplicables, dependiendo del costo que está dispuesto a pagar en el compromiso eficiencia versus rapidez.

# **Capítulo 5.**

## **Conclusiones**

### **5.1. Conclusiones Generales**

En el presente trabajo de título se han propuesto dos metodologías para la creación de moldes para la localización de iris. Estas metodologías se dividen en la detección por moldes con optimización de parámetros y la detección por moldes genéricos.

El método de detección por moldes con optimización de parámetros permite optimizar las variables que caracterizan el iris. Con ello se logra un método más preciso y aunque más lento, es un bajo costo a fin de tener detecciones más precisas.

La metodología de detección por moldes genéricos, utiliza moldes que no están basados en antropometría sino que capturan de manera automática las características principales del ojo y permitan una mejor localización del iris. Estos moldes ocupan el mismo principio de cálculo de integrales de línea, pero ya no sobre arcos concéntricos sino que sobre píxeles determinados por el algoritmo PSO.

La metodología desarrollada para los moldes fue probada en dos bases de datos, una de fotografías en un medio controlado y la segunda en condiciones más reales. En estas bases de datos se midió el porcentaje de detección correctas del iris, la media y la

desviación estándar del error cometido. La detección de iris en el caso de los parámetros presentó mejoras significativas en comparación al método propuesto en [12].

En el caso de utilizar moldes genéricos creados por *PSO*, la prueba también fue realizada en las mismas bases de datos. En dichas pruebas es posible observar que el método de multiresolución es superior al de utilizar las matrices por separado.

Siempre hay tener en cuenta que existe un compromiso entre la efectividad de un método y el tiempo que tarda éste en entregar sus resultados, por lo que si se desea un método muy eficaz, este probablemente no será rápido y viceversa. Por lo que se debe encontrar un equilibrio donde sea ideado un procedimiento suficientemente veloz sin ser ineficaz y, por otro lado, competentemente efectivo sin ser lento.

## **5.2. Trabajo Futuro**

Una propuesta consiste en estudiar la detección de párpados y anteojos en los algoritmos desarrollados, ya que la presencia de estos impacta de manera negativa en la precisión de los métodos de localización del iris (ojos entrecerrados, reflejos en los anteojos, etc.). Una alternativa es investigar el uso de clasificadores multiclase, basados en Adaboost, para detectar los diversos componentes de los ojos como cejas, párpados, pestañas e iris.

Otra propuesta es extender la metodología presentada a fin de generar moldes de detección de iris en rostros con rotaciones coronales, transversales y sagitales. Para ello se necesita primero definir en cada caso una región donde exista un cierto grado de estas rotaciones, para luego obtener un conjunto de imágenes con ese grado de rotación. Tras ello se puede utilizar la misma metodología, tanto por medio de la definición de parámetros como haciendo moldes genéricos.

## Referencias

- [1] Aravena, C., “Estudio de métodos para detección y seguimiento de rostros frontales en imágenes digitales: Transformada elíptica lineal y moldes PSO”, Tesis de Magíster, Dpto. Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile, 2009.
- [2] Chatterjee, A., Siarry, P., “Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization”, *Computers & Operations Research*, vol. 33, pp. 859–871, 2006.2
- [3] Clerc, M., Kennedy, J., “The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 1, pp. 58–73, 2002.
- [4] Daugman J. (2003) "The Importance of Being Random: Statistical Principles of Iris Recognition." *Pattern Recognition*, pp 279-291.
- [5] Daugman J. (2004) "How Iris Recognition Works." *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. v14 i1, pp 21-30.
- [6] Kennedy J., Eberhart R. C. (1995) “Particle Swarm Optimization” *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Piscataway, NJ., pp. 1942-1948
- [7] Maio, D., Maltoni, D., “Face and eye tracking algorithm based on digital image processing”, *Pattern Recognition*, vol. 33, pp. 1525-1539, 2000.

- [8] Palma, A., “Sistema de detección y seguimiento de movimientos oculares en imágenes digitales”, Tesis de Magister, Dpto. Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile, 2003.
- [9] Parrish, J. K., Viscido, S. V., Grunbaum, D., “Self-organized fish schools: an examination of emergent properties”, *Biological Bulletin* 202, pp. 296-305, 2002.
- [10] Pérez, C., Palma, A., Holzman, C. y Peña C., “Face and Eye Tracking algorithm based on digital Image Processing”, *Proceedings of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Conference*, Arizona, USA, pp.1178-1183, 2001.
- [11] Pérez, C., Lazcano V., Estévez, P., Held, C., “Real Time Iris Detection on Rotated Faces”, *Optomechatronics Systems IV*, *Proceedings of the SPIE*, vol. 5264, Providence, Rhode Island, USA, 28-29, pp. 42-53, 2001.
- [12] Pérez C. et al. (2007) “Real-Time Iris Detection on Coronal-Axis-Rotated Faces”. *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics - Applications and Reviews*, vol. 37, no. 5, pp. 971-978.
- [13] Peña C. (2002) “Desarrollo de una Interfaz para Control de Dispositivos mediante la Detección de Movimientos Oculares”. Memoria de Título, Depto. Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile.
- [14] Phillips P. J., Moon H., Rizvi S. A., and Rauss P. J., “The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 10, pp. 1090–1104, 2000.
- [15] Trelea I., “The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection”, *Information Processing Letters* 85, pp. 317–325, 2003.

- [16] Song J., Chi Z., and Liu J., “A robust eye detection method using combined binary edge and intensity information,” *Pattern Recognition*, vol. 39, pp. 1110–1125, June 2006.
- [17] Shi, Y., Eberhart, R. C., “Parameter selection in particle swarm optimization”, *Evolutionary Programming VII: Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming*, New York, pp. 591-600, 1998.
- [18] Shi, Y., Eberhart, R.C., “A modified Particle Swarm Optimizer”, *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Anchorage, Alaska, pp. 69-73, 1998.
- [19] Vallejos J. I. (2006) “Optimización de Moldes por Enjambre de Partículas y maximización de Componentes para Detección de Rostros e Iris”. Memoria de Título, Depto. Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile.
- [20] Zhang Li-ping, Huan-jun, Shang-xu, “Optimal choice of parameters for particle swarm optimization”, *Journal of Zhejiang University SCIENCE*, vol. 6A, pp.528-534, 2005.
- [21] Zou J., Ji Q., Nagy G., A Comparative Study of Local Matching Approach for Face Recognition, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 16, Issue 10, Oct. 2007, pp.2617-2628