

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE
INGENIEROS DE TELECOMUNICACIÓN



TRABAJO FIN DE GRADO

GRADO EN INGENIERÍA BIOMÉDICA

**PROPUESTA Y EVALUACIÓN DE UN
SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE
IRIS BASADO EN FILTROS DE SOBEL**

ALUMNA

D^a. BEATRIZ MERINO BARBANCHO

TUTORA

D^a. CARMEN SÁNCHEZ ÁVILA

TRIBUNAL

D^a. MARIA LUISA CUADRADO EBRERO

D^a MARIA ISABEL DE CORCUERA LABRADO

D^a. MARIA JOSE MELCÓN DE GILES

D. FRANCISCO NAVARRO VALERO

FECHA DE DEFENSA

CALIFICACIÓN

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE
INGENIEROS DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

GRADO EN INGENIERÍA BIOMÉDICA

**PROPUESTA Y EVALUACIÓN DE UN
SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE
IRIS BASADO EN FILTROS DE SOBEL**

BEATRIZ MERINO BARBANCHO

JUNIO 2016

RESUMEN

A pesar de la variedad de sistemas biométricos existentes, los métodos de reconocimiento de usuarios mediante iris son uno de los procedimientos más fiables a la hora de identificar a una persona. Éstos implementan un procedimiento secuencial dividido en cuatro etapas: captura de la muestra, pre-procesado, extracción de características y comparación de patrones.

Uno de los algoritmos más utilizados es el propuesto por John Daugman, cuyo sistema de reconocimiento de iris se basa en filtros de Gabor en la etapa de extracción de características. El objetivo de este trabajo es proponer y evaluar un sistema de reconocimiento de iris alternativo basado, en este caso, en filtros de Sobel. El sistema se implementa en Matlab, realizándose un estudio comparativo de las tasas de error de ambos sistemas, en la arquitectura de verificación.

La base de datos utilizada para la evaluación de la tarea propuesta es la CASIA-IrisV1 formada por un total de 756 muestras tomadas de manera manual y con una iluminación uniforme.

Palabras clave: Iris, Sobel, Masek, Gabor, Biometría.

ABSTRACT

Despite the variety of existing biometric systems, methods of using iris recognition users are one of the most reliable in identifying a person procedures. These implement a sequential process divided into four stages: capture of the sample pre-processing, feature extraction and pattern matching.

One of the most widely used algorithms is proposed by John Daugman, the iris recognition system is based on Gabor filters in the feature extraction step. The aim of this paper is to propose and evaluate an alternative iris recognition system, in this case, based on Sobel filters. The system is implemented in *Matlab*, carried out a study comparing the error rates of both systems, verification architecture.

The database used for evaluation of the proposed task is CASIA-IrisV1 that consists of a total of 756 samples taken manually and uniform illumination.

Key words: Iris, Sobel, Masek, Gabor, Biometrics.

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, porque sin ellos nada de esto hubiera sido posible.

A mi madre, por su lucha y constancia durante todos estos años (y los que quedan).

A mi padre, por haber sabido cogerme de la mano siempre que fue necesario.

A mi abuela, por estar siempre conmigo.

A mi abuelo, por ser eterno.

A mi tío, por haberme cuidado desde que nací.

Os lo dedico de corazón.

RESUMEN	3
ABSTRACT.....	3
AGRADECIMIENTOS.....	1
1. INTRODUCCIÓN.....	5
1.1 HISTORIA DE LA BIOMETRÍA.....	5
1.1.1 <i>Historia de la Biometría del iris</i>	6
1.1.2 <i>Anatomía del iris</i>	6
1.1.3 <i>Fisiología del iris</i>	7
1.2 CLASIFICACIÓN DE LOS SISTEMAS BIOMÉTRICOS.....	7
1.3 FUNCIONAMIENTO DE UN SISTEMA BIOMÉTRICO.....	8
1.3.1 <i>Sistemas de reconocimiento en modo identificación</i>	8
1.3.2 <i>Sistemas de reconocimiento en modo verificación</i>	9
1.4 EVALUACIÓN DE LOS SISTEMAS BIOMÉTRICOS	10
2. ESTADO DEL ARTE	11
2.1 CONCURSO NICE.I	11
2.1.1 <i>Tan et al. (Academia de Ciencias de China)</i>	11
2.1.2 <i>Sankowski et al. (Universidad Técnica de Lodz, Polonia)</i>	12
2.1.3 <i>Pedro de Almeida (Universidad de Beira Interior, Portugal)</i>	12
2.1.4 <i>Li et al (School of Computer Science and Technology, Heilongjiang University)</i>	14
2.1.5 <i>Luengo-Oroz et al. (Universidad Politécnica de Madrid)</i>	15
2.2 CONCURSO NICE.II	17
2.2.1 <i>Tan et al. (Academia de ciencias, China)</i>	17
2.2.2 <i>Wang et al. (Universidad de China)</i>	17
2.2.3 <i>Santos and Hoyle (Universidad de Beira Interior, Portugal)</i>	18
2.2.4 <i>Shin et al. (República de Corea)</i>	19
2.2.5 <i>Li et al. (Universidad de Heilongjiang, China)</i>	20
2.2.6 <i>Nappi et al. (Universidad de Salerno, Italia)</i>	20
2.2.7 <i>Li and Ma (Universidad de Heilongjiang University, China)</i>	20
2.2.8 <i>Szewczyk et al. (Universidad Técnica de Lotz, Polonia)</i>	21
3. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS BASADO EN FILTROS DE GABOR	22
3.1 SEGMENTACIÓN DE LAS IMÁGENES.....	22
3.1.1 <i>Transformada de Hough</i>	23
3.2 NORMALIZACIÓN	24
3.3 CODIFICACIÓN DE CARACTERÍSTICAS MEDIANTE FILTROS DE GABOR	25
3.3.1 <i>Filtros Log-Gabor</i>	25
4. SISTEMA PROPUESTO BASADO EN FILTROS DE SOBEL	26
4.1 FILTROS DE SOBEL.....	26
4.2 IMPLEMENTACIÓN DEL CÓDIGO PROPUESTO	28
5. EVALUACIÓN DEL RENDIMIENTO DEL SISTEMA.....	31
5.1 BASE DE DATOS UTILIZADA	31
5.2 VERIFICACIÓN	32
5.2.1 <i>Protocolo de evaluación</i>	32
5.3 COMPARACIÓN.....	34
5.4 RESULTADOS DE VERIFICACIÓN	35
6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	48
6.1 TRABAJOS FUTUROS	49
BIBLIOGRAFÍA.....	50

Índice de figuras

FIGURA 1 - ANATOMÍA Y FUNCIONAMIENTO DEL IRIS [PEARSON EDUCATION. INC].	6
FIGURA 2 - ETAPAS DE UN SISTEMA BIOMÉTRICO.	8
FIGURA 3 - ESTRUCTURA DE UN SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN BIOMÉTRICA.	9
FIGURA 4 - ESTRUCTURA DE UN SISTEMA DE VERIFICACIÓN BIOMÉTRICA.	10
FIGURA 5 - SECUENCIA PARA LA EXTRACCIÓN DEL IRIS SEGÚN TAN ET AL [5].	11
FIGURA 6 - SECUENCIA DE LAS CINCO FASES DEL ALGORITMO PROPUESTO SANKOWSKI ET AL [6].	12
FIGURA 7 - FASES DEL ALGORITMO PROPUESTO POR PEDRO DE ALMEIDA [7].	13
FIGURA 8 - ETAPAS DEL ALGORITMO DE LI ET AL [8].	15
FIGURA 9 - ESTRUCTURA DEL ALGORITMO PLANTEADO POR LUENGO-OROZ ET AL [9].	16
FIGURA 10 - FASES DEL ALGORITMO PROPUESTO POR TAN ET AL [10].	17
FIGURA 11 - ALGORITMO PROPUESTO POR WANG ET AL [11].	18
FIGURA 12 - MÉTODO PROPUESTO POR SANTOS AND HOYLE [12].	18
FIGURA 13 - MÉTODO DE SHIN ET AL [13].	19
FIGURA 14 - MÉTODO DE LI AND MA [16].	21
FIGURA 15 - ESQUEMA GENERAL DEL FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA IMPLEMENTADO POR MASEK.	22
FIGURA 16 - IZQUIERDA: IMAGEN ORIGINAL USUARIO 1-OJO IZQUIERDO BASE DE DATOS CASIAV1. DERECHA: IMAGEN SEGMENTADA DEL MISMO USUARIO.	24
FIGURA 17 - REPRESENTACIÓN EN POLARES SEGÚN EL MÉTODO DE DAUGMAN.	24
FIGURA 18 - IMAGEN EN POLARES TRAS LA SEGMENTACIÓN.	24
FIGURA 19 - FUNCIONAMIENTO DETECCIÓN DE BORDES.	27
FIGURA 20 - MÁSCARAS GENERALES DEL MÉTODO DE SOBEL [21].	28
FIGURA 21 - MÁSCARAS UTILIZADAS EN EL MÉTODO IMPLEMENTADO. ARRIBA DCHA: MÁSCARA 0 GRADOS; ARRIBA IZQ: MÁSCARA 90 GRADOS; ABAJO DCHA: MÁSCARA 45 GRADOS; ABAJO IZQ: MÁSCARA 135 GRADOS.	28
FIGURA 22 - DIAGRAMA DE FLUJO DEL SISTEMA PROPUESTO.	29
FIGURA 23 - RESULTADOS OBTENIDOS SOBRE LA IMAGEN EN POLARES.	30
FIGURA 24 - PATRÓN DE IRIS CODIFICADO.	30
FIGURA 25 - IMÁGENES DE UN USUARIO (CASIA-IRISV1) . IZQUIERDA: SESIÓN 1; DERECHA: SESIÓN 2	31
FIGURA 26 - GRÁFICA FRR-FAR PRUEBA 1 UMBRAL 0.20.	36
FIGURA 27 - CURVA ROC PRUEBA 1 UMBRAL 0.20.	36
FIGURA 28 - CURVA DET PRUEBA 1 UMBRAL 0.20.	37
FIGURA 29 - GRÁFICA FRR-FAR PRUEBA 2 UMBRAL 0.20.	37
FIGURA 30 - CURVA ROC PRUEBA 2 UMBRAL 0.20.	38
FIGURA 31 - CURVA DET PRUEBA 2 UMBRAL 0.20.	38
FIGURA 32 - GRÁFICA FRR-FAR UMBRAL 0.10.	39
FIGURA 33 - CURVA ROC UMBRAL 0.10.	39
FIGURA 34 - CURVA ROC UMBRAL 0.10.	40
FIGURA 35 - GRÁFICA FRR-FAR UMBRAL 0.05.	40
FIGURA 36 - CURVA ROC UMBRAL 0.05.	41
FIGURA 37 - CURVA DET UMBRAL 0.05.	41
FIGURA 38 - GRÁFICA FRR-FAR UMBRAL 0.01.	42
FIGURA 39 - CURVA ROC UMBRAL 0.01.	42
FIGURA 40 - CURVA DET UMBRAL 0.01.	43
FIGURA 41 - GRÁFICA FRR-FAR UMBRAL 0.005.	43
FIGURA 42 - CURVA ROC UMBRAL 0.005.	44
FIGURA 43 - CURVA DET UMBRAL 0.005.	44
FIGURA 44 - GRÁFICA FRR-FAR UMBRAL 0.0001.	45
FIGURA 45 - CURVA ROC UMBRAL 0.0001.	45
FIGURA 46 - CURVA DET UMBRAL 0.0001.	46
FIGURA 47 - GRÁFICA FRR-FAR DEL SISTEMA IMPLEMENTADO POR L.MASEK.	47

Índice de tablas

TABLA 1 - COMPARATIVA SISTEMAS BIOMÉTRICOS EXISTENTES.....	7
TABLA 2 - COMPARACIÓN TIEMPOS DE EJECUCIÓN.	30
TABLA 3 - CARACTERÍSTICAS BÁSICAS DE LA BASE DE DATOS CASIA-IrisV1.	31
TABLA 4 - CONFIGURACIÓN EXPERIMENTAL DURANTE LAS PRUEBAS DE RENDIMIENTO DEL SISTEMA PROPUESTO.	32
TABLA 5 - RELACIÓN ACCESOS-REGISTROS DEL SISTEMA PARA LAS PRUEBAS CON UMBRAL 0.20.....	32
TABLA 6 - RELACIÓN ACCESOS-REGISTROS DEL SISTEMA PARA LA PRUEBA CON UMBRAL 0.10.....	33
TABLA 7 - RELACIÓN ACCESOS-REGISTROS DEL SISTEMA PARA LA PRUEBA UMBRAL 0.05.....	33
TABLA 8 - RELACIÓN ACCESOS-REGISTROS DEL SISTEMA PARA LA PRUEBA UMBRAL 0.01.	33
TABLA 9 - RELACIÓN ACCESOS-REGISTROS DEL SISTEMA PARA LA PRUEBA UMBRAL 0.005.	33
TABLA 10 - RELACIÓN ACCESOS-REGISTROS DEL SISTEMA PARA LA PRUEBA UMBRAL 0.0001.	33
TABLA 11 - RELACIÓN DE RESULTADOS (EER).	46

CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, acceder a ordenadores, introducir la tarjeta de crédito en un cajero automático, atravesar la seguridad aeroportuaria, son acciones que requieren de la verificación de la identidad de las personas.

Éstas suelen utilizar nombres de usuarios y contraseñas asociadas para demostrar que son quienes dicen ser. Sin embargo, estos datos pueden ser olvidados, y en consecuencia, la identificación puede ser perdida o robada. Por tanto, existe una tendencia característica por realizar mejoras en los métodos de identificación para que éstos sean lo más seguros y fiables posible.

Los métodos biométricos, que identifican a las personas basándose en las características físicas o de comportamiento, son de gran interés pues no es posible olvidar características del físico de la misma manera que se olvida un dato. En concreto, los métodos biométricos basados en el patrón espacial del iris permiten una alta precisión de reconocimiento, lo que ha despertado un interés especial en los últimos años.

1.1 Historia de la Biometría

El término “Biometría” se deriva de las palabras griegas “bio” (vida) y “métrica” (medir). Los sistemas biométricos automáticos han pasado a disposición de la humanidad en las últimas décadas debido a los grandes avances en el procesamiento por ordenador. Sin embargo, los sistemas utilizados actualmente se basan en ideas concebidas muchos años atrás.

Uno de los ejemplos más antiguos y más básicos de una característica que se utiliza para el reconocimiento de los seres humanos es la cara. Desde el comienzo de la civilización, el ser humano ha utilizado caras para identificar individuos, conocidos y desconocidos. Aún así, la primera evidencia acerca del uso de una característica de carácter biométrico con fines identificativos se remonta al siglo VIII, fecha en la que se encuentran en China huellas dactilares tanto en documentos como en esculturas de arcilla. Posteriormente, alrededor del año 1000, Quintiliano utilizó las huellas dejadas por las palmas de unas manos ensangrentadas para esclarecer un crimen. En el año 1686, Marcelo Malpigi hizo el primer estudio de huellas dactilares. En 1856, William Herschel implantó la huella del dedo pulgar como método de reconocimiento. Más tarde, en 1941, Murray Hill inició el estudio de la identificación por voz y en 1986, Alec Jeffreys utilizó por primera vez el ADN para identificar autores de asesinatos.

El reciente campo experimentó un gran avance en la década de 1990, fecha a partir de la cuál el interés ha ido creciendo y en paralelo han aumentado los presupuestos de financiación para la investigación y desarrollo de la identificación biométrica. En consecuencia, alrededor del año 2000 comenzaron a aparecer las primeras aplicaciones cotidianas.

1.1.1 Historia de la Biometría del iris

Fue en 1936 cuando el oftalmólogo Frank Burch propuso por primera vez el concepto de usar patrones del iris como método para reconocer a los individuos. En 1985, los doctores Leonard Flom y Aran Safir, también oftalmólogos, propusieron la hipótesis de que no hay dos iris semejantes, y les fue concedida una patente para el concepto de identificación de iris en 1987. El Dr. Flom propuso al Dr. J.Daugman desarrollar un algoritmo para automatizar la identificación del iris humano y en 1993 comenzó el trabajo para probar y entregar una unidad prototipo, que fue terminada con éxito en 1995. En 1994, concedieron al Dr. Daugman [1] una patente para sus algoritmos automatizados de reconocimiento de iris, gracias a lo cual se consiguió formar la empresa *IriScan Corp* donde un año después, gracias a la situación económica mundial del momento, los primeros productos comerciales llegaron a estar disponibles para promover el desarrollo y explotación de esta novedosa tecnología.

1.1.2 Anatomía del iris

El iris, la porción coloreada del globo ocular, presenta la forma de una rosquilla aplanada. Está suspendido entre la córnea y el cristalino y se adhiere por sus bordes externos a los procesos ciliares. Está constituido por melanocitos y fibras radiales (*Figura 1.a*) y circulares de músculo liso [2].

El color de ojos es un rasgo poligénico que está determinado por la cantidad y el tipo de alguno de los tres pigmentos presentes en el iris: el pigmento del epitelio del iris, la melanina del estroma del iris y la densidad celular del estroma del iris. Es color pardo o negro cuando contiene grandes cantidades de melanina, de color azul cuando su concentración de melanina es muy baja, y de color verde cuando la concentración es moderada.

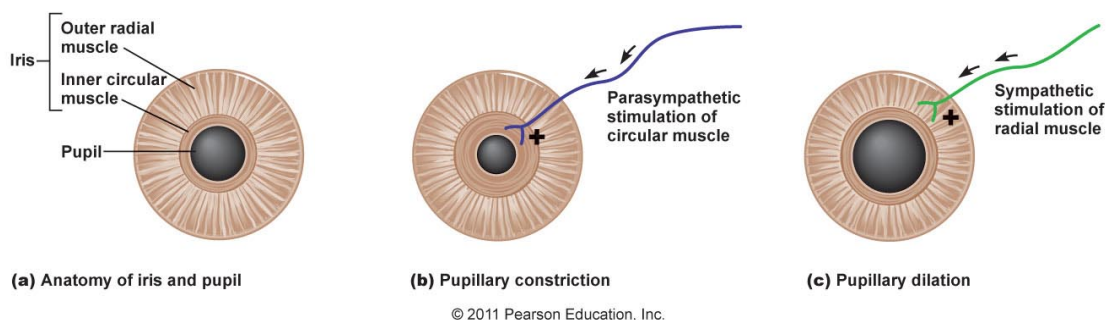


Figura 1 - Anatomía y funcionamiento del iris [Pearson Education.Inc].

1.1.3 Fisiología del iris

Una de las principales funciones del iris es regular la cantidad de luz que entra en el globo ocular a través de la pupila, el orificio que se halla en el centro del iris. La pupila presenta un color negro porque, cuando miramos a través del cristalino, lo que estamos viendo es la parte posterior del ojo intensamente pigmentada (la coroides y la retina).

Cuando una luz brillante estimula el ojo, las fibras parasimpáticas del nervio oculomotor (III par) estimulan los músculos circulares del iris (esfínter pupilar) para que se contraigan, lo que provoca una disminución en el diámetro de la pupila (constricción) (Figura 1.b). Con una luz tenue, las neuronas simpáticas estimulan los músculos radiales del iris (dilatador pupilar) para que contraigan; esto produce un aumento del diámetro pupilar (dilatación) (Figura 1.c).

