



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

RECONOCIMIENTO FRONTAL DE ROSTROS EN BASE A IMÁGENES DE ALTA RESOLUCIÓN

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
ELÉCTRICO

PROFESOR GUÍA:

CLAUDIO PÉREZ FLORES

MIEMBROS DE LA COMISIÓN

MARTIN ADAMS

HÉCTOR AGUSTO ALEGRÍA

SANTIAGO DE CHILE

2015

*“RECONOCIMIENTO FRONTAL DE ROSTROS EN BASE A IMÁGENES DE ALTA
RESOLUCIÓN”*

Un sistema de identificación facial consiste en un método que toma una imagen del rostro de un individuo desconocido y un banco de imágenes de personas conocidas, con el objetivo de identificar a este individuo y decidir si está presente o no en el banco de imágenes conocidas.

Este Trabajo de Título se propone como objetivo estudiar el uso de escalas de alta resolución y combinaciones de las mismas en el problema de reconocimiento frontal de rostros. Para esto se utiliza la base de datos XM2VTS que contiene imágenes de rostros de individuos a una resolución de 720x576 píxeles.

Se propone generar imágenes a escalas del 50 % y 25% de escala de resolución mediante el método de Pirámides de Gauss, obteniendo tres distintas resoluciones. Luego son procesadas mediante LBP y Filtros Gabor para realizar combinaciones de la información extraída por estos métodos en distintas escalas de resolución. Finalmente se utiliza este vector de información en un clasificador K-NN y se logra el reconocimiento de cada individuo.

Se realizan pruebas de reconocimiento para realizar el ajuste de parámetros de los métodos de extracción de características en distintas escalas de resolución y pruebas para detectar las combinaciones de información de estas últimas que entreguen los mejores resultados. Por separado los métodos LBP y Filtros Gabor obtuvieron como máximos desempeños un 97,96% y un 94,12% de reconocimiento exitoso respectivamente. Sin embargo, al fusionar la información obtenida a través de estas técnicas de extracción de características, se obtiene un método de reconocimiento frontal de rostros que logra un 98,9% de reconocimiento exitoso, con un tiempo de procesamiento total de 21 minutos y 1,26 segundos por cada individuo como resultado final.

Comparando con trabajos similares realizados con las mismas muestras se posiciona a la par de estos, demostrando ser un método competente y eficiente, además de entregar pautas para seguir el estudio del problema del reconocimiento facial.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo es el cierre de una etapa muy importante de mi vida, pero también el comienzo de otra aún mejor. Por lo tanto no puedo dejar de agradecer a todas las personas que de alguna u otra forma, me han guiado hasta aquí.

En primer lugar quiero agradecer a mi familia y en forma especial a mis padres que, después de una vida de trabajo, ya pueden comenzar disfrutar con tranquilidad el resto de sus vidas. Ellos me han enseñado con el ejemplo que con esfuerzo, constancia y trabajo duro todo es posible.

A mis amigos (Sebastián, Joaquín, Vicente y Cristóbal), quienes fueron parte importante de mi vida escolar, siguieron estando cerca en la universidad y nunca nos separaremos. Sin su fe en mí, su apoyo y amistad no estaría donde estoy.

Agradezco a los bachi-amigos (Mauri, Leslie, Vicky y Vitoco) con quienes comencé mi vida universitaria y siempre estuvieron en las malas y en las buenas.

Al Club de Kung-Fu Chung Iy Tang que muchas veces me ayudo a mantener la cordura durante este dura prueba que fue la universidad.

También se agradece a las maravillosas personas que conocí en el departamento (Yerko, Flaño, Pudu, Andrés, Carlos, Caro, Manu, Inox, Joshua y Jei) con quienes compartí el orgullo y el honor de ser parte de “elétrica”.

Agradezco a mi profesor guía Claudio Pérez, quien me concedió el privilegio de trabajar con él en este trabajo, por su amabilidad paciencia y consejo, además de facilitarme todas las herramientas para desarrollar esta memoria.

Gracias a los “Nerds” del laboratorio de procesamiento de imágenes por haberme aguantado durante el desarrollo de mi memoria.

Y por último quisiera agradecer a mi polola Paulina, porque gracias a ella he crecido en todos los ámbitos, me ha convertido en la persona de la cual estoy orgulloso ser. Que sin ella, estar en este punto de mi vida hubiera sido casi imposible.

TABLA DE CONTENIDO

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....	- 1 -
1.1 MOTIVACIÓN	- 1 -
1.2 ALCANCE	- 2 -
1.3 OBJETIVOS.....	- 3 -
1.4 INDICACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD	- 3 -
1.5 ESTRUCTURA GENERAL	- 3 -
CAPÍTULO 2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA Y ESTADO DEL ARTE	- 5 -
2.1 BIOMETRÍA.....	- 5 -
2.2 ALCANCES CIENTÍFICOS Y COMERCIALES.....	- 9 -
2.3 SISTEMAS BIOMÉTRICOS.....	- 10 -
2.3.1 MÓDULO SENSOR.....	- 11 -
2.3.2 MÓDULO DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS	- 11 -
2.3.3 MÓDULO DE COMPARACIÓN Y TOMA DE DECISIONES	- 11 -
2.3.4 MÓDULO DE BASE DE DATOS.....	- 12 -
2.4 REPRESENTACIÓN DE MULTI-RESOLUCIÓN.....	- 12 -
2.4.1 PIRÁMIDES DE GAUSS	- 12 -
2.5 RECONOCIMIENTO FACIAL.....	- 13 -
2.6 TÉCNICAS APLICABLES AL ANÁLISIS DE TEXTURA.....	- 14 -
2.6.1 LOCAL BINARY PATTERN	- 14 -
2.6.2 FILTRO GABOR	- 17 -
2.7 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN	- 18 -
2.7.1 CLASIFICADOR K-NN.....	- 19 -
2.8 ESTADO DEL ARTE DEL RECONOCIMIENTO FRONTAL DE IMÁGENES ...	- 22 -
CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA.....	- 24 -
3.1 INVESTIGACIONES PREVIAS Y ANTECEDENTES	- 24 -

3.2	BASE DE DATOS.....	- 24 -
3.2.1	CDS001	- 24 -
3.2.2	CDS006.....	- 25 -
3.3	PREPROCESAMIENTO.....	- 25 -
3.4	SOLUCIÓN A IMPLEMENTAR	- 30 -
3.5	AJUSTE DE PARÁMETROS	- 30 -
3.5.1	LBP.....	- 30 -
3.5.2	FILTRO GABOR	- 30 -
3.6	SELECCIÓN DE ZONAS	- 31 -
3.7	UNIÓN DE DISTINTAS ESCALAS DE RESOLUCIÓN	- 32 -
3.8	EXPERIMENTOS A REALIZAR	- 33 -
CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....		- 36 -
4.1	PRUEBAS PRELIMINARES	- 36 -
4.1.1	LOCAL BINARY PATTERN	- 36 -
4.1.2	FILTRO GABOR	- 38 -
4.2	PRUEBAS PARA AJUSTE DE PARÁMETROS	- 41 -
4.2.1	LOCAL BINARY PATTERN	- 41 -
4.2.2	FILTRO GABOR	- 44 -
4.3	SELECCIÓN DE LAS ZONAS DEL ROSTRO.	- 47 -
4.4	PRUEBAS PARA SELECCIÓN DE ESCALAS DE RESOLUCIÓN	- 49 -
4.5	FUSION DE LOS MÉTODOS DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	- 50 -
4.6	MÉTODO DE CLASIFICACIÓN FINAL Y SUS RESULTADOS	- 51 -
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO		- 54 -
BIBLIOGRAFÍA		- 56 -

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Clasificación de los rasgos Biométricos [4].	- 9 -
Tabla 2: Ejemplos del uso de sistemas Biométricos en distintos ámbitos [7].	- 10 -
Tabla 3: Caso generalizado de un problema de clasificación [11]	- 20 -
Tabla 4: Resoluciones en pixeles de la base de datos después del preprocesamiento.	- 29 -
Tabla 5: Resultados para prueba preliminar para LBP(8,1) y ventanas del 25%.	- 37 -
Tabla 6: Resultados de la prueba para Filtro Gabor de 39x39p y una grilla de 10x10p.	- 39 -
Tabla 7: Resultados de la prueba de Filtro Gabor de 29x29p y una grilla de 10x10p.	- 40 -
Tabla 8: Resultados para prueba de Filtro Gabor de 39x39p y una grilla de 5x5p	- 40 -
Tabla 9: Resultado de reconocimiento para ventanas del 50%.	- 41 -
Tabla 10: Resultado de reconocimiento para ventanas del 25%.	- 42 -
Tabla 11: Resultado de reconocimiento para ventanas del 20%.	- 42 -
Tabla 12: Resultado de reconocimiento para ventanas del 10%.	- 42 -
Tabla 13: Resultados prueba de ventanas traslapadas.	- 43 -
Tabla 14: Dimensiones de grilla a utilizar en las pruebas.	- 44 -
Tabla 15: Tamaños de los Filtros Gabor a utilizar en las pruebas.	- 44 -
Tabla 16: Frecuencias y porcentajes de las combinaciones con mejores rendimientos.	- 48 -
Tabla 17: Etiquetas para las combinaciones con mejores resultados.	- 49 -
Tabla 18: Frecuencias con que una zona es parte de la mejor combinación.	- 49 -
Tabla 19: Prueba de combinación de escalas de resolución para el método LBP.	- 50 -
Tabla 20: Prueba de combinación de escalas de resolución para Filtro Gabor.	- 50 -
Tabla 21: Resultados para prueba de fusión de información.	- 51 -

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Aplicaciones de Biometría en la actualidad [1].....	- 1 -
Figura 2: Biometría aplicable al rostro humano [2].....	- 2 -
Figura 3: Algunos problemas de la vida cotidiana resueltos por la biometría. [6].....	- 7 -
Figura 4: Ramas de la biometría [6]	- 8 -
Figura 5: Concepto de pirámides de Gauss [8].....	- 13 -
Figura 6: Ejemplos del uso de Pirámides de Gauss en imágenes [8].	- 13 -
Figura 7: Código LBP de pixel central 45 [9]	- 15 -
Figura 8: Distintos tipos de vecindarios LBP [9].	- 16 -
Figura 9: Proceso para obtener el vector descriptor LBP [9].....	- 16 -
Figura 10: Grilla de puntos para sub-muestreo [3].....	- 18 -
Figura 11: Pseudocódigo para el método de clasificación K-NN [11].	- 21 -
Figura 12: Ejemplo de clasificación K-NN [11].....	- 21 -
Figura 13: Resumen del funcionamiento de un FRS [12].....	- 22 -
Figura 14: Imagen del sujeto 000 perteneciente a la base de datos XM2VTS.....	- 25 -
Figura 15: Transformación a escala de grises. Imagen perteneciente a XM2VTS.	- 26 -
Figura 16: Ejemplo de recorte de la zona del rostro.	- 26 -
Figura 17: Ejemplo de recorte de la zona del ojo derecho.	- 26 -
Figura 18: Ejemplo de recorte de la zona del ojo izquierdo.....	- 26 -
Figura 19: Ejemplo de recorte de la zona de la frente.	- 27 -
Figura 20: Ejemplo de recorte de la zona de la nariz.....	- 27 -
Figura 21: Ejemplo de recorte de la zona de la boca.	- 27 -
Figura 22: Ejemplo de recorte de la zona de la mejilla derecha.	- 27 -
Figura 23: Ejemplo de recorte de la zona de la mejilla izquierda.	- 28 -
Figura 24: Resumen del preprocesamiento realizado a la base de datos.	- 29 -
Figura 25: Método propuesto para determinar la mejor combinación de resoluciones.	- 33 -
Figura 26: Diagrama de Flujo para la Prueba de reconocimiento.	- 34 -
Figura 27: División de imagen en ventanas de un 25% de las dimensiones originales.	- 37 -
Figura 28: Magnitudes graficadas de los filtros Gabor que se utilizan en las pruebas.	- 38 -
Figura 29: Orientaciones de los filtros Gabor que se utilizan en las pruebas.	- 38 -
Figura 30: Ejemplo de ventana traslapada.	- 43 -
Figura 31: Resultados de la prueba del Filtro Gabor de 39x39p a una escala de 100%.....	- 45 -