1.2 Clasificación de los sistemas biométricos

Las técnicas biométricas se pueden clasificar atendiendo a cual es la característica observada y aunque la autenticación de usuarios mediante métodos biométricos es posible utilizando cualquier característica única y medible del individuo (esto incluye desde la forma de teclear ante un ordenador hasta los patrones de ciertas venas), tradicionalmente ha estado basada en seis grandes grupos:

- Reconocimiento de la huella dactilar
- Reconocimiento de la cara
- Reconocimiento de iris/retina
- Geometría de dedos/mano
- Autenticación de la voz
- Reconocimiento de la firma

En la siguiente tabla (Tabla 1) se muestra una comparativa de sus rasgos más generales:

	Iris	Retina	Huella dactilar	Geometría de la mano	Firma	Voz
Fiabilidad	Muy alta	Muy alta	Alta	Alta	Alta	Alta
Facilidad de uso	Media	Baja	Alta	Alta	Alta	Alta
Prevención de ataques	Muy alta	Muy alta	Alta	Alta	Media	Media
Aceptación	Media	Media	Media	Alta	Muy alta	Alta
Estabilidad	Alta	Alta	Alta	Media	Media	Media
Identificación y autenticación	Ambas	Ambas	Ambas	Autenticación	Ambas	Autenticación

Tabla 1 - Comparativa sistemas biométricos existentes.

1.3 Funcionamiento de un sistema biométrico

Desde el punto de vista del funcionamiento de los sistemas automáticos de reconocimiento de personas mediante rasgos biométricos, se hace necesario clasificar las dos perspectivas fundamentales de trabajo de los mismos: sistemas de reconocimiento en modo identificación y verificación [3].

De manera general, el funcionamiento de un sistema biométrico consiste en capturar una muestra de la característica que estamos estudiando, que será transformada mediante algún tipo de función matemática en el patrón biométrico (*Figura 2*). Dicho patrón supone una representación de la muestra para poder ser comparada posteriormente con otros patrones y así conseguir la correcta identificación del individuo.

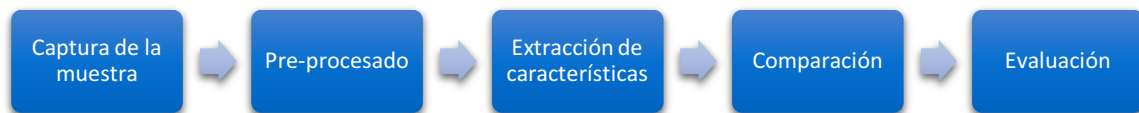


Figura 2 - Etapas de un sistema biométrico.

1.3.1 Sistemas de reconocimiento en modo identificación

En el proceso de identificación, los rasgos biométricos se comparan con los de un conjunto de patrones ya guardados lo que implica no conocer la identidad presunta del individuo. La nueva muestra de datos biométricos que se introduce en el sistema es tomada del usuario y comparada una a una con los patrones ya existentes en el banco de datos registrados (*Figura 3*). El resultado de este proceso es la identidad del individuo, mientras que en la autenticación/verificación es un valor verdadero o falso. El gran inconveniente de este tipo de sistemas es que necesitan una base de datos para poder almacenar en ella todos los patrones tomados, así como una red de comunicaciones que permita la comunicación entre el sistema de almacenamiento de la información de los usuarios y cada uno de los puntos de reconocimiento.

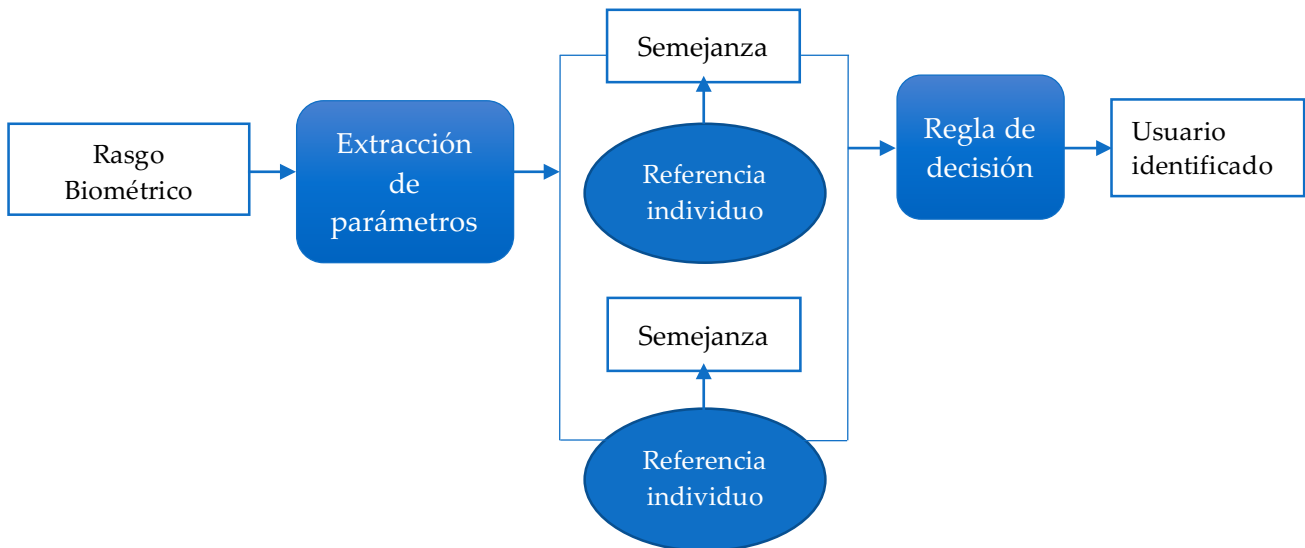


Figura 3 - Estructura de un sistema de identificación biométrica.

1.3.2 Sistemas de reconocimiento en modo verificación

Este tipo de sistemas se encarga de autenticar la identidad reclamada por el usuario, por lo que las muestras de este individuo sólo se comparan con el patrón perteneciente a la identidad de dicha persona. A partir del rasgo biométrico capturado al usuario y de la identidad proporcionada, el sistema es el que se encarga de decir si es o no cierto que pertenece a dicha persona. Un aspecto relevante es que el individuo deberá facilitar, aparte de su característica biométrica, algún tipo de identificador de su identidad. De este modo, las dos únicas salidas o decisiones del sistema son la aceptación o el rechazo del individuo como aquel que pretende ser. De esta forma, el locutor solicitante será catalogado como usuario auténtico o bien como impostor, respectivamente. La decisión de aceptar o rechazar la entrada como correspondiente al usuario solicitado dependerá de si el valor de parecido o probabilidad obtenida supera o no un determinado umbral de decisión.

El proceso de autenticación o verificación biométrica es más rápido que el de identificación biométrica, sobre todo cuando el número de usuarios es elevado. Esto es debido a que la necesidad de procesamiento y comparaciones es más reducida en el proceso de autenticación. Por esta razón, es habitual usar autenticación cuando se quiere validar la identidad de un individuo desde un sistema con capacidad de procesamiento limitada o se quiere un proceso muy rápido. Por otro lado, cabe destacar que se necesita fijar un umbral con el cual medir el grado de diferencia existente entre el vector de características y el patrón almacenado. En la *Figura 4* se muestra un esquema de la estructura del sistema.

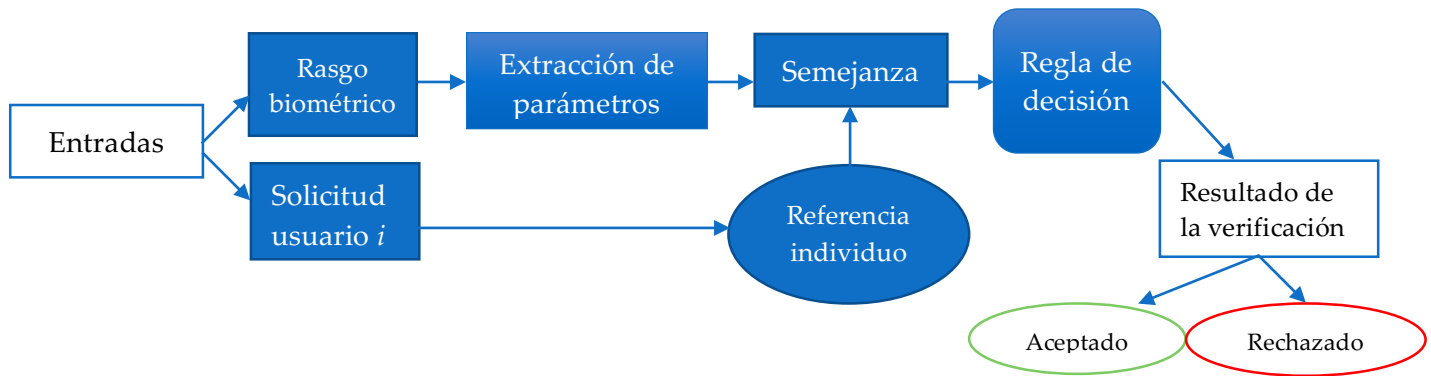


Figura 4 - Estructura de un sistema de verificación biométrica.

1.4 Evaluación de los sistemas biométricos

Atendiendo a la última etapa por la que pasa un sistema biométrico (Figura 2), la evaluación, el rendimiento de dicho sistema, en su versión de verificación, se analiza, principalmente, mediante tres medidas [4]: Tasa de Falsa Aceptación (FAR), la Tasa de Falso Rechazo (FRR) y la Tasa de Igual Error (ERR), es decir, el valor donde las tasas FAR y FRR son iguales bajo un cierto umbral.

- **Tasa de Falsa Aceptación (FAR):** Proporción de veces que se acepta a un intruso como usuario del sistema.
- **Tasa de Falso rechazo (FRR):** Proporción de veces que se rechaza a un usuario legítimo del sistema .
- **Tasa de Igual Error (EER):** Valor para el que FAR=FRR.

También caben destacar los siguientes parámetros:

- **Tasa de falsa no-coincidencia “False Non-Match Rate” (FNMR):** Es la proporción de falsas detecciones, en las que se afirma que la muestra corresponde al mismo sujeto que la plantilla, cuando en realidad pertenecen a sujetos distintos.
- **Tasa de falsa coincidencia “False Match Rate” (FMR):** Es la proporción de falsas detecciones, en las que se afirma que la muestra no corresponde al mismo sujeto que la plantilla, cuando en realidad pertenecen al mismo sujeto.

La relación entre las tasas citadas es:

$$FAR = FMR * (1 - FTA)$$

$$FRR = FTA + FNMR * (1 - FTA)$$

siendo FTA, la tasa de fallos en la adquisición o problemas de la imagen.

CAPÍTULO 2

2. ESTADO DEL ARTE

En el concurso NICE (*Noisy Iris Challenge Evaluation*) se evalúan diferentes métodos actuales que utilizan un patrón de texturas del iris como medio principal para reconocer a una persona. Mientras que la tecnología comercial de biometría del iris utiliza infrarrojo cercano para la iluminación del iris, NICE utiliza imágenes tomadas bajo iluminación normal.

2.1 Concurso NICE.I

En esta primera parte del concurso (NICE.I)¹, se evalúan numerosos algoritmos de segmentación de imágenes de iris. A continuación, se describen los primeros cinco algoritmos que obtuvieron mejor rendimiento.

2.1.1 Tan et al. (Academia de Ciencias de China)

Su propuesta consiste en primer lugar en una agrupación en clústeres para la localización del iris [5]. La mayor parte de los problemas ocurren en las zonas de “no iris” debido al alto contraste que presentan, como es en la zona de las pestañas. Una manera de solucionar estos problemas es ser capaz de agrupar la imagen del iris, en función de a qué región pertenecen, si son parte de la piel, del iris etc. La manera de agrupar la imagen del iris en diferentes partes, y el etiquetar cada parte como candidata a ser parte de la región del iris o no serlo, propuesta por los finalistas, consiste en hacer una agrupación teniendo en cuenta los 8 vecinos con los que está conectado el píxel. Para comenzar la agrupación, se tiene en cuenta que la intensidad del iris es menor que la intensidad de la piel, pero las pestañas y la ceja presentan también valores bajos de intensidad por lo que es posible confundirlos con el iris. Para solventar este posible problema se asigna los puntos más brillantes a la zona de la piel y los más oscuros a la zona candidata a pertenecer al iris.

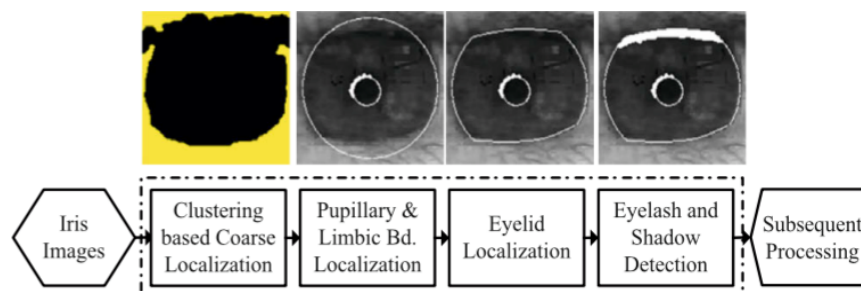


Figura 5 - Secuencia para la extracción del iris según Tan et al [5].

¹ <http://nice1.di.ubi.pt>

Una vez tenemos una buena estimación de la localización del iris, se continúa con la detección de la pupila y de bordes. Se consideran círculos no concéntricos y se emplea la aproximación integro-diferencial (debido a su robustez frente al ruido). Sin embargo, este operador no es del todo óptimo debido a su búsqueda exhaustiva para maximizar, de ahí que se proponga otra manera de calcularlo para acelerar el operador. Finalmente, con los modelos paramétricos, detecta las pestañas y los párpados. Las etapas se describen en la *Figura 5*.

2.1.2 Sankowski et al. (Universidad Técnica de Lodz, Polonia)

La propuesta de estos investigadores consiste en la realización de la segmentación de las regiones libres de ruido del iris con imágenes de entrada del espacio de color RGB [6].

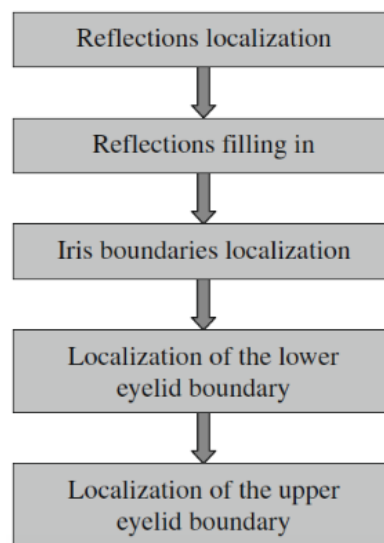


Figura 6 - Secuencia de las cinco fases del algoritmo propuesto Sankowski et al [6].

El algoritmo propuesto por los segundos finalistas se resume en:

- Se localizan las reflexiones: se convierte la imagen de entrada a una escala de grises, se aplica la operación del umbral y el resultado obtenido se mejora con operaciones morfológicas.
- Se rellenan las reflexiones.
- Se localizan los límites del iris: se modelan los límites del iris como círculos no concéntricos basados en la aproximación integro-diferencial de Daugman.
- El límite del párpado inferior se modela como un arco circular para su localización.
- El límite superior se modela como un segmento para su localización.

2.1.3 Pedro de Almeida (Universidad de Beira Interior, Portugal)

El tercer finalista del concurso, optó por desarrollar un método desde cero, sin basarse en las investigaciones hechas por autores anteriores [7]. En la *Figura 7* se recogen las distintas etapas del algoritmo propuesto.

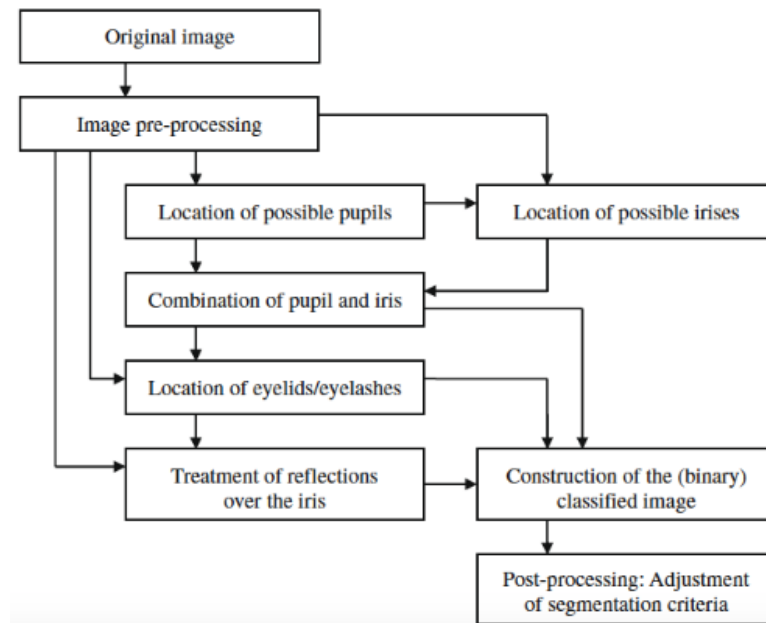


Figura 7 - Fases del algoritmo propuesto por Pedro de Almeida [7].

En primer lugar la fase de pre-procesamiento de la imagen consta de varias tareas que tienen como objetivo mejorar las imágenes para facilitar su procesamiento en fases posteriores.

En segundo lugar, la fase de localización de la pupila. Para esta fase utilizaron tres métodos: se basan en el hecho de que, en la imagen de aumento de contraste, la oscuridad de la pupila había sido reforzada y reducida en la zona del iris y en el resto de la imagen.

En tercer lugar, la fase de localización del iris. En cuarto lugar, la fase de combinación de pupila e iris. Se evalúa cada posible par pupila-iris y se hace una evaluación mediante una función heurística de dichos pares según una serie de parámetros.

En quinto lugar, la fase de localización de párpados. Para el concurso se partió de la idea que la geometría de los párpados se parece a un segmento de un círculo. Por lo que, para identificar los límites de los arcos de los párpados que correspondan uno a la parte superior y otro a la parte inferior del iris, se utiliza una variación del procedimiento de búsqueda utilizado para localizar la pupila y el iris.

En sexto lugar, la fase de tratamiento de reflexiones en el iris. En la fase de pre-procesamiento de imagen ya se trataron reflexiones, pero sólo las más relevantes y fáciles de detectar. Ahora, una vez localizada la pupila, el iris y párpados/pestañas se puede mejorar este tratamiento de reflexiones.

En séptimo y último lugar, la fase de ajuste de los criterios de segmentación. Esta fase tiene como objetivo ajustarse a los criterios pedidos para el concurso. Para facilitar el procedimiento crearon un programa en el que se veía la diferencia entre las imágenes del conjunto de entrenamiento y las imágenes del algoritmo propuesto.

2.1.4 Li et al (School of Computer Science and Technology, Heilongjiang University)

La segmentación del iris juega un papel muy importante en un sistema de reconocimiento del iris. En entornos menos restringidos donde las imágenes de iris se capturan a distancia y en movimiento, la segmentación del iris se vuelve mucho más difícil debido a los efectos de la variación significativa de la posición del ojo, tamaño, cejas, pestañas, gafas, lentes de contacto, y cabello, junto con los cambios de iluminación en distintas condiciones. Este trabajo contribuye a la robusta y precisa segmentación del iris en imágenes muy ruidosas. Las principales contribuciones han sido las siguientes:

- Se propone un algoritmo de localización del límite límbico que combina la agrupación K-medias basado en el nivel de gris del histograma con una mejora de la transformada de Hough, y, en el caso de existir fallos, se propone un método complementario que utiliza una máscara para seleccionar la mejor localización del iris entre una imagen y otra.(Algoritmo A)
- Se presenta un método de detección del párpado superior que combina un operador diferencial integro parabólico y un RANSAC² (Consenso muestra aleatoria) que utiliza como técnica un detector de bordes unidimensional. (Algoritmo C)
- Un enfoque de segmentación se presenta diversas técnicas y diferente información de la imagen, siguiendo la idea del foco de atención, que detecta el ojo progresivamente.(Algoritmo B)

El Algoritmo A consiste en la agrupación en “clusters” y en la transformada Hough mejorada para localizar el límite del “limbus”. Da como resultado un valor que indica el nivel de precisión del resultado. Si este valor es menor que un cierto umbral determinado se considera que el resultado es bueno y se pasa a localizar los párpados superior e inferior con el Algoritmo C [8].

En caso contrario, el resultado del Algoritmo A podría no ser correcto y se pasa a evaluar si el ojo está cerrado. Si el ojo no está cerrado mediante el Algoritmo B se pasa a determinar de nuevo el límite del “limbus” basándose en la información que se puede obtener de la piel.

El resultado del Algoritmo B se considera que es mejor y se acepta si se cumplen dos condiciones simultáneamente. En caso de no cumplirlas, se toma el resultado del Algoritmo A. Una vez que el límite del “limbus” se localiza, se localiza el límite de la pupila, la detección superior e inferior de los párpados y la eliminación de reflejo especular.

² <https://es.wikipedia.org/wiki/RANSAC>

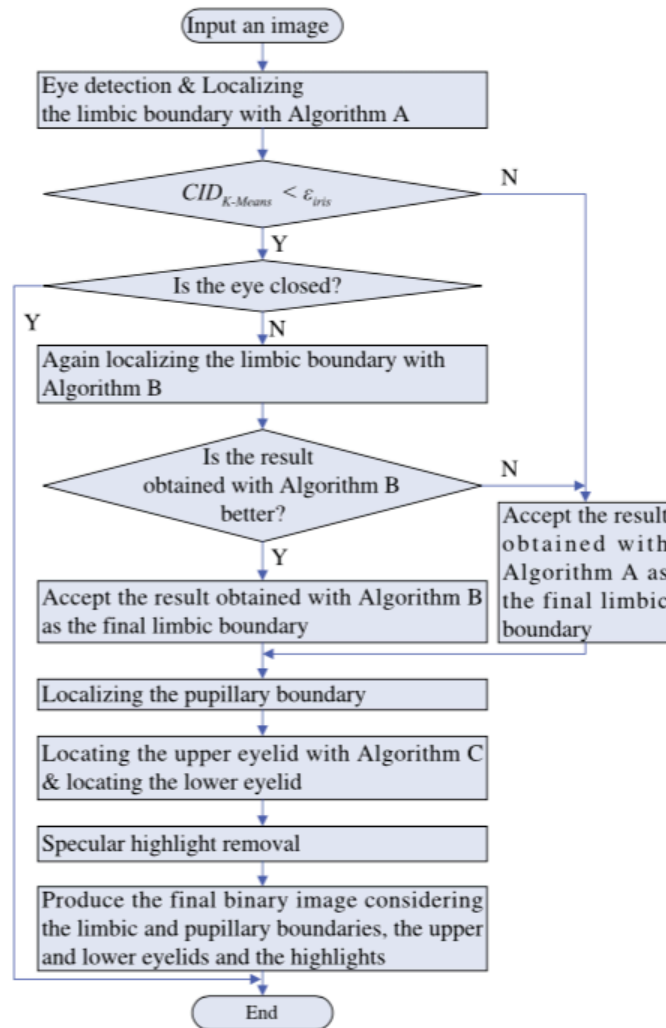


Figura 8 - Etapas del algoritmo de Li et al [8].

El Algoritmo A en más detalle, se inicia con la detección del ojo basado en el algoritmo AdaBoost. En cuanto al Algoritmo B, es un método complementario en el caso de que el Algoritmo A falle. Este Algoritmo B utiliza la información de la piel para segmentar la imagen. Se hace una detección de bordes y se aplica la transformada Hough elíptica y al igual que con el Algoritmo A se aplica la transformada Hough circular para obtener un valor que indica el nivel de precisión del resultado.

2.1.5 Luengo-Oroz et al. (Universidad Politécnica de Madrid)

El algoritmo propuesto se basa en una serie de herramientas morfológicas, trabajando en coordenadas polares [9]. El algoritmo sigue la estructura indicada en la Figura 9.

En primer lugar, obtenemos la imagen en escala de grises para eliminar los reflejos que puedan aparecer; en segundo lugar se realiza una previa segmentación del límite del iris y la segmentación de la pupila.

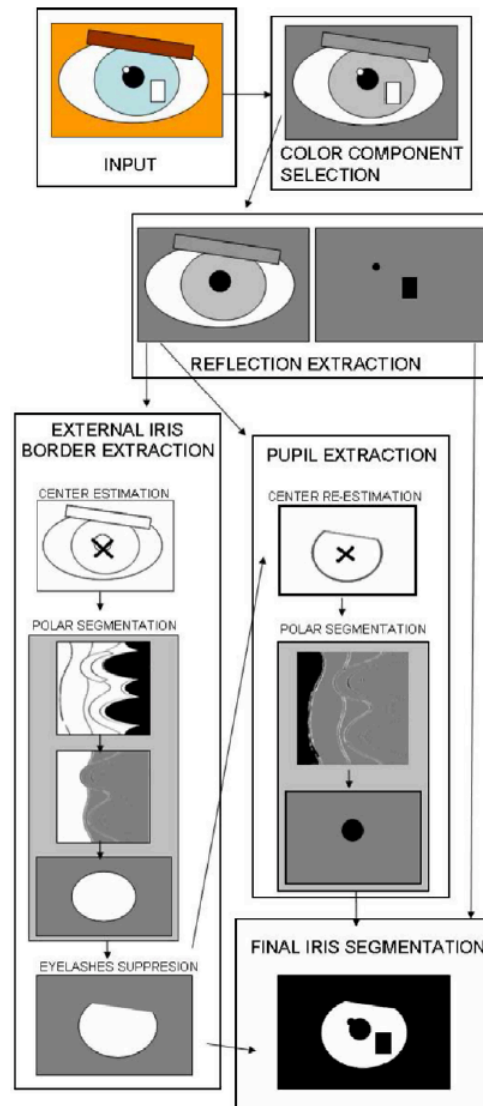


Figura 9 - Estructura del algoritmo planteado por Luengo-Oroz et al [9].

Se mejora, así mismo, la segmentación del límite de iris para eliminar la presencia de párpados y pestañas. Es necesario seleccionar la mejor imagen en escala de grises para las posteriores etapas.

En cuanto a la extracción de reflexiones, estas aparecen en la imagen del ojo como puntos brillantes de diferente tamaño y forma que pueden obstruir el iris, la extracción se realiza mediante el “area opening operator”.

Para la localización de los límites del iris, se realiza una estimación del centro del iris para obtener las coordenadas polares de la imagen. Esta segmentación previa del iris se sirve de operadores morfológicos.

Para la estimación del centro del iris, en lugar de servirse de aproximaciones clásicas basadas en la circularidad del iris, este trabajo se basa en la idea de que la piel es más oscura que la esclerótica, la esclerótica es más clara que el iris y el iris es más claro que la pupila. Finalmente se extrae la pupila y se hace una estimación de su centro.

2.2 Concurso NICE.II

Con la finalidad de analizar los resultados obtenidos en la primera fase, el concurso NICE.II³ (*Noisy Iris Challenge Evaluation - Part II*) propone la evaluación de varios algoritmos que implementan funciones de extracción de características del iris. Pasamos a referir, brevemente, los algoritmos que obtuvieron mejor rendimiento.

2.2.1 Tan et al. (Academia de ciencias, China)

Este trabajo propone un método para reconocimiento de iris en imágenes tomadas con luz visible utilizando múltiples características del iris [10]. El método consiste en (Figura 10):

- Pre-procesado de imágenes: Obtención de datos del ojo y del iris para un posterior normalizado.
- Extracción de características: la textura, el color, el patrón de la piel y la información semántica.
- Comparación de datos: *matching* de los datos para obtener la puntuación de similitud.
- Fusión multimodal: puntuación final de coincidencia de dos imágenes.

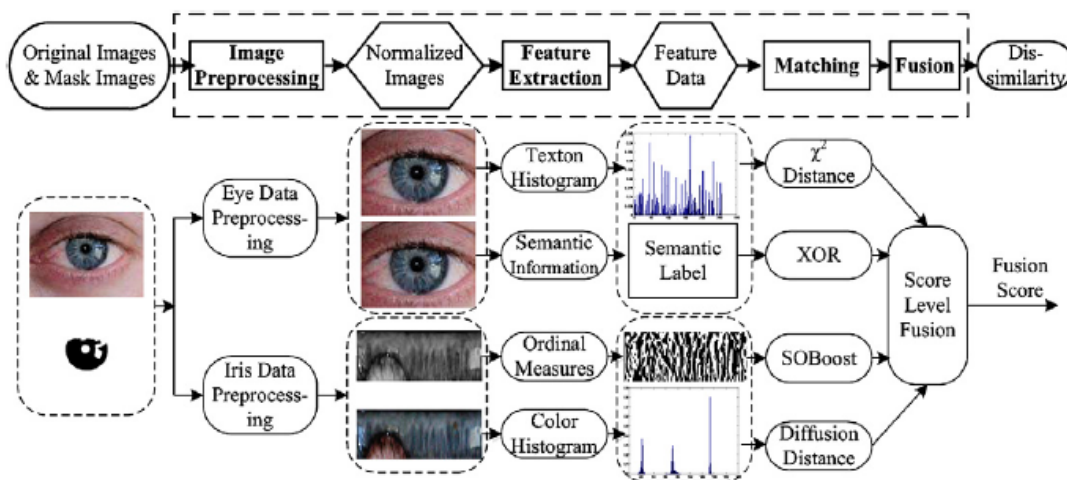


Figura 10 - Fases del algoritmo propuesto por Tan et al [10].

2.2.2 Wang et al. (Universidad de China)

Estos autores presentan un marco de reconocimiento de iris ruidoso en el que se utiliza el algoritmo Adaboost basado en filtros Gabor 2D [11]. En primer lugar, se segmentan y normalizan los iris para posteriormente, dividirlos en consonancia con la normalización. A continuación se extraen las características del iris conforme el funcionamiento del filtro Gabor 2D. Por último, el proceso de aprendizaje se realiza mediante el algoritmo Adaboost que permite la segmentación para iris tanto exactos como inexactos.

³ <http://nice2.di.ubi.pt>

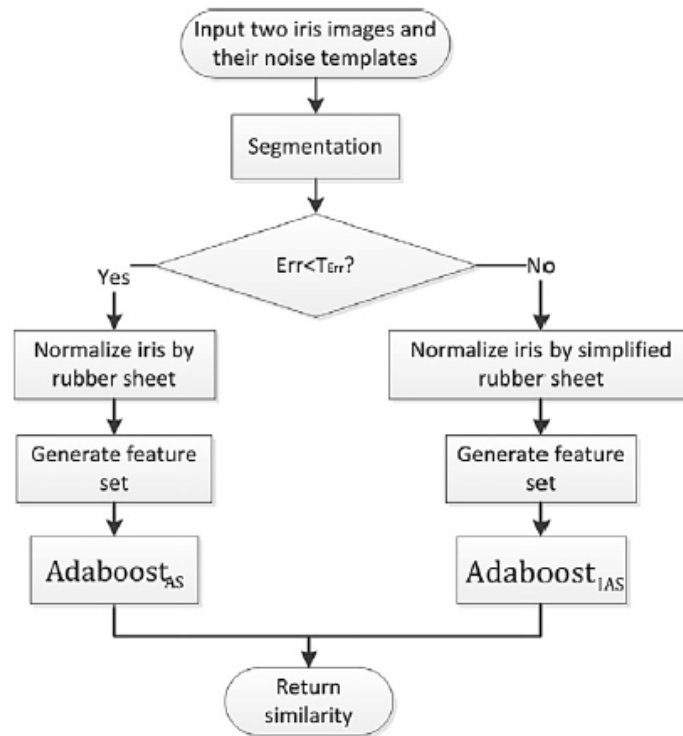


Figura 11 - Algoritmo propuesto por Wang et al [11].

2.2.3 Santos and Hoyle (Universidad de Beira Interior, Portugal)

Estos autores se centran en las técnicas de reconocimiento múltiple basadas en las propiedades de las distintas regiones del iris [12].

Las técnicas de reconocimiento propuestas se dividen en dos categorías. Por un lado, se usan métodos de extracción de características basados en wavelets complementados con una representación de cruces por cero (zero-crossing). Por otro lado, se amplía la extracción de características de la región ocular al exterior del iris pues se demuestra que ofrecen varias ventajas a la hora del reconocimiento. El método propuesto consta de cinco pasos (Figura 12):

1. Detección de bordes
2. Normalización del iris
3. Extracción de características
4. Matching
5. Decisión

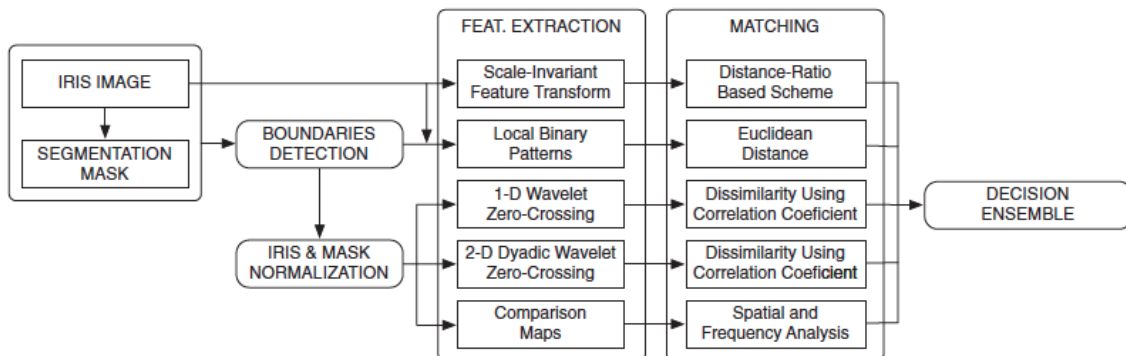


Figura 12 - Método propuesto por Santos and Hoyle [12].

2.2.4 Shin et al. (República de Corea)

Para contrarrestar los problemas de ruido que suponen los artefactos presentes en la toma de la imagen, estos autores proponen un nuevo algoritmo de reconocimiento de iris [13]. En primer lugar (*Figura 13*), se plantea un método que discrimina el ojo izquierdo del derecho desde la base de las pestañas teniendo en cuenta los puntos de reflexión especular (SR). Puesto que el patrón del iris del ojo izquierdo difiere de la del ojo derecho, la primera etapa de clasificación puede mejorar la precisión del reconocimiento de iris. En segundo lugar, se utiliza un método de clasificación basado en la «información de color» de la región del iris. Los colores se miden mediante el uso de la distancia euclídea (ED), distancia de chi-cuadrado (CSD), y la distancia de Hamming (HD) calculada con los modelos de espacio de color como YIQ, YUV, YCbCr, HSI y CMY. En tercer lugar, se clasifica «la información de textura» de la región del iris, esto es, el filtro 1-D Gabor se aplica a los colores rojo, verde y conjuntos de grises para dar tres conjuntos de códigos correspondientes a las diferentes texturas y, en consecuencia, tres puntuaciones basadas en la distancia de Hamming, que son combinadas con «la regla de suma ponderada» para conseguir la puntuación final correspondiente.

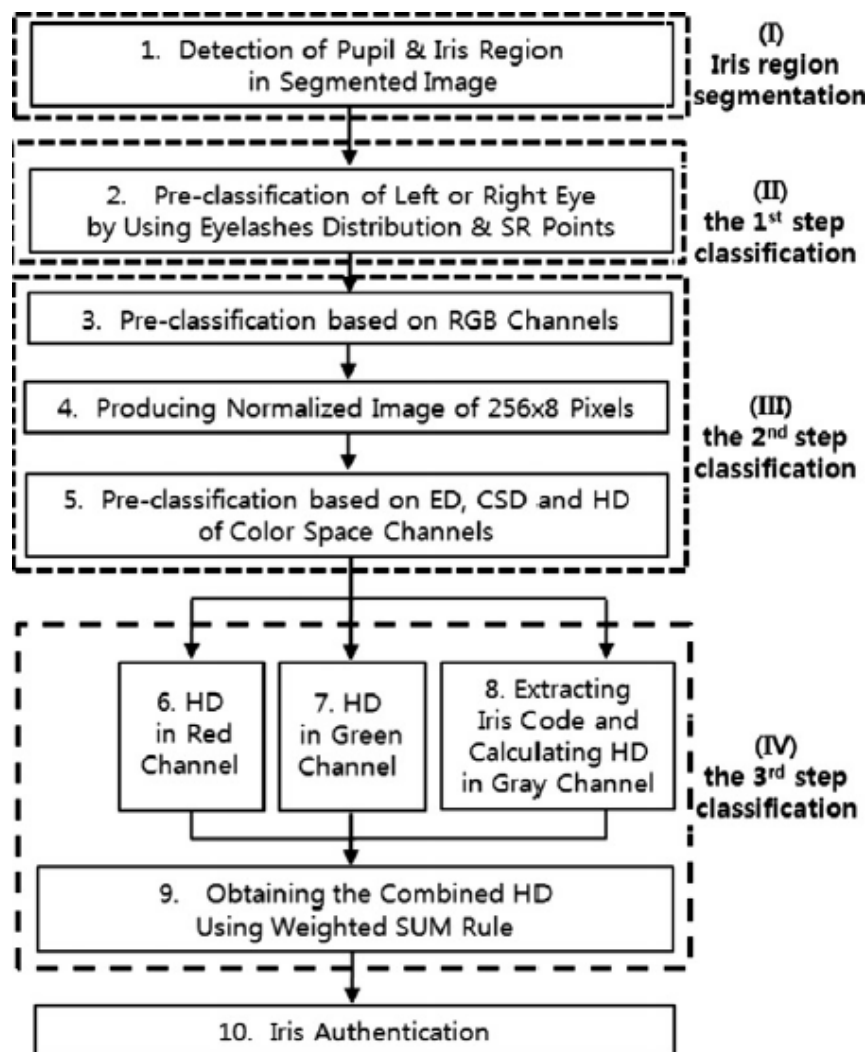


Figura 13 - Método de Shin et al.[13].

2.2.5 Li et al. (Universidad de Heilongjiang, China)

En este trabajo se presenta la utilización de un histograma de fase ponderada (WCPH) para representar las características locales de la textura del iris [14]. Primero se introduce una función de ponderación que permite al ángulo de fase del gradiente de la imagen en un píxel concreto, contribuir a varios intervalos del histograma, lo que permite tener información de los factores de ruido. A continuación, se define la WCPH calculando la concurrencia ponderada de los pares de píxeles que están a una distancia fija.

Sobre la base del WCPH, desarrollan un algoritmo de reconocimiento de iris usando la distancia Bhattacharyya para medir «la bondad del algoritmo». Además, éste considera los efectos del ruido y emplea un sistema de registro que tiene en cuenta la deformidad de la imagen.

2.2.6 Nappi et al. (Universidad de Salerno, Italia)

El propósito de estos autores es utilizar técnicas de enfoque, en imágenes que son susceptibles de tener ruido, para la extracción local de los rasgos característicos del iris [15]. Para ello, se utilizan patrones lineales binarios (LBP) y patrones que discriminan texturas (BLOB) con la finalidad de obtener una combinación de ambas técnicas para hacer frente a las condiciones adversas debidas a las fuentes principales de ruido. Los resultados obtenidos son bastante satisfactorios lo que deriva en una prometedora línea de investigación para la extracción de características del iris.

2.2.7 Li and Ma (Universidad de Heilongjiang University, China)

Estos autores plantean un algoritmo basado en el «Consenso de muestra aleatoria» (RANSAC) para la localización de los límites del iris cuando estos no son perfectamente circulares pues se observa una mayor precisión en la localización con respecto a la utilización de la transformada de Hough [16]. Para tener en cuenta la deformación del patrón del iris, se describe un método de registro de imágenes basado en el algoritmo de Lucas-Kanade. Atendiendo a la extracción de características del iris se presenta un método de selección secuencial para la búsqueda de un subconjunto de filtros de una familia de filtros de Gabor (*Figura 14*). El rendimiento del reconocimiento se mejora en gran medida con un número muy reducido de filtros seleccionados. Los experimentos se llevaron a cabo en la base de datos del iris UBIRIS.v2⁴.

⁴ <http://iris.di.ubi.pt/ubiris2.html>

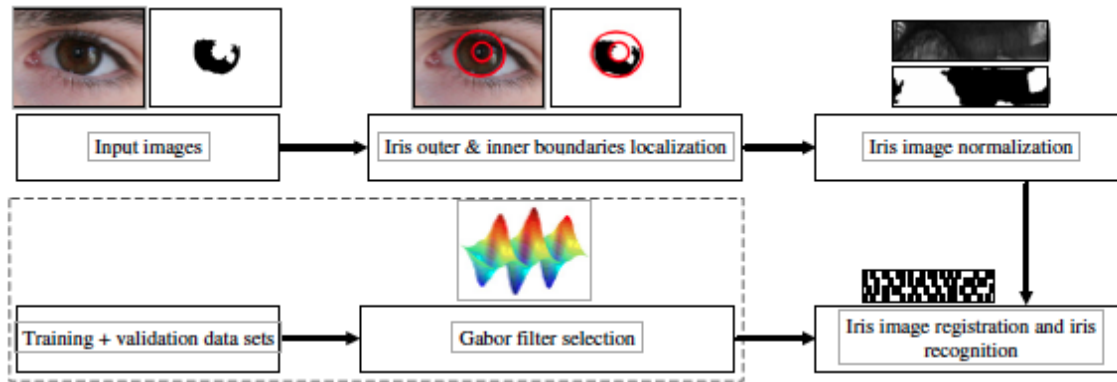


Figura 14 - Método de Li and Ma [16].

2.2.8 Szewczyk et al. (Universidad Técnica de Lotz, Polonia)

Los métodos que forman parte del proceso de autenticación han sido desarrollados y optimizados por los autores a partir de imágenes tomadas sin restricciones, es decir, en cualquier posición y con longitudes de onda situadas en el espectro visible [17]. La base de datos utilizada fue UBIRIS.v2.

Se presenta una estrategia para el reconocimiento del iris usando imágenes degradadas adquiridas en condiciones sin restricciones. Según se observa en los resultados obtenidos tras la evaluación del sistema biométrico, el método es algo insensible a los cambios de perspectiva, condiciones de iluminación, variación del ángulo y reflexiones en la superficie del ojo. En general, el algoritmo propuesto es común a otras soluciones presentadas en la literatura existente. Sin embargo, las principales ventajas de la solución propuesta son una señal más compacta que presenta 324 bits de ancho, un aumento de la SNR de la imagen del iris mediante la eliminación de la canal azul puesto que es el más ruidoso, y un procedimiento para una mejor selección de áreas libres de ruidos. Este sistema de autenticación de iris completo fue presentado por los autores para el *Noisy Iris Challenge Evaluation - NICE.II*, donde se posicionó en octavo lugar, mientras que en el concurso anterior (NICE.I) si obtuvo mejores resultados, en concreto, el segundo puesto.

CAPÍTULO 3

3. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IRIS BASADO EN FILTROS DE GABOR

En este apartado se describirá el funcionamiento del sistema de reconocimiento de iris implementado por *Libor Masek*⁵ que utilizan algoritmos patentados por el profesor Daugman y es el más utilizado actualmente.

El esquema que se presenta a continuación (*Figura 15*) muestra un diagrama de flujo del funcionamiento de dicho algoritmo, con la finalidad de obtener una visión general del mismo.

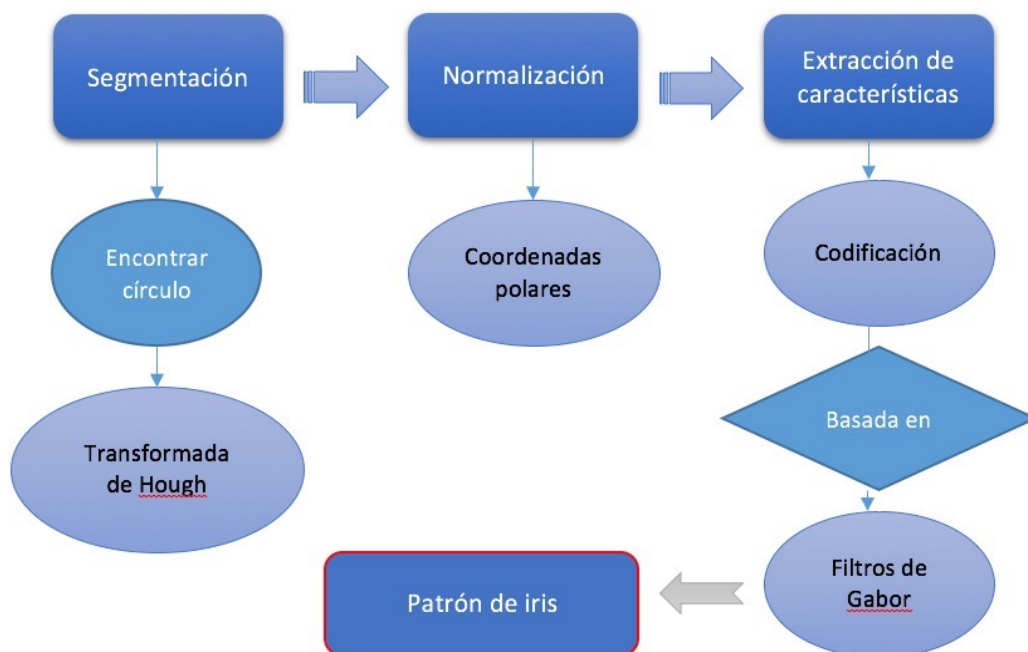


Figura 15 - Esquema general del funcionamiento del sistema implementado por Masek.

3.1 Segmentación de las imágenes

La segmentación se usa tanto para localizar objetos como para encontrar los límites de estos dentro de una imagen [18]. Es decir, se utiliza para extraer las regiones de interés, en este caso, la pupila y el iris.

⁵ <http://www.peterkovesi.com/studentprojects/libor/>

Puesto que estas dos estructuras anatómicas presentan forma de círculo, se puede aproximar esta forma geométrica para extraer tanto el iris (círculo mayor) como la pupila (círculo menor). Sin embargo, la presencia de párpados, arrugas y reflejos en el globo ocular son un artefacto que afecta al patrón de iris final por lo que se necesita una técnica que consiga localizar el ruido para excluirlo de la imagen segmentada.

3.1.1 Transformada de Hough

La transformada de Hough es un algoritmo de visión por ordenador estándar que se puede utilizar para determinar los parámetros de objetos geométricos simples, tales como líneas y círculos, presentes en una imagen. La transformada de Hough circular puede emplearse para deducir el radio y el centro de coordenadas de las regiones pupila e iris presentes en el ojo.

El principal objetivo de esta técnica es la detección de curvas simples como circunferencias calculando para cada punto la recta asociada en el espacio de Hough. Si se produce intersección entre las rectas asociadas, entonces se puede afirmar que los dos puntos pertenecen al mismo borde.

En primer lugar, se genera un mapa de bordes mediante el cálculo de las primeras derivadas de valores de intensidad según la imagen del ojo y posteriormente, se realiza la umbralización del resultado. Desde el mapa de bordes, los puntos de interés se guardan en el espacio de Hough para los parámetros de los círculos que pasan a través de cada punto del borde. Estos parámetros son las coordenadas del centro x_c e y_c , y el radio r , que son capaces de definir cualquier círculo según la ecuación: $x_c^2 - y_c^2 - r = 0$

Un punto máximo en el espacio de Hough se corresponderá con el radio y el centro de coordenadas del círculo mejor definido por los puntos de borde. Además, esta transformada de Hough circular implementada por Masek lleva asociado el método propuesto por Wildes et al. y Zhang Kong que hacen uso de la transformada de Hough parabólica para detectar los párpados, la aproximación de los párpados superior e inferior con arcos parabólicos, que se representan como:

$$(-x - h_j) * \sin\theta_j + (y - k_j) * \cos\theta_j)^2 = a_j * ((x - h_j) * \cos\theta_j + (y - k_j) * \sin\theta_j) \quad (1)$$

donde a_j controla la curvatura, (h_j, k_j) es el pico de la parábola y θ_j es el ángulo de rotación con respecto al eje x.

Aunque la transformada de Hough tolere información incompleta o ruidosa, se utiliza un filtro Gaussiano para favorecer las condiciones de la imagen y por tanto, el resultado. Dicho filtro está implementado en el operador gradiente Canny cuya función es transformar la imagen de entrada en una imagen de bordes mediante la estimación de las magnitudes del gradiente y las direcciones de los bordes locales.

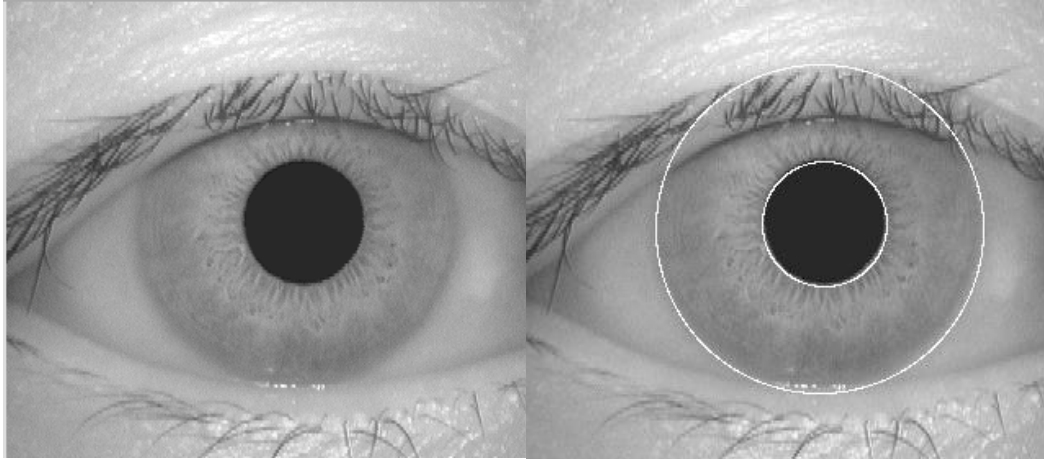


Figura 16 - Izquierda: Imagen original usuario 1-ojo izquierdo base de datos CasiaV1. Derecha: Imagen segmentada del mismo usuario.

3.2 Normalización

Puesto que la pupila no presenta siempre el mismo tamaño pues es sensible a la variación de luz, la normalización pretende eliminar este efecto de apertura y cierre de la misma convirtiendo la corona circular del iris en un rectángulo de dimensiones constantes para permitir comparaciones entre patrones.

Este algoritmo de *Libor Masek* implementa la técnica ideada por el profesor Daugman [19] que define la región de la circunferencia del iris en un espacio de coordenadas polares. Es decir, cada píxel que conforma la imagen de iris, en lugar de definirlo con el sistema de coordenadas cartesianas (x, y) , se define en un sistema (r, θ) donde r representa el radio desde el centro de la pupila y θ el ángulo (suponiendo que el ángulo nulo es la horizontal) tal y como muestra la *Figura 17*.

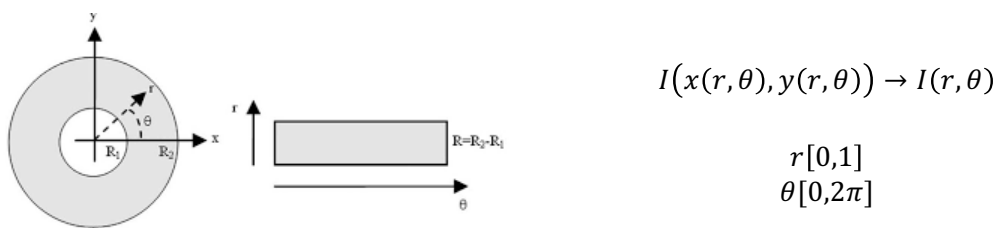


Figura 17 - Representación en polares según el método de Daugman.

Una vez se ha definido el nuevo espacio de trabajo, se normaliza la imagen de tal manera que se obtiene una imagen rectangular (*Figura 18*) donde el eje vertical representa el radio y el eje horizontal el ángulo. Es decir, si suponemos la coordenada $(0,0)$ como la esquina inferior izquierda, entonces, la frontera de la pupila se encuentra en la posición de la línea inferior del rectángulo y la línea superior la frontera que linda con la esclerótica.



Figura 18 - Imagen en polares tras la segmentación.

3.3 Codificación de características mediante filtros de Gabor

Después de realizar las técnicas de preprocesado y extraer la imagen normalizada para cada imagen de iris, se procede a la extracción de características y su correspondiente codificación binaria, es decir, obtener una imagen en 0's y 1's.

En este método se realiza un análisis multirresolución basado en filtrado de Gabor, que permite un ajuste simultáneo de la resolución en espacio y frecuencia. El banco de filtros de Gabor se forma a partir de filtros en cuadratura, es decir, se divide la señal de entrada en dos bandas que posteriormente suelen ser submuestreadas por un factor 2. Además, ambas bandas (superior e inferior) de frecuencias se intercambian entre sí lo que permite la detección de variaciones locales de fase.

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

donde H es el filtro en polares, α y β parámetros de escala y ω la frecuencia.

Por último, una vez obtenidos los coeficientes de características se realiza la transformación de los mismos para convertirlos a valores binarios, es decir, se asigna '1' a aquellos valores positivos y '0' a aquellos que sean negativos o nulos, de manera que finalmente se consigue un patrón binario que puede ser comparado con otros para realizar la identificación o verificación de usuarios.

3.3.1 Filtros Log-Gabor

Una desventaja del filtro de Gabor es que el filtro incluso simétrico tendrá una componente de corriente continua cada vez que el ancho de banda sea mayor que un octavo. Sin embargo, el componente DC cero se puede obtener para cualquier ancho de banda mediante el uso de un filtro de Gabor que es gaussiano en una determinada escala logarítmica, esto se conoce como el filtro de Log- Gabor.

En resumen, este sistema de reconocimiento de iris consiste en un sistema de segmentación automático que se basa en la transformada de Hough, y es capaz de localizar el iris y la pupila sin tener en cuenta los párpados, pestañas, y reflexiones. Posteriormente se normaliza la región del iris en un bloque rectangular con dimensiones constantes y finalmente, se extraen las características mediante filtros Log-Gabor y se cuantifican para codificar el patrón único de los iris en una plantilla biométrica bit a bit [20].

CAPÍTULO 4

4. SISTEMA PROPUESTO BASADO EN FILTROS DE SOBEL

En este apartado se explica el funcionamiento de los filtros de Sobel y cómo se integran con el sistema implementado por *Masek* utilizando la herramienta interactiva para el desarrollo de algoritmos, *Matlab*.

4.1 Filtros de Sobel

Una de las principales técnicas que componen el procesamiento digital de imágenes es la de realce cuyo propósito principal es la mejora de la calidad visual de la imagen. Estas operaciones permiten destacar singularidades importantes de la imagen tales como brillo, contraste o textura. Del mismo modo, estos métodos posibilitan la reducción de ruido para intensificar los detalles importantes que se desean visualizar.

Los cambios abruptos de intensidad pueden ser detectados de forma efectiva utilizando derivadas [21], especialmente la primera y segunda derivada. Las derivadas de funciones digitales están basadas en diferencias puesto que se emplean aproximaciones. De esta forma, dada una función unidimensional $f(x)$, la primera y segunda derivada en un punto x , vienen dadas por las siguientes aproximaciones:

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (3)$$

$$\frac{\partial^2 f(x)}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x) \quad (4)$$

Las ecuaciones (3) y (4), cumplen las siguientes propiedades:

- La primera derivada debe ser cero en áreas de intensidad constante y distinta de cero en el comienzo y final de un salto o variación de intensidad así como a lo largo de una rampa de intensidad.
- La segunda derivada debe ser cero en áreas de intensidad constante, distinta de cero en el comienzo y final de un salto o variación de intensidad y cero a lo largo de una rampa de intensidad.

Por lo tanto, el uso de las derivadas en la detección de bordes hace que se obtengan las siguientes conclusiones:

- La primera derivada generalmente detecta bordes muy gruesos.
- La segunda derivada detecta con mayor facilidad detalles finos como son puntos aislados y líneas pero también es muy sensible al ruido.

- La segunda derivada muestra una respuesta de borde doble en las transiciones de intensidad.
- El signo de la segunda derivada indica si la transición en un borde va de claro a oscuro o viceversa.

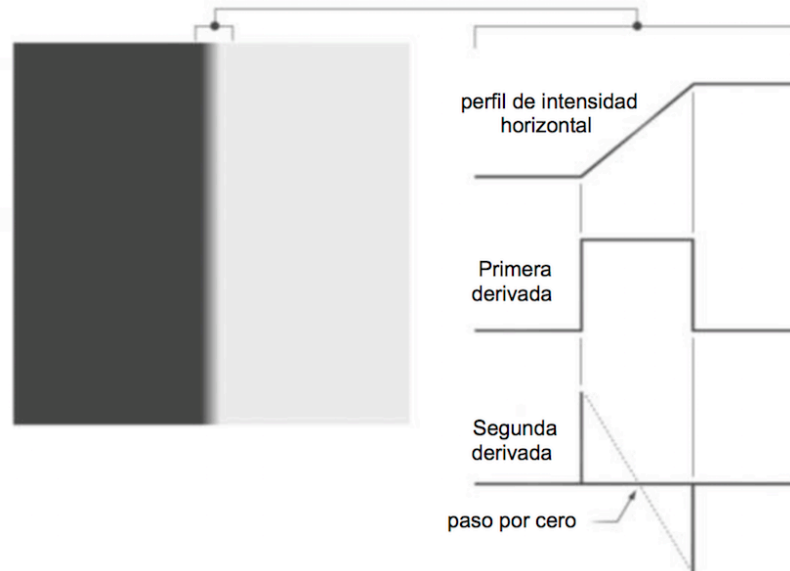


Figura 19 - Funcionamiento detección de bordes.

En la *Figura 19*, se muestra un ejemplo de cómo se detecta un borde en una transición de intensidad de gris oscuro a gris claro. La primera derivada detecta un borde (la zona en que la derivada es distinta de cero) y la segunda derivada confirma el borde añadiendo la información de que la transición se ha producido del oscuro al claro (al pasar la segunda derivada de tener signo positivo al comienzo de la transición a tener signo negativo al final de la transición).

La aplicación de las derivadas al procesamiento de imágenes, se puede realizar a través del uso de máscaras y del filtrado espacial. Dependiendo del tipo de método utilizado para detectar bordes los coeficientes de la máscara de filtrado tendrán valores distintos y se utilizarán distintos tipos de filtros. En concreto, el realce de bordes transforma la imagen de manera que solo se puedan observar las fronteras, es decir, el contorno de las regiones de interés lo que puede utilizarse para el reconocimiento de rasgos particulares. Por tanto, es útil para la extracción de características del tema que nos ocupa, el iris.

Este procedimiento es implementado a través de filtros espaciales donde el más utilizado es el filtro de Sobel que es capaz de detectar los bordes horizontales y verticales separadamente sobre una imagen en escala de grises además de ser el más sensible a los cambios diagonales, lo cual es útil para la implementación que será detallada en la siguiente sección (4.2).

El operador Sobel [22] realiza operaciones puntuales pues calcula el gradiente de intensidad en cada píxel de la imagen. Además, este operador proporciona información de cómo de abrupto es el cambio de intensidad en un punto de la imagen siguiendo siempre la dirección de oscuro a claro.

Matemáticamente, utiliza, principalmente, dos máscaras de dimensiones 3x3, vertical y horizontal (Figura 20), aunque pueden ser hasta cuatro, teniendo en cuenta los sentidos diagonales (Figura 21). Para aplicar este operador sobre una imagen se realiza la convolución con la finalidad de calcular aproximaciones a las derivadas lo que da como resultado imágenes que representan para cada punto aproximaciones en cada dirección de las derivadas de las intensidades.

1	0	-1	1	2	1	f_1	f_2	f_3
2	0	-2	0	0	0	f_4	f_5	f_6
1	0	-1	-1	-2	-1	f_7	f_8	f_9
G_x Horizontal			G_y Vertical			Sección de la imagen de entrada		

Figura 20 - Máscaras generales del método de Sobel [21].

-1	0	1	-1	-2	-1
-2	0	2	0	0	0
-1	0	1	1	2	1
-2	-1	0	0	1	2
1	0	1	-1	0	1
0	1	2	-2	-1	0

Figura 21 - Máscaras utilizadas en el método implementado. Arriba dcha: máscara 0 grados; Arriba izq: máscara 90 grados; Abajo dcha: máscara 45 grados; Abajo izq: máscara 135 grados.

4.2 Implementación del código propuesto

Comparando el esquema que se muestra a continuación (Figura 22) con el proporcionado en la sección 3, se puede observar que los cambios realizados sobre el código de *Libor Masek* consisten en sustituir la etapa 3, extracción de características, por la solución propuesta en este trabajo, máscaras de Sobel. Asimismo, se puede percibir que ha sido

descartada la etapa de codificación pues se ha implementado de forma conjunta en las máscaras de Sobel.

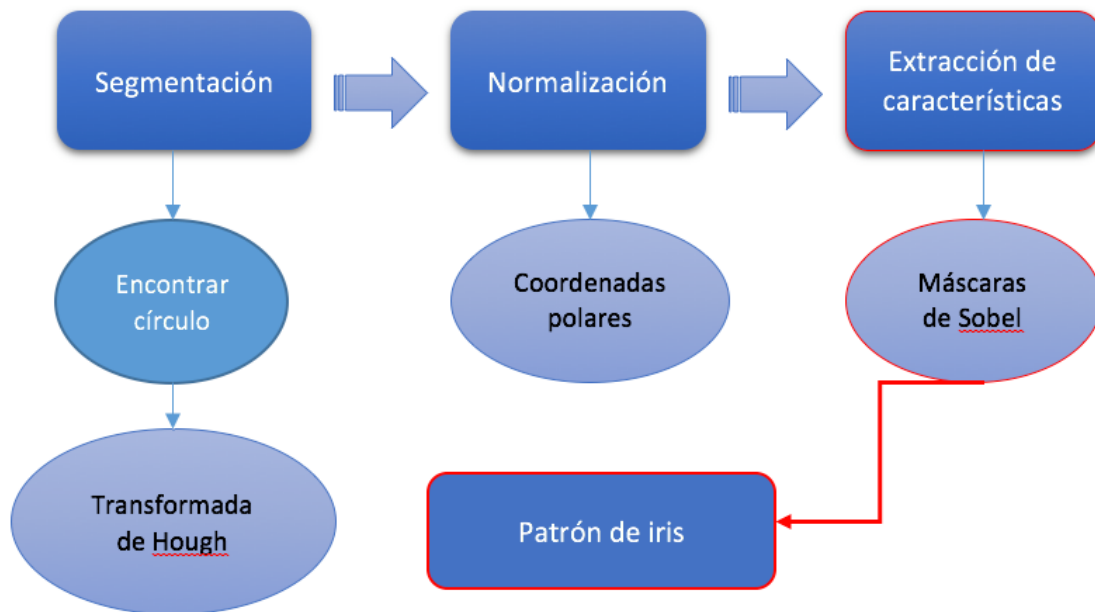


Figura 22 - Diagrama de flujo del sistema propuesto.

El código utilizado para la integración con el resto de bloques establecidos en *Libor Masek* se muestra a continuación:

```

%Creación de los filtros de Sobel en cada dirección
%Dirección 0 grados
Io = imfilter(im,[-1 -2 -1; 0 0 0; 1 2 1],'replicate');
%Dirección 90 grados
Ic = imfilter(im,[-1 0 1; -2 0 2; -1 0 1],'replicate');
%Dirección 45 grados
If = imfilter(im,[-2 -1 0; -1 0 1; 0 1 2],'replicate');
%Dirección 135 grados
Id = imfilter(im,[0 1 2; -1 0 1; -2 -1 0],'replicate');

%Especificación de un umbral para convertir la imagen
%a '0' y '1'
umbral = 0.20; %Modificable
%Codificación de cada una de las imágenes
to = double(Io >= max(Io(:)).*umbral);
t1 = double(Ic >= max(Ic(:)).*umbral);
t2 = double(If >= max(If(:)).*umbral);
t3 = double(Id >= max(Id(:)).*umbral);
%Concatenación de todas las imágenes
tores = [to(:)];
tores1 = [t1(:)];
tores2 = [t2(:)];
tores3 = [t3(:)];
%Generación del patrón de iris
template = cat(1,tores,tores1,tores2,tores3);
  
```

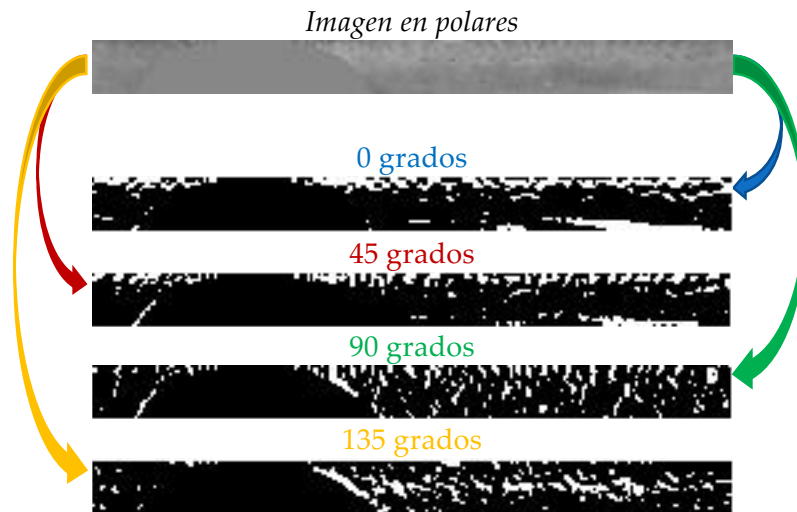



Figura 23 - Resultados obtenidos sobre la imagen en polares.

La Figura 23 muestra los resultados obtenidos tras la ejecución del código propuesto con un umbral de 0.20. Las imágenes adquiridas muestran el resultado de pasar las máscaras de Sobel en cada dirección planteada en la sección 4.1 a la imagen en polares de la imagen de interés.

A pesar de que matemáticamente la aplicación de la máscara de Sobel sobre la imagen se denomina convolución, en Matlab se implementa la función *imfilter* en lugar de *conv2* (convolución en 2D) puesto que esta última implica obtener un resultado matricial con unas dimensiones mayores que las de entrada, por tanto, no es válido para nuestro objetivo. Sin embargo, *imfilter* realiza el filtrado multidimensional usando convolución manteniendo las dimensiones de la imagen de entrada, además la especificación 'replicate' permite que los valores de la matriz de entrada fuera de los límites de la matriz de salida se suponen iguales al valor de la matriz frontera más cercana.

Con la finalidad de obtener un código robusto y rápido (Tabla 2), se decide eliminar el bloque "codificación" (ver Figura 15) que se incluye en el código de *Masek*, de tal manera que concatenando el resultado de las imágenes filtradas se obtiene el patrón de iris en 0's y 1's (Figura 24). Así, mientras que con el código original obtenemos una matriz de dimensiones 20*480 (9600*1 en vector), en el código propuesto se consigue un vector 19200*1.



Figura 24 - Patrón de iris codificado.

	Código Libor Masek	Código propuesto
Tiempo de ejecución	28.51 segundos	5.78 segundos

Tabla 2 - Comparación tiempos de ejecución.

CAPÍTULO 5

5. EVALUACIÓN DEL RENDIMIENTO DEL SISTEMA

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos para la evaluación del sistema biométrico propuesto.

5.1 Base de datos utilizada

La base de datos de iris CASIA versión 1 (CASIA-IrisV1⁶) incluye 756 imágenes de 108 individuos.

Están organizadas de manera que para cada individuo se recogen siete imágenes, tres de ellas realizadas en una primera sesión y las cuatro restantes en la segunda sesión. Todas las imágenes se almacenan en formato .bmp con una resolución de 320 x 280.

La región correspondiente a la pupila de todas las imágenes tomadas para la CASIA-IrisV1 se detectan automáticamente y se reemplaza por una región circular de intensidad constante para enmascarar las reflexiones especulares que provocan las luces presentes en la captura de la imagen.

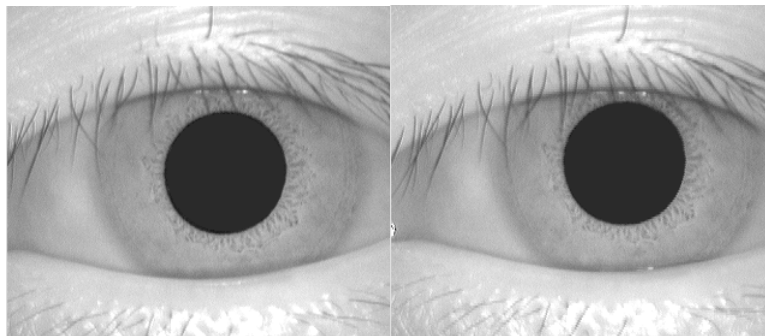


Figura 25 - Imágenes de un usuario (Casia-IrisV1) . Izquierda: sesión 1; Derecha: sesión 2

Número de usuarios	108
Número de sesiones	2
Imágenes por sesión	3 – Primera sesión; 4- Segunda sesión
Número total de imágenes	756
Método de adquisición	Cámara NIR
Tamaño de las imágenes	320 x 280 píxeles

Tabla 3 - Características básicas de la base de datos CASIA-IrisV1.

⁶ <http://biometrics.idealtest.org/index.jsp>

5.2 Verificación

Como ya se detalló en la sección 1.2 existen dos tipos de arquitectura: verificación, que responde a la pregunta de si el usuario es quién dice ser e identificación, que responde a la pregunta de quién es el usuario de entre todos los que existen en la base de datos. En este trabajo, nos centraremos en evaluación del sistema mediante la arquitectura de verificación.

La verificación realiza comprobaciones uno a uno, es decir, un usuario que desea acceder al sistema con un usuario presente en la base de datos.

En cuanto a los usuarios que conforman el sistema, pueden ser genuinos o impostores. Para esta evaluación se utiliza usuarios impostores *zero-effort*, es decir, un usuario intenta identificarse como otro usuario con todas sus características.

En general, la evaluación de rendimiento de este sistema se realiza para aplicaciones de verificación con falsificaciones *zero-effort* utilizando la siguiente configuración experimental:

Scores genuinos	Cada muestra de un usuario vs. el resto de las que dispone dicho usuario.
Scores impostores	Cada muestra de un usuario vs. el resto de la base de datos menos él mismo.

Tabla 4 - Configuración experimental durante las pruebas de rendimiento del sistema propuesto.

5.2.1 Protocolo de evaluación

El concepto *enrollment* o registro del usuario es el proceso a través del cual se da de alta a un usuario en el sistema mediante la toma de ciertas características biométricas. Por otro lado, el concepto <<acceso>> es la acción de entrar en el sistema.

Teniendo en cuenta estas dos ideas, la base de datos utilizada para el cálculo de las tasas de error se divide de la siguiente manera:

UMBRAL FILTRO DE SOBEL: 0.20	
<i>Prueba 1</i>	
Número imágenes acceso	3
Número imágenes registro	4
Tamaño vector <i>scores</i> genuinos	324 x 1
Tamaño vector <i>scores</i> impostores	34668 x 1
<i>Prueba 2</i>	
Número imágenes acceso	1
Número imágenes registro	6
Tamaño vector <i>scores</i> genuinos	108 x 1
Tamaño vector <i>scores</i> impostores	11556 x 1

Tabla 5 - Relación accesos-registros del sistema para las pruebas con umbral 0.20.

UMBRAL FILTRO DE SOBEL: 0.10	
Número imágenes acceso	3
Número imágenes registro	4
Tamaño vector <i>scores</i> genuinos	324 x 1
Tamaño vector <i>scores</i> impostores	34668 x 1

Tabla 6 - Relación accesos-registros del sistema para la prueba con umbral 0.10.

UMBRAL FILTRO DE SOBEL: 0.05	
Número imágenes acceso	3
Número imágenes registro	4
Tamaño vector <i>scores</i> genuinos	324 x 1
Tamaño vector <i>scores</i> impostores	34668 x 1

Tabla 7 - Relación accesos-registros del sistema para la prueba umbral 0.05

UMBRAL FILTRO DE SOBEL: 0.01	
Número imágenes acceso	3
Número imágenes registro	4
Tamaño vector <i>scores</i> genuinos	324 x 1
Tamaño vector <i>scores</i> impostores	34668 x 1

Tabla 8 - Relación accesos-registros del sistema para la prueba umbral 0.01.

UMBRAL FILTRO DE SOBEL: 0.005	
Número imágenes acceso	3
Número imágenes registro	4
Tamaño vector <i>scores</i> genuinos	324 x 1
Tamaño vector <i>scores</i> impostores	34668 x 1

Tabla 9 - Relación accesos-registros del sistema para la prueba umbral 0.005.

UMBRAL FILTRO DE SOBEL: 0.0001	
Número imágenes acceso	3
Número imágenes registro	4
Tamaño vector <i>scores</i> genuinos	324 x 1
Tamaño vector <i>scores</i> impostores	34668 x 1

Tabla 10 - Relación accesos-registros del sistema para la prueba umbral 0.0001.

Siguiendo la configuración experimental mostrada en la *Tabla 4*, cabe destacar que el tamaño de los vectores de *scores* se calculan de la siguiente manera:

- Tamaño vector de *scores* genuinos :

*número de usuarios * número de muestras de acceso*

- Tamaño vector de *scores* impostores:

*número de usuarios * número de muestras de acceso * (número de usuarios – 1)*

5.3 Comparación

Para la realización de la última etapa del sistema propuesto (ver *Figura 2*), se utiliza la distancia de Hamming como una métrica para la comparación bit a bit de los patrones de iris almacenados. El objetivo es obtener la distancia entre el patrón, previamente almacenado (*enroll*), y la muestra a verificar (acceso).

Matemáticamente se denota como:

$$d = \sum_{k=1}^N x_k \oplus y_k$$

Donde \oplus denota la operación XOR, x_k la muestra 1, y_k la muestra 2 y N el número total de imágenes de la base de datos.

El código de Matlab realizado para la implementación de la distancia se muestra a continuación:

```
function dh = distanciaHamming(patron1, patron2)

dh = NaN;

%Número total de bits fijo: 19200. Los dos patrones presentan el mismo tamaño
totalbits = (size(patron1,1)*size(patron1,2));

%Operación lógica XOR para calcular las diferencias
C = xor(patron1,patron2);
bitsdiff = sum(sum(C==1));

%Condiciones que comprueban los bits positivos y negativos
if totalbits == 0

    dh = NaN;

else

    dh1 = bitsdiff / totalbits;

    if dh1 < dh || isnan(dh)

        dh = dh1; end end
```

5.4 Resultados de verificación

En este capítulo se presentan las gráficas correspondientes a los resultados obtenidos.

- **Curvas FRR-FAR:** : en ella se representan los falsos rechazos y los falsos aceptados hallados previamente en la fase de obtención de resultados en función del umbral utilizado.
- **Curva ROC:** gráfica en la que se representan los falsos rechazos frente a las falsas aceptaciones.
- **Curva DET:** gráfica igual que la anterior citada pero con las tasas de error en escala logarítmica.

Regla de decisión:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Si } d < \theta & y_k \rightarrow x_k \\ \text{Si } d \geq \theta & y_k \nrightarrow x_k \end{array} \right.$$

siendo θ un umbral predeterminado.

Esta regla de decisión tiene en cuenta que cualquier distancia que supere cierto umbral prefijado será rechazado lo que se traduce en que las gráficas representan la tasa de fallo. De manera contraria, si se estuviera midiendo qué cantidad de usuarios no superan el umbral las gráficas representarían la tasa de acierto.

1. Resultados umbral 0.20:

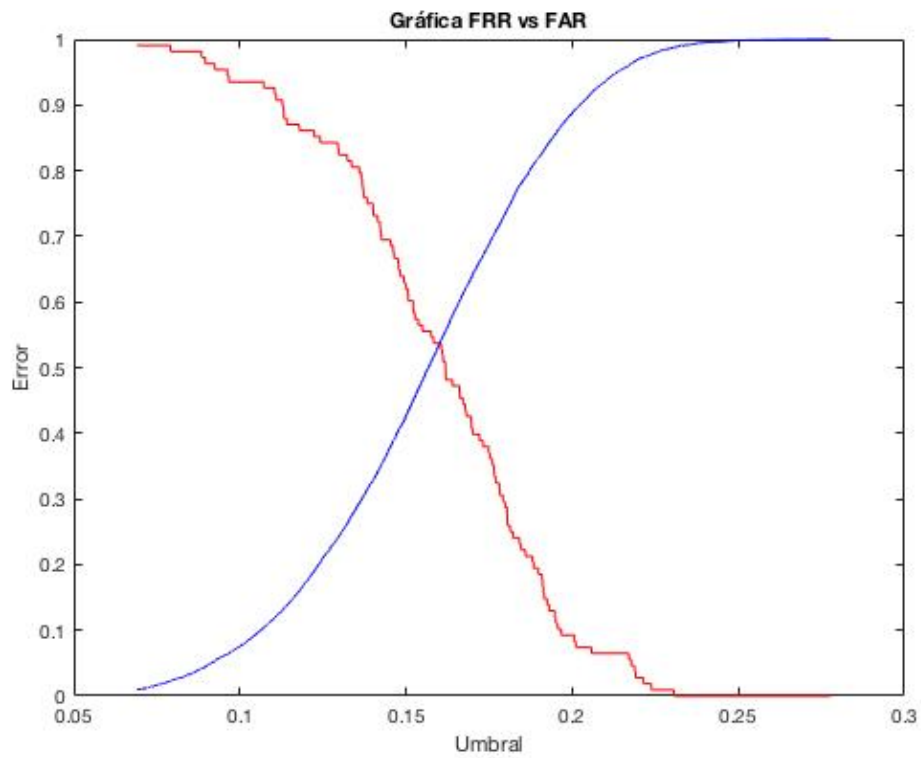


Figura 26 - Gráfica FRR-FAR prueba 1 umbral 0.20.

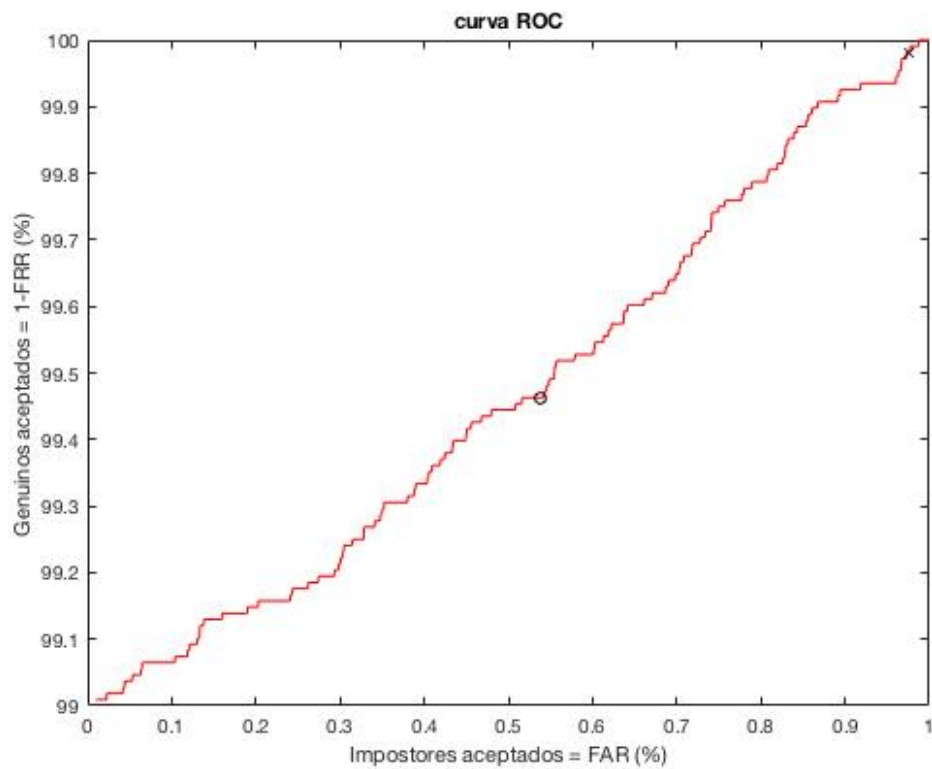


Figura 27 - Curva ROC prueba 1 umbral 0.20.

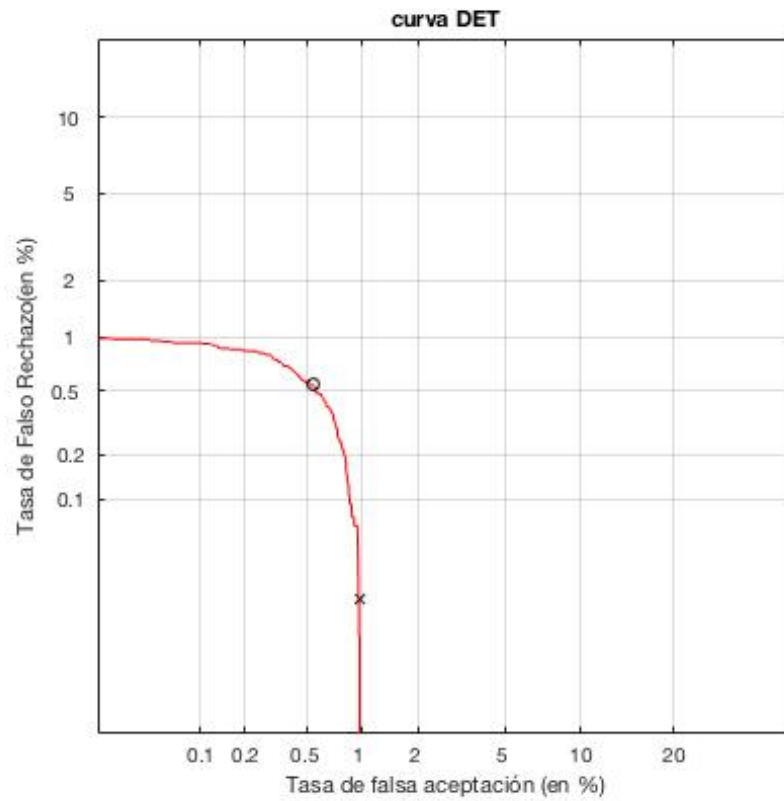


Figura 28 - Curva DET prueba 1 umbral 0.20.

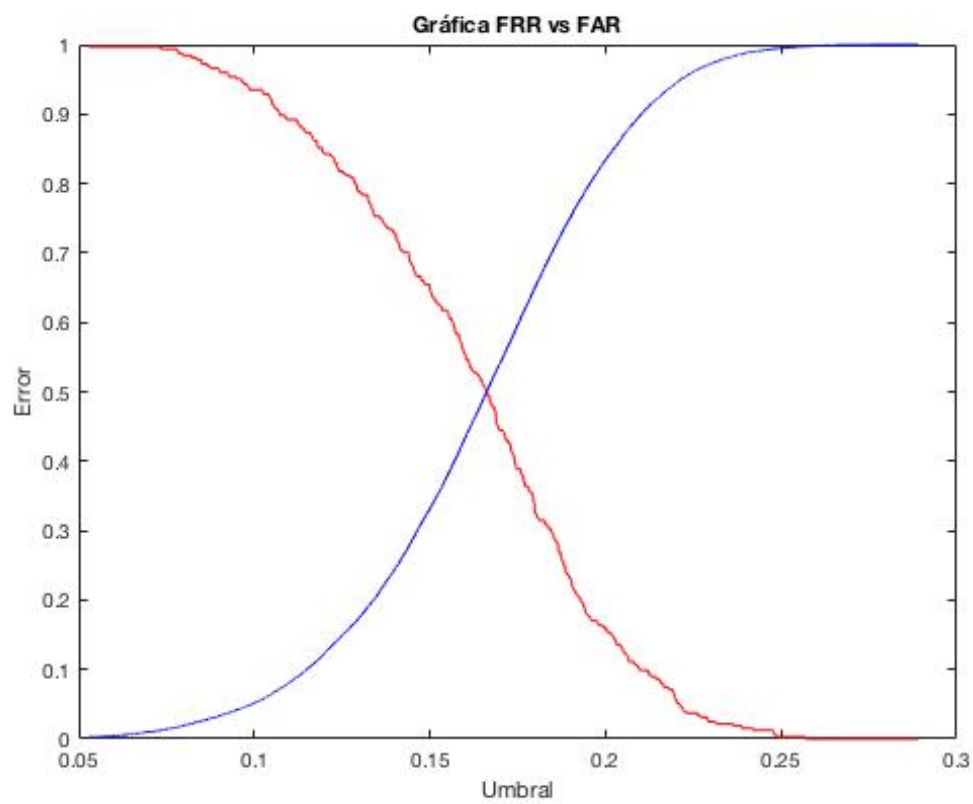


Figura 29 - Gráfica FRR-FAR prueba 2 umbral 0.20.

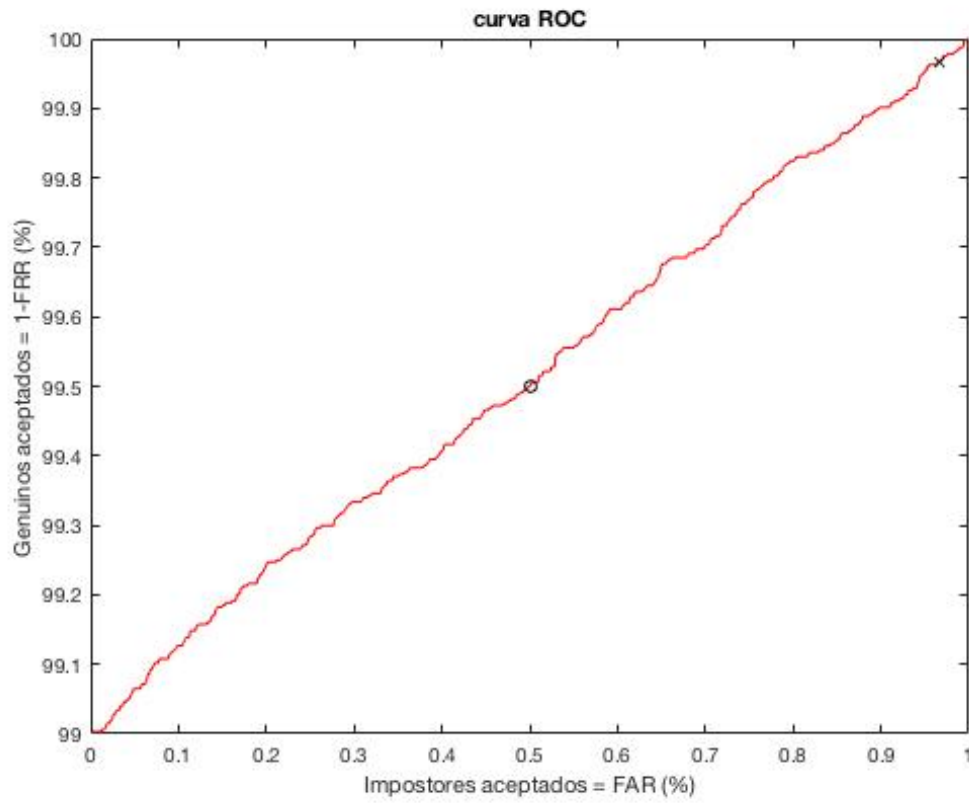


Figura 30 - Curva ROC prueba 2 umbral 0.20.

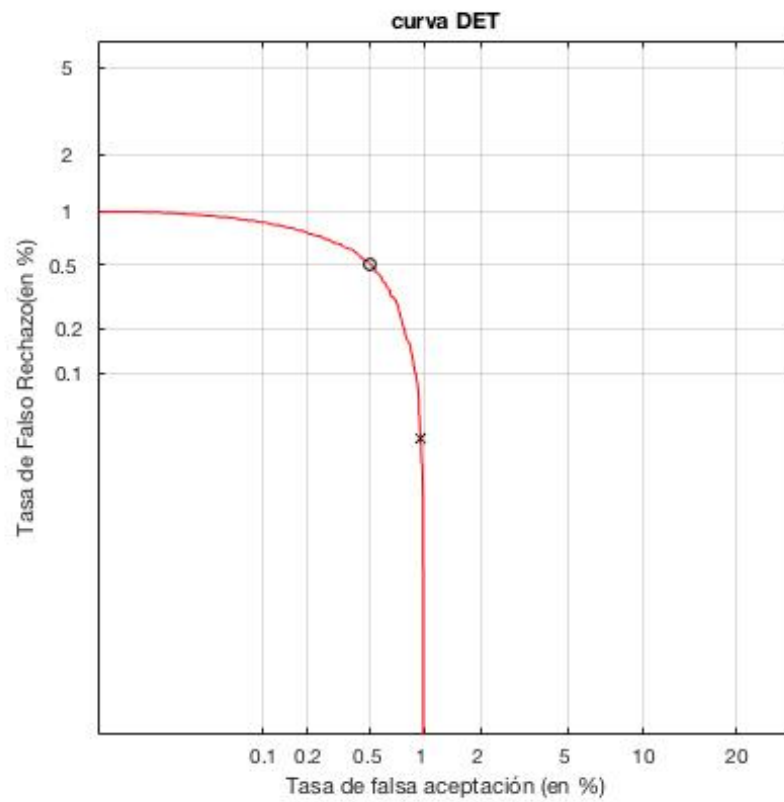


Figura 31 - Curva DET prueba 2 umbral 0.20.

2. Resultados umbral 0.10:

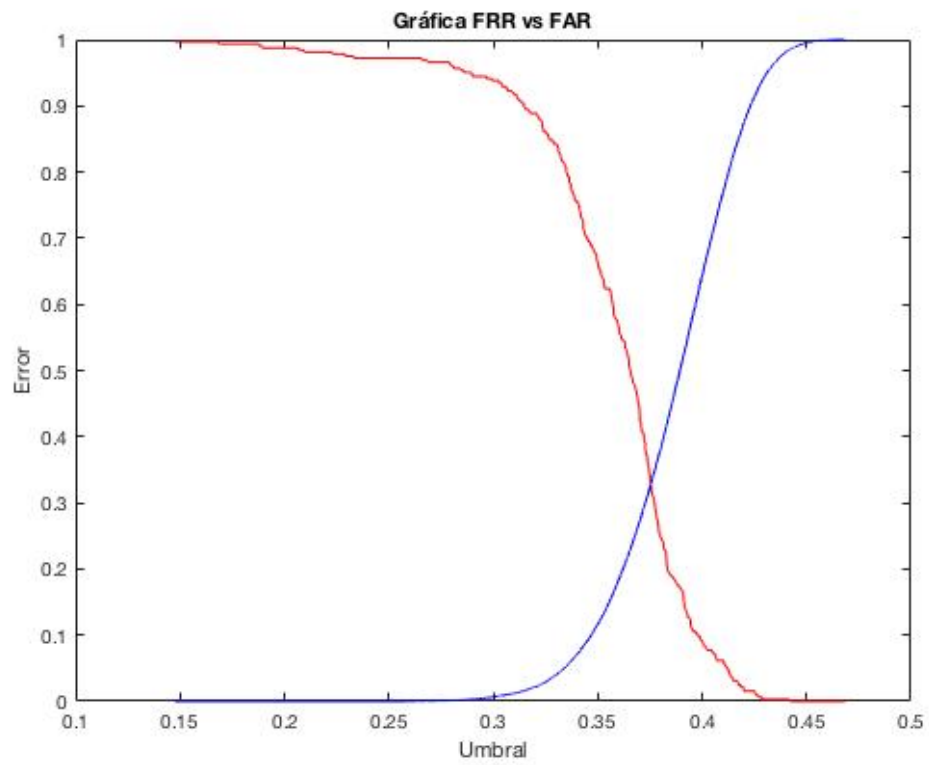


Figura 32 - Gráfica FRR-FAR umbral 0.10.

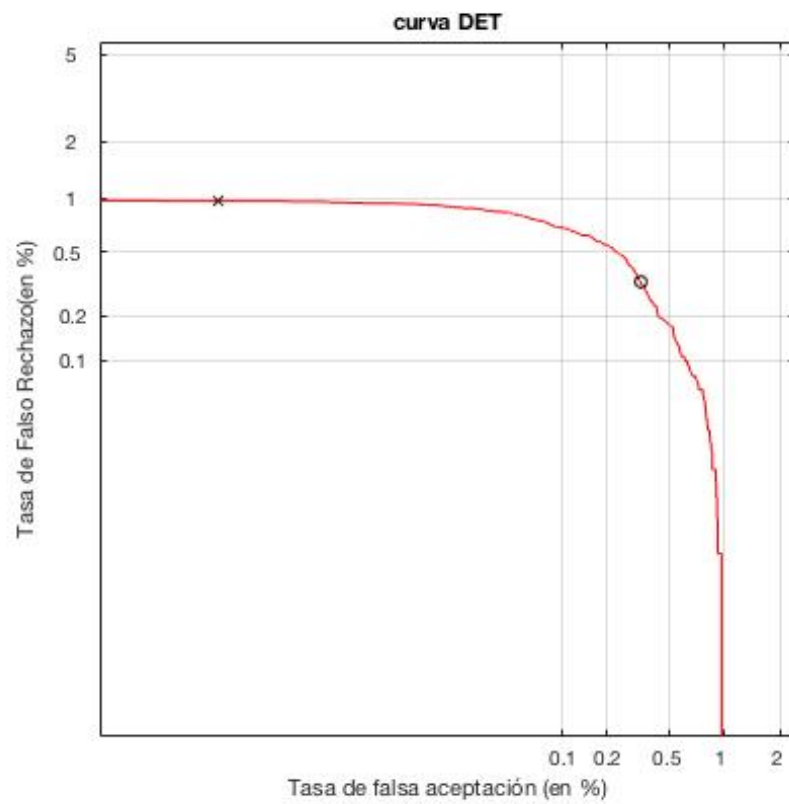


Figura 33 - Curva DET umbral 0.10.

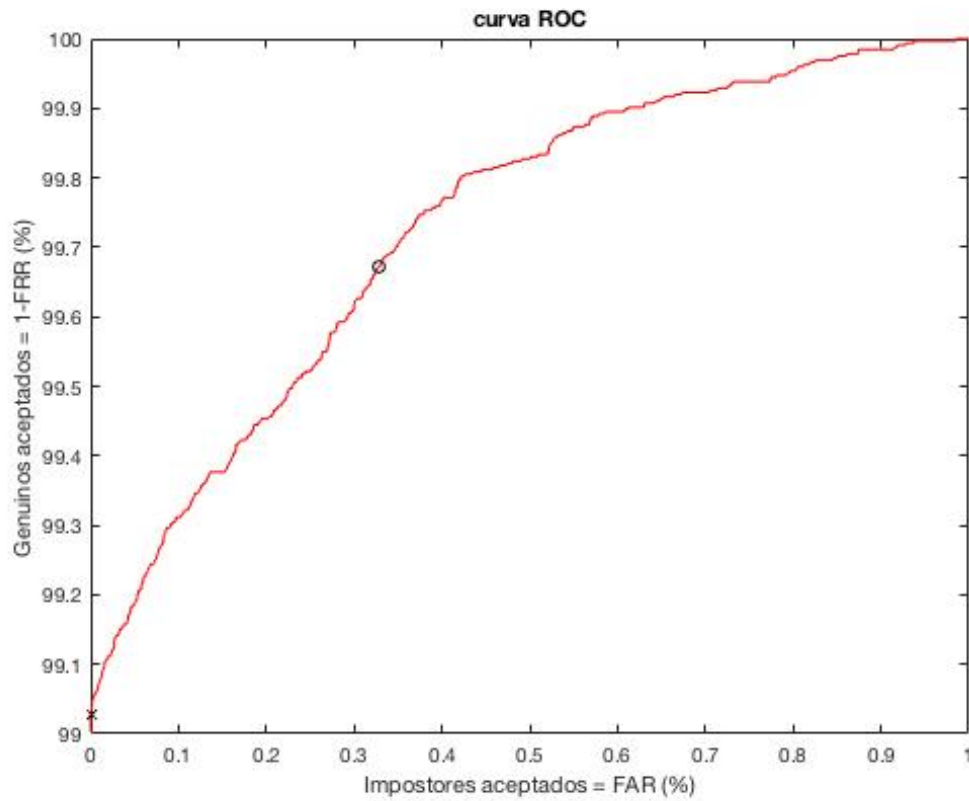


Figura 34 - Curva ROC umbral 0.10.

3. Resultados umbral 0.05:

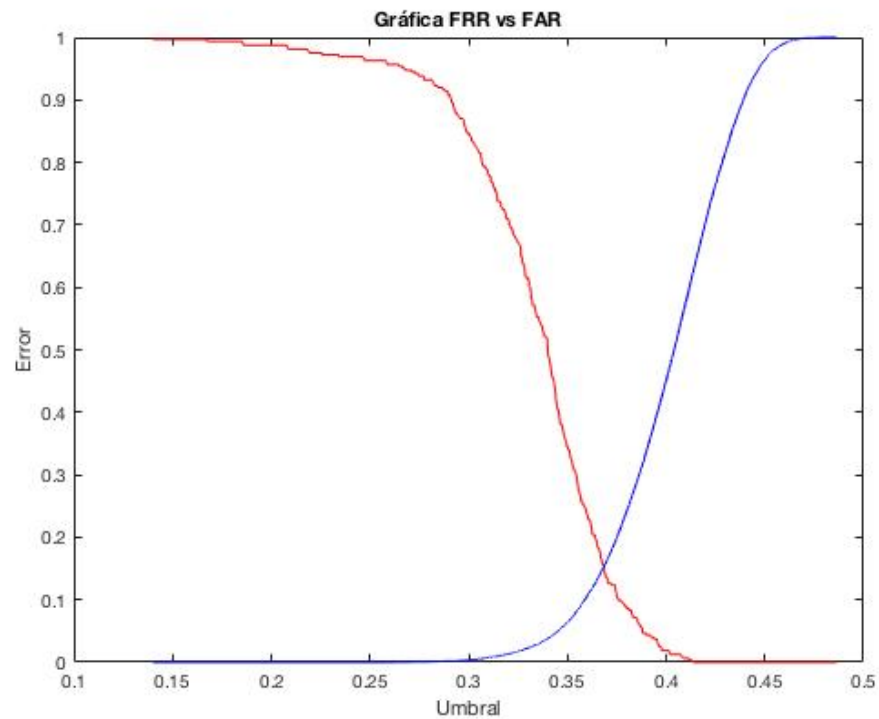


Figura 35 - Gráfica FRR-FAR umbral 0.05.

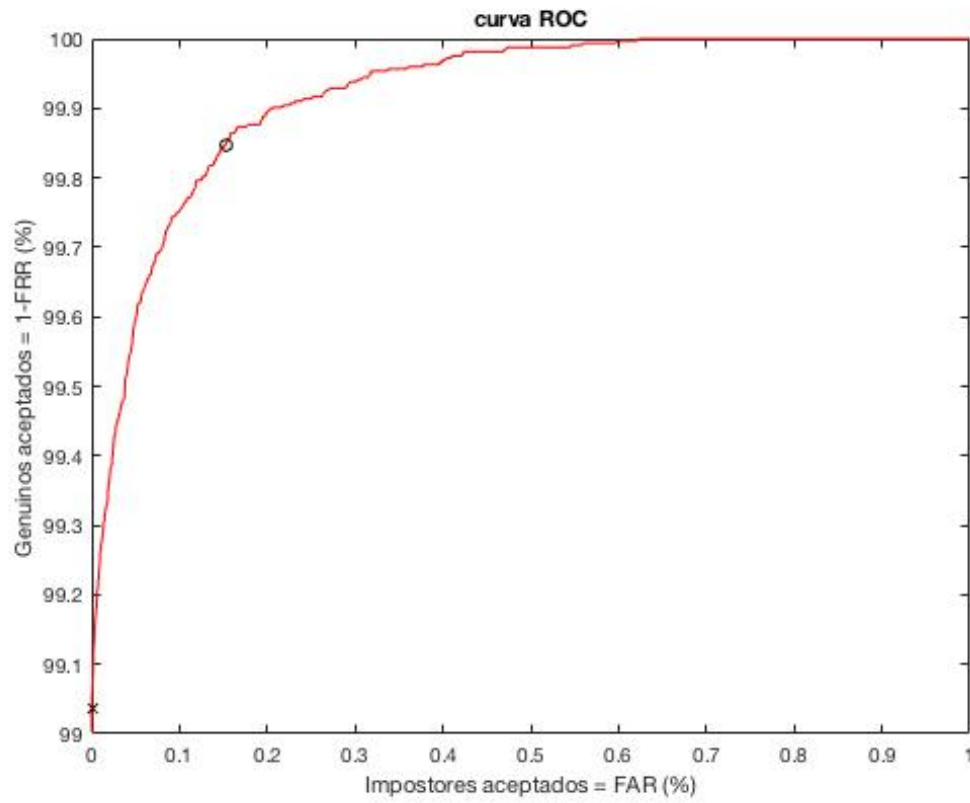


Figura 36 - Curva ROC umbral 0.05.

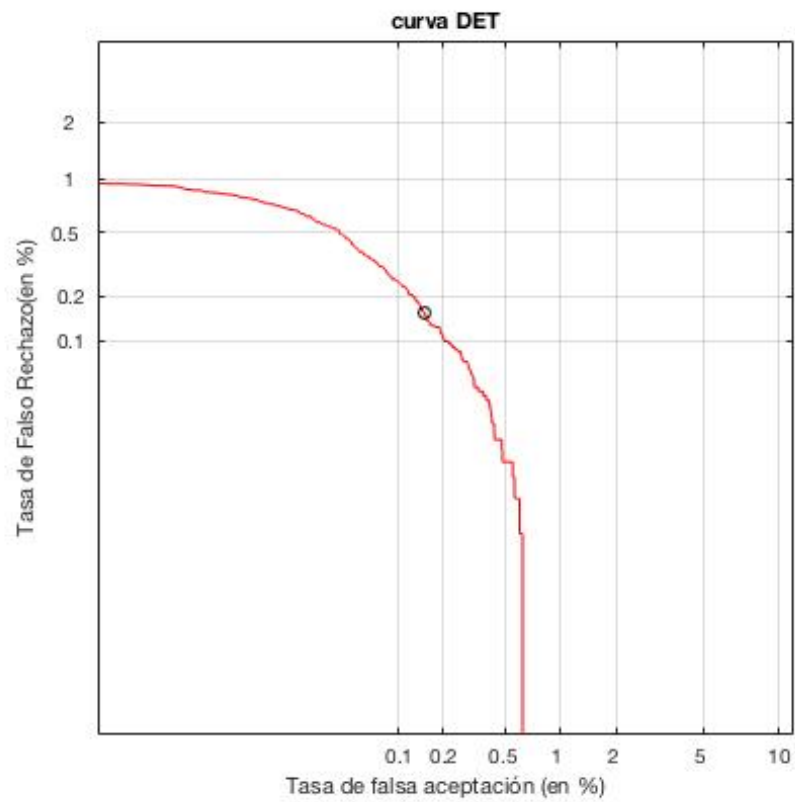


Figura 37 - Curva DET umbral 0.05.

4. Resultados umbral 0.01:

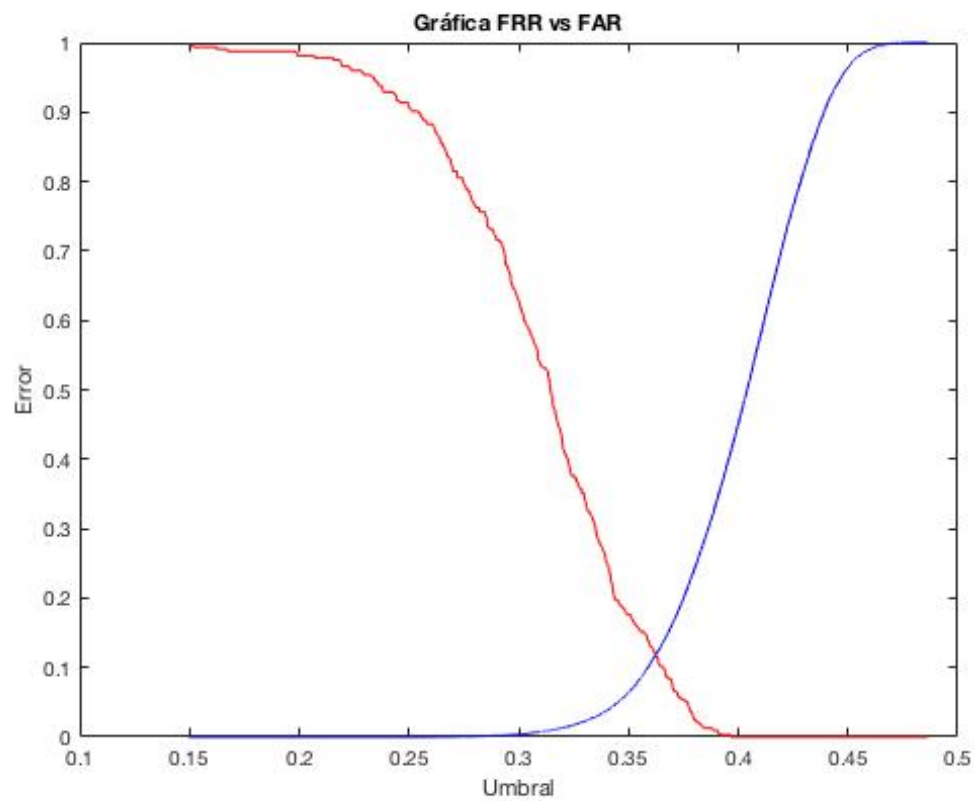


Figura 38 - Gráfica FRR-FAR umbral 0.01.

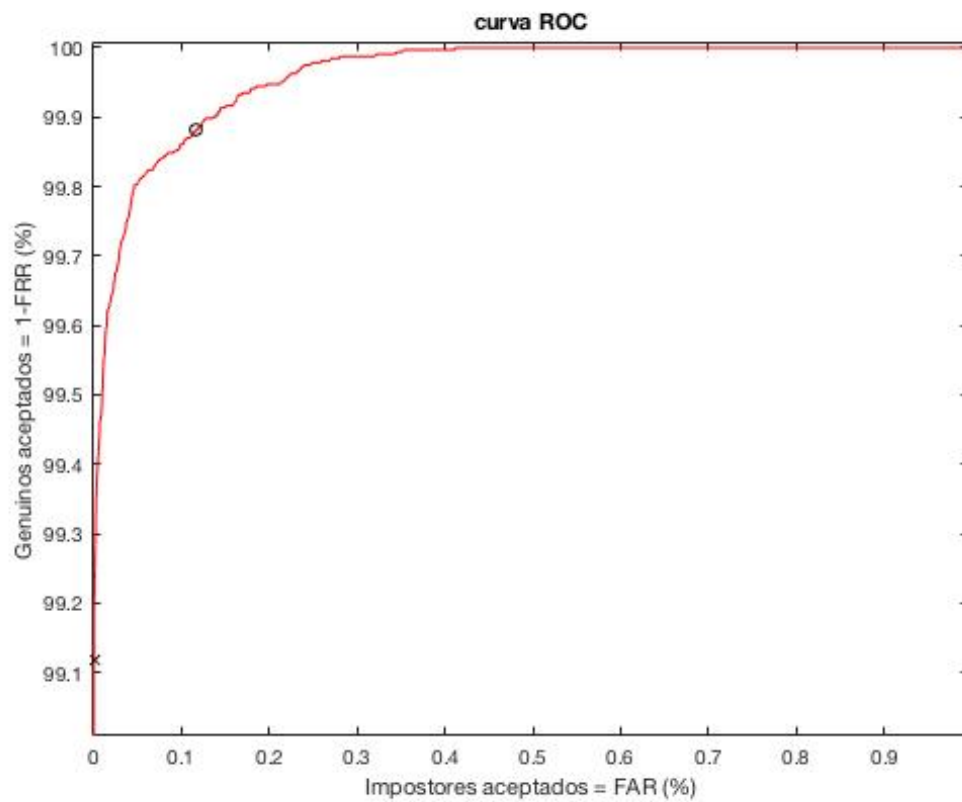


Figura 39 - Curva ROC umbral 0.01.

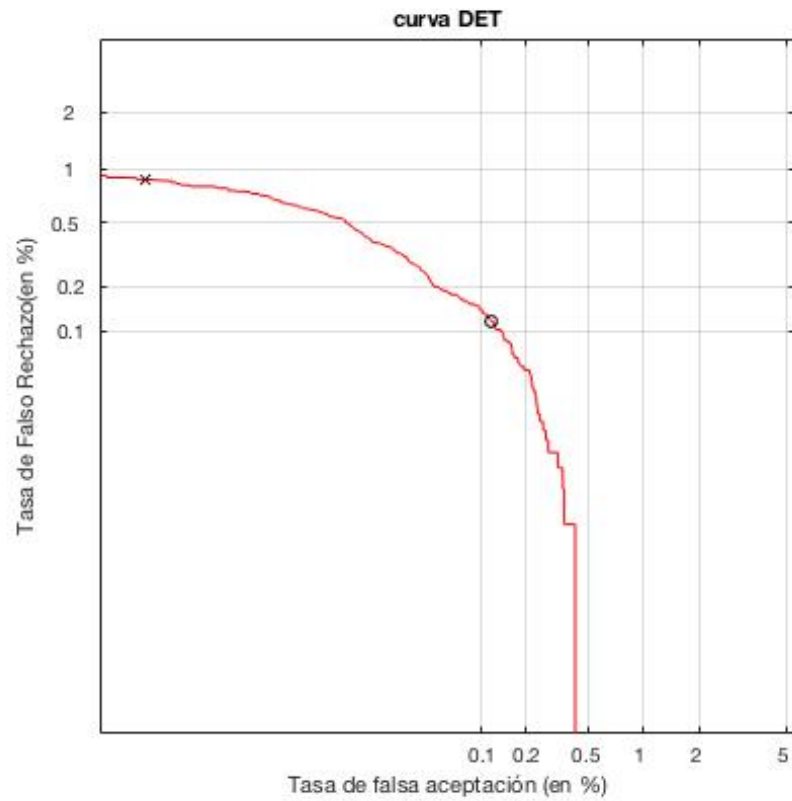


Figura 40 - Curva DET umbral 0.01.

5. Resultados umbral 0.005:

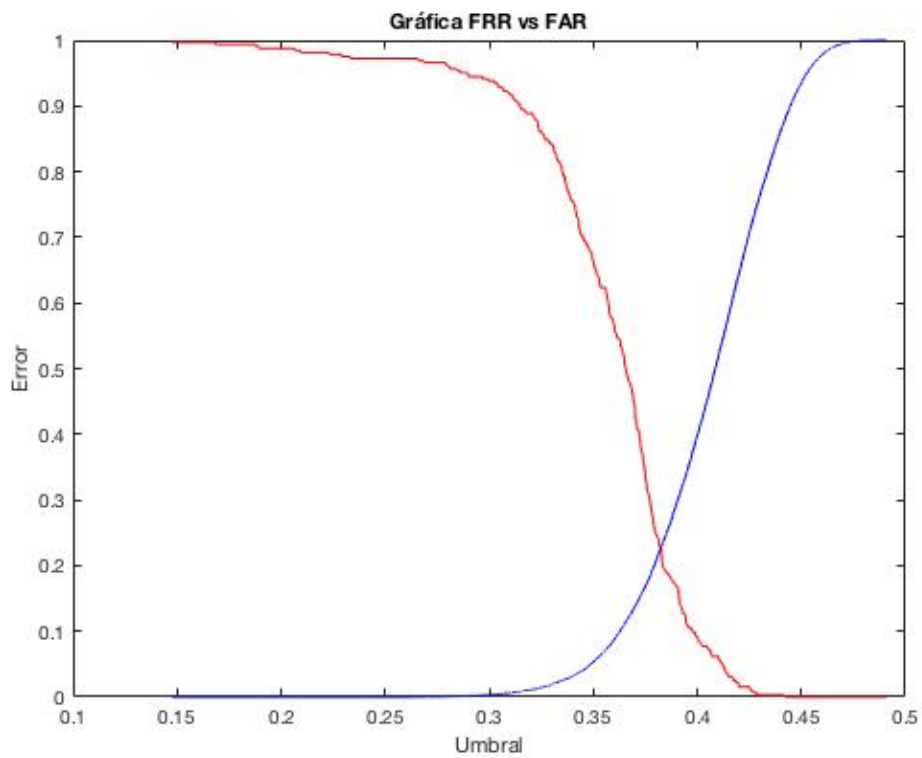


Figura 41 - Gráfica FRR-FAR umbral 0.005.

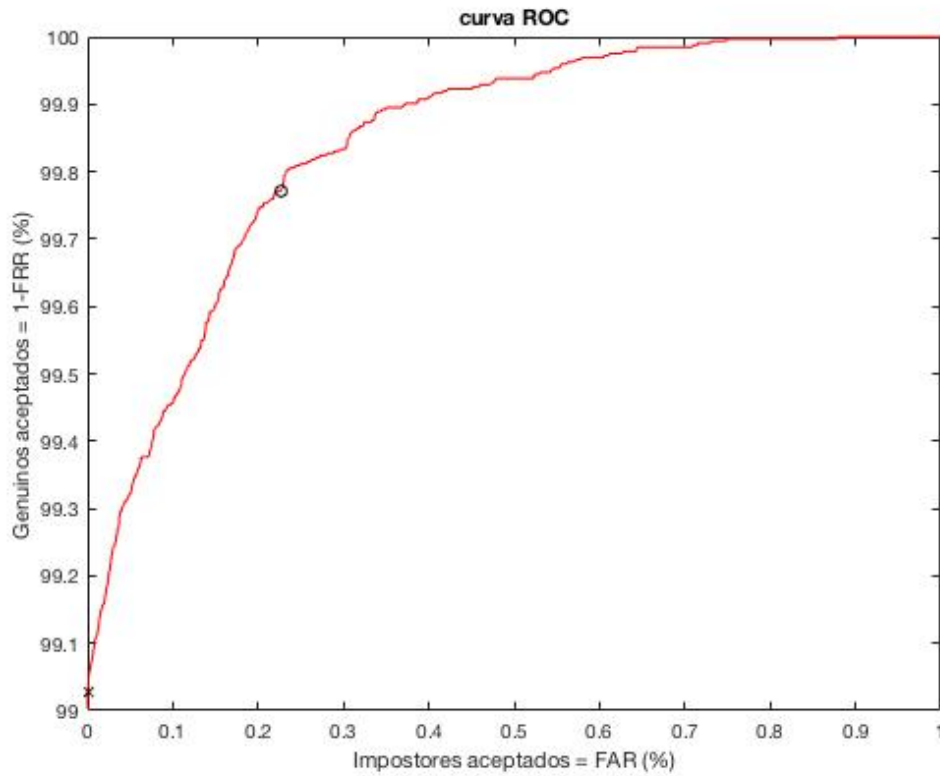


Figura 42 - Curva ROC umbral 0.005.

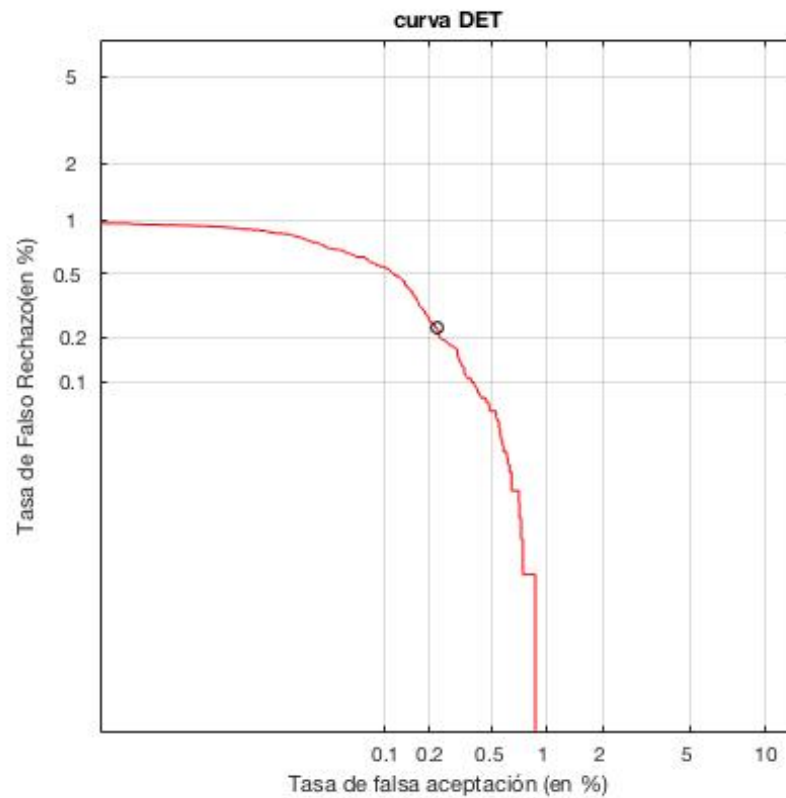


Figura 43 - Curva DET umbral 0.005.

6. Resultados umbral 0.0001:

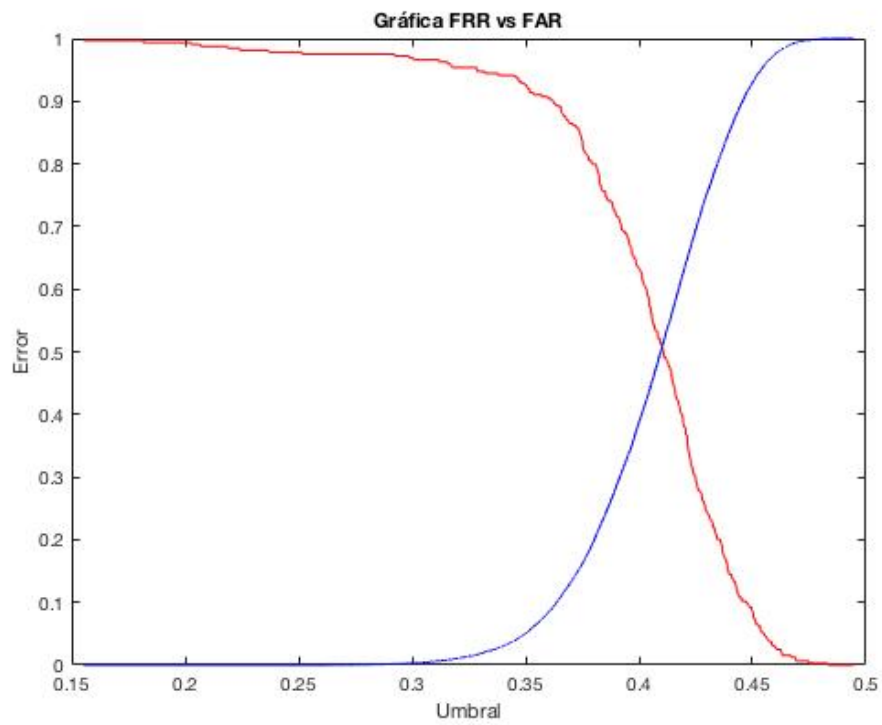


Figura 44 - Gráfica FRR-FAR umbral 0.0001.

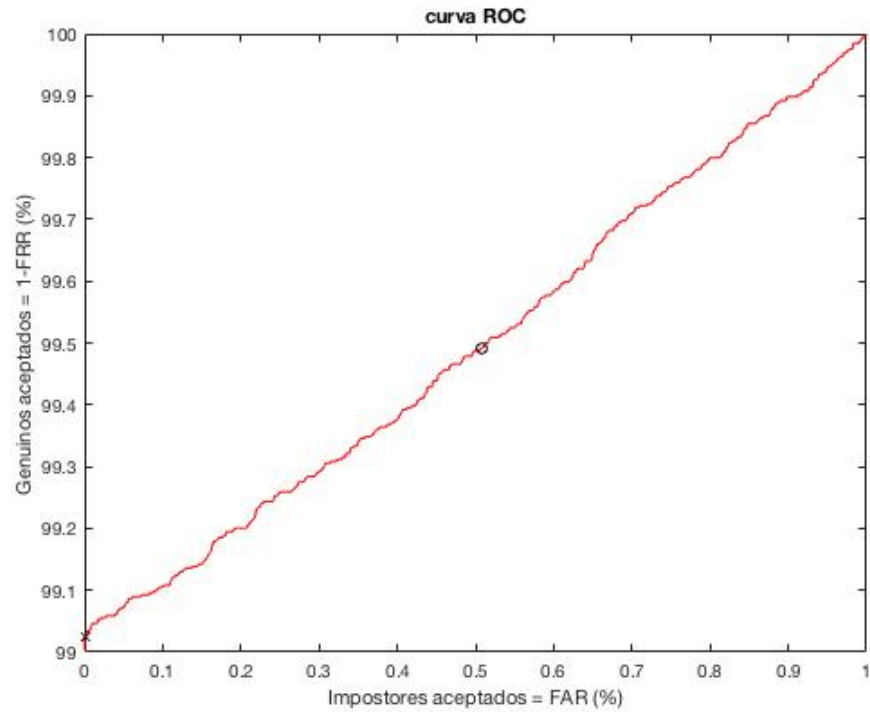


Figura 45 - Curva ROC umbral 0.0001.

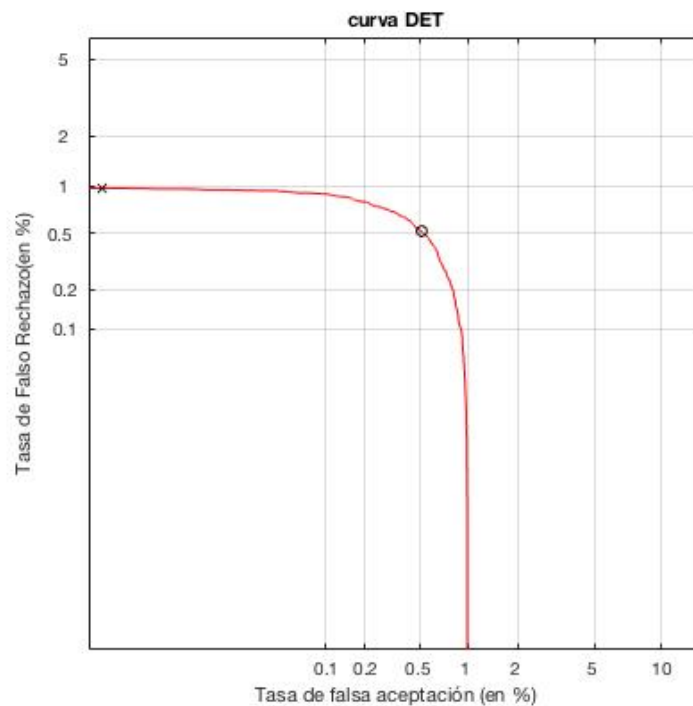


Figura 46 - Curva DET umbral 0.0001.

RESULTADOS	
UMBRALES	EER
0,20 (prueba 1)	51,20%
0,20 (prueba 2)	48,15%
0,10	32,26%
0,05	15%
0,01	9,41%
0,005	21,89%
0,0001	54,56%

Tabla 11 - Relación de resultados (EER).

Con la finalidad de demostrar que el código implementado para la evaluación del rendimiento y siendo conocida la tasa de error del sistema implementado por L.Masek se comprueba que el código es correcto (Figura 41).

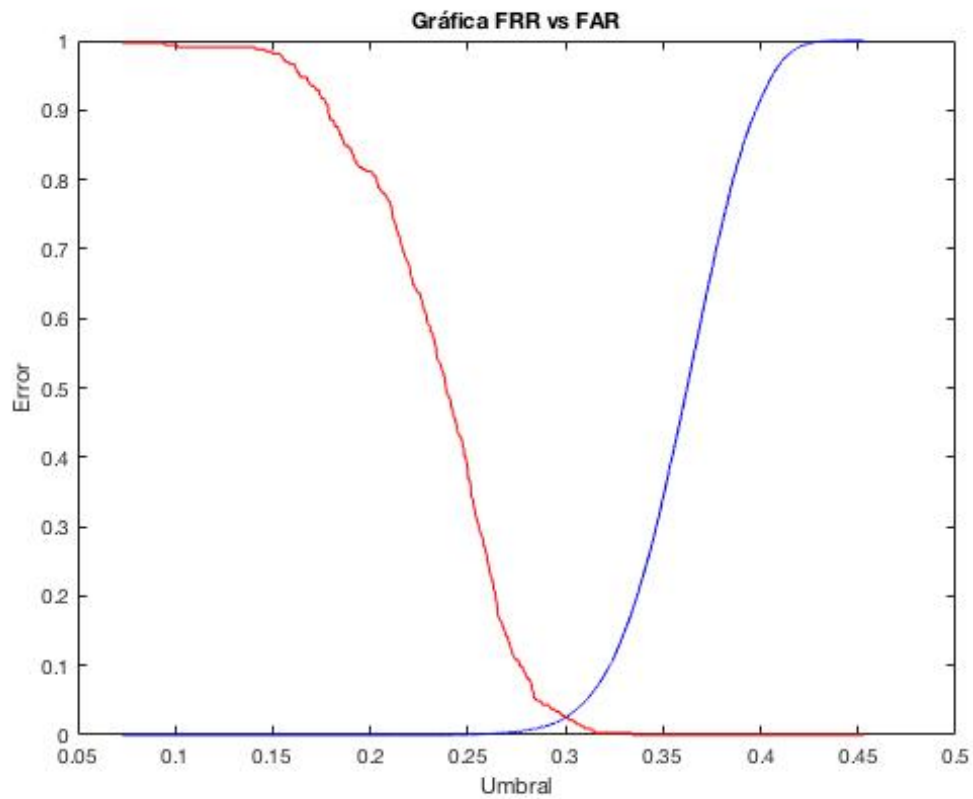


Figura 47 - Gráfica FRR-FAR del sistema implementado por L.Masek.

CAPÍTULO 6

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

La fiabilidad y seguridad en los métodos de identificación de personas se han convertido en una necesidad clave en la sociedad interconectada en la que vivimos. Frente a esta necesidad, los sistemas automáticos de reconocimiento biométrico han venido sustituyendo, cada vez más rápido desde las últimas décadas, a los sistemas de identificación tradicionales (basados en tarjetas de identificación o claves). El uso del iris como rasgo biométrico presenta ciertas ventajas (universalidad, cada vez más aceptación social, facilidad de uso, etc.) frente a otros rasgos; que resultan muy útiles en determinadas aplicaciones, como pueden ser los controles de acceso. En este proyecto se ha realizado el diseño e implementación de un sistema biométrico de reconocimiento basado en filtros de Sobel.

Los experimentos realizados han demostrado que el sistema implementado proporciona una identificación estable para umbrales entre 0,20 y 0,0001. La base de datos utilizada durante la evaluación contaba con un total de 756 iris y el EER alcanzado después de realizar varias pruebas es cercano a un 9%. Esta cifra, aunque no alcanza el bajo nivel de error obtenido por Masek (2%), podría ser un sistema válido para determinadas aplicaciones con las oportunas optimizaciones. Por otro lado, una estrategia sencilla pero eficaz de reducir el coste computacional del sistema implementado ha sido la fusión de la etapa de extracción de características con la codificación de manera que se obtiene directamente el patrón codificado si necesidad de añadir una etapa más al sistema. Por tanto, además de reducirse la complejidad del sistema de reconocimiento, se consigue que éste tenga un reducido tiempo de respuesta, lo que resulta requisito fundamental para aplicaciones que trabajan en tiempo real.

Por otro lado, se ha podido comprobar que el filtrado de Gabor en la etapa de extracción de características es la herramienta más efectiva para extraer la textura de las imágenes, ya que a diferencia del filtrado de Sobel que consigue vectores relativamente parecidos, consigue vectores de características suficientemente discriminantes como para obtener un EER adecuado.

Finalmente, este trabajo me ha servido para entender a la perfección los fundamentos de la Biometría, el funcionamiento de un sistema biométrico y su arduo proceso de evaluación. Además, he conseguido profundizar en mis conocimientos de Matlab pues he programado todo el sistema propuesto en dicha herramienta.

6.1 Trabajos futuros

A partir del trabajo realizado en el ámbito de este Trabajo Fin de Grado propongo las siguientes posibles líneas de investigación:

- **Experimentación con varios umbrales:** consiste en crear los vectores de características de los iris de interés pero variando el umbral de cinco en cinco centésimas y realizar la evaluación de cada uno de ellos para conseguir un óptimo resultado.
- **Prueba con varias bases de datos:** utilización del sistema propuesto con diferentes bases de datos de iris (CASIA-IrisV2, CASIA-IrisV3) y comparar los resultados.
- **Propuesta de un sistema biométrico multimodal usando múltiples características:** el sistema implementado utiliza la textura del iris como principal y única característica para construir el vector de características y, de esta forma, realizar la tarea de reconocimiento. Sin embargo, existen otras características que pueden extraerse del iris y resultar lo suficientemente discriminantes. De esta forma, se propone realizar un sistema utilizando otro tipo de característica (p.ej. líneas principales) y combinar la información de los dos sistemas para finalmente obtener una puntuación en la que se base la decisión.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Sigüenza, A., & Tapiador, M. (2005). Tecnologías biométricas aplicadas a la seguridad. *Editorial Ra-Ma*.
- [2] Tortora, G. J., & Reynolds Grabowski, S. (2002). Principios de anatomía y fisiología.
- [3] Rathgeb, C., Uhl, A., & Wild, P. (2012). *Iris biometrics: from segmentation to template security* (Vol. 59). Springer Science & Business Media.
- [4] Sanchez Ávila, C. *Aplicaciones de la Biometría a la seguridad*. CEDINT, Madrid.
- [5] Tan, T., He, Z., & Sun, Z. (2010). Efficient and robust segmentation of noisy iris images for non-cooperative iris recognition. *Image and vision computing*, 28(2), 223-230.
- [6] Sankowski, W., Grabowski, K., Napieralska, M., Zubert, M., & Napieralski, A. (2010). Reliable algorithm for iris segmentation in eye image. *Image and vision computing*, 28(2), 231-237.
- [7] De Almeida, P. (2010). A knowledge-based approach to the iris segmentation problem. *Image and Vision Computing*, 28(2), 238-245.
- [8] Li, P., Liu, X., Xiao, L., & Song, Q. (2010). Robust and accurate iris segmentation in very noisy iris images. *Image and Vision Computing*, 28(2), 246-253.
- [9] Luengo-Oroz, M. A., Faure, E., & Angulo, J. (2010). Robust iris segmentation on uncalibrated noisy images using mathematical morphology. *Image and Vision Computing*, 28(2), 278-284.
- [10] Tan, T., Zhang, X., Sun, Z., & Zhang, H. (2012). Noisy iris image matching by using multiple cues. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 970-977.
- [11] Wang, Q., Zhang, X., Li, M., Dong, X., Zhou, Q., & Yin, Y. (2012). Adaboost and multi-orientation 2D Gabor-based noisy iris recognition. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 978-983.
- [12] Santos, G., & Hoyle, E. (2012). A fusion approach to unconstrained iris recognition. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 984-990.
- [13] Shin, K. Y., Nam, G. P., Jeong, D. S., Cho, D. H., Kang, B. J., Park, K. R., & Kim, J. (2012). New iris recognition method for noisy iris images. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 991-999.
- [14] Li, P., Liu, X., & Zhao, N. (2012). Weighted co-occurrence phase histogram for iris recognition. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 1000-1005.
- [15] De Marsico, M., Nappi, M., & Riccio, D. (2012). Noisy iris recognition integrated scheme. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 1006-1011.
- [16] Li, P., & Ma, H. (2012). Iris recognition in non-ideal imaging conditions. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 1012-1018.
- [17] Szewczyk, R., Grabowski, K., Napieralska, M., Sankowski, W., Zubert, M., & Napieralski, A. (2012). A reliable iris recognition algorithm based on reverse biorthogonal wavelet transform. *Pattern Recognition Letters*, 33(8), 1019-1026.
- [18] Coto, E. (2003). Métodos de segmentación de imágenes médicas. *Universidad Central de Venezuela: Lecturas en Ciencias de la Computación*, 1, 9-15.
- [19] Daugman, J. (2007). New methods in iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 37(5), 1167-1175.

- [20] Masek, L. (2003). Recognition of human iris patterns for biometric identification. *The University of Western Australia*, 2.
- [21] González, R. C; Woods R. E. Digital image processing (2nd edition). Prentice Hall, 2002.
- [22] Patnaik, S., & Yang, Y. M. (Eds.). (2012). *Soft Computing Techniques in Vision Science* (Vol. 395). Springer Science & Business Media.