Figura 32: Resultados de la prueba del Filtro Gabor de 49x49p a una escala de 100%.....	- 46 -
Figura 33: Resultados de la prueba del Filtro Gabor de 19x19p a una escala de 25%.....	- 47 -
Figura 34: Fusión de la información de los métodos de extracción de características.	- 51 -
Figura 35: Etapa de Extracción de Características Final.	- 52 -
Figura 36: Método Final de reconocimiento frontal de rostros.	- 53 -

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 MOTIVACIÓN

El campo de la biometría permite encontrar metodologías que hacen posible identificar individuos mediante el uso de sus características fisiológicas o de comportamiento. Bajo este contexto, la biometría aplicada a las características de un individuo se ha desplegado desde hace muchos años como una herramienta poderosa para tareas de detección e identificación, como se muestra en la Figura 1.

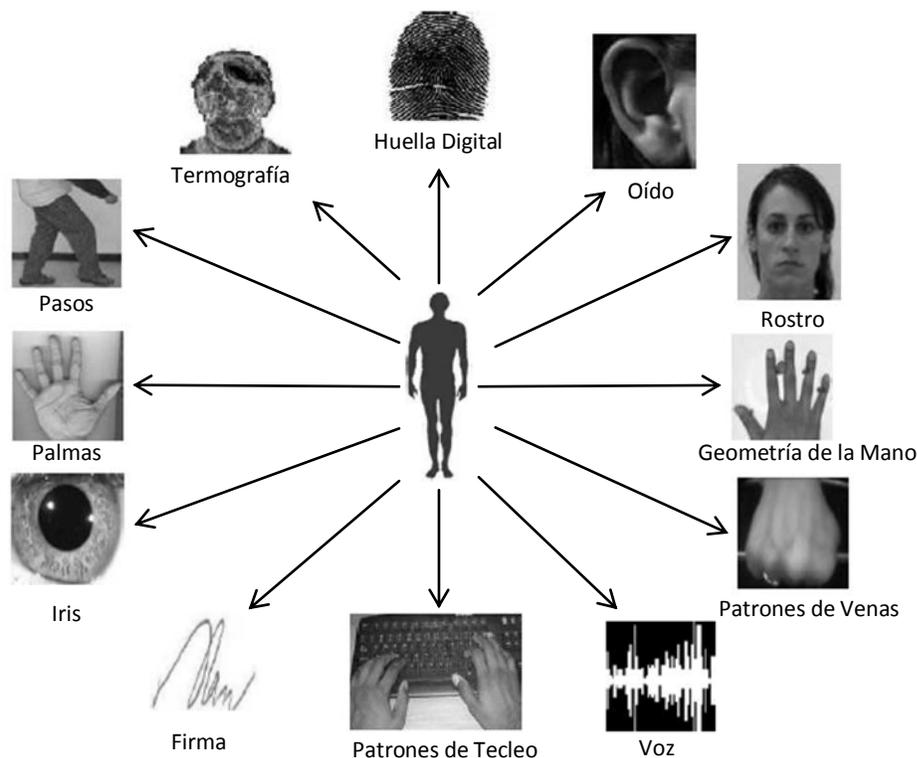


Figura 1: Aplicaciones de Biometría en la actualidad [1].

En la Figura 2 se ejemplifica cómo el rostro humano está constituido de distintas estructuras y características. Si bien estas han sido utilizadas ya en sistemas de identificación, es interesante buscar nuevas biometrías o nuevas técnicas de aplicación de estas para el reconocimiento de rostros.

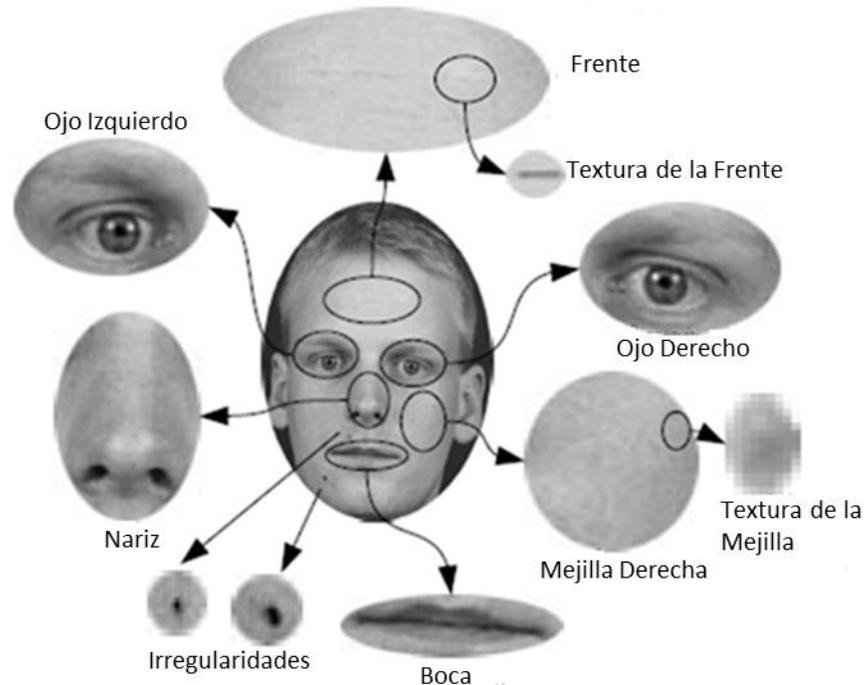


Figura 2: Biometría aplicable al rostro humano [2].

En los últimos años, ha habido avances significativos en los sensores utilizados para adquirir video. Es así como se tienen disponibles cámaras de varios megapíxeles por imagen que permiten visualizar detalles del rostro que antes no se podían obtener. Se tiene entonces un potencial aún no explorado de estas imágenes para el reconocimiento de rostros.

1.2 ALCANCE

En este Trabajo de Título se investiga el uso de imágenes de digitales de alta resolución para el reconocimiento de rostros frontales. Así, aprovechando las posibilidades que entregan las nuevas tecnologías para obtención de imágenes, se busca determinar cuáles escalas de resolución resultan más útiles para el reconocimiento, y qué combinaciones de estas pueden utilizarse para mejorar el resultado.

Usando la ubicación de distintas zonas del rostro se utilizan las técnicas de análisis de texturas como lo son LBP y Filtro Gabor para la adquisición de características de cada imagen. Para esto se analiza por separado y en conjunto las distintas características obtenidas de diversas zonas del

rostro, permitiendo diseñar un método de reconocimiento frontal de rostros eficiente utilizando diferentes escalas de resolución.

Es necesario mencionar que este trabajo está enfocado en el uso de las imágenes de alta resolución para el problema de reconocimiento frontal de rostros, y cómo sería posible obtener de estas la mayor y mejor cantidad de información. Teniendo esto en consideración, se decide dejar propuesto el problema de clasificación en base a estas imágenes, con la finalidad de centrarse solo en el uso de estas tecnologías en el reconocimiento. .

1.3 OBJETIVOS

El objetivo general de este Trabajo de Título es investigar la utilización de imágenes de alta resolución en el reconocimiento de rostros frontales y diseñar un nuevo método de identificación basado en imágenes de alta resolución.

Con el fin de alcanzar esta meta propuesta se han dispuesto de tres objetivos específicos que permiten desarrollarla y concretarla:

- I. Desarrollar un método para el reconocimiento de rostros frontales en alta resolución, basándose en los métodos de extracción de características de última generación.
- II. Evaluar las ventajas del método de reconocimiento de rostros en alta resolución comparando los resultados con escalas de menor resolución en la base de datos utilizada.
- III. Investigar formas de combinar múltiples escalas de resolución, incluyendo alta resolución, para mejorar los métodos de reconocimiento de rostros frontales identificando las escalas que más aportan.

1.4 INDICACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD

Para el desarrollo de este Trabajo de Título se dispone de la base de datos “XM2VTS”, que pertenece a University of Surrey en Inglaterra [3]. Dado que se tienen los derechos solo para uso académico, solo se utiliza una de ellas como ejemplo, dejando en claro que no es de propiedad del autor ni de la universidad.

1.5 ESTRUCTURA GENERAL

El presente Trabajo de Título se encuentra dividido en cinco capítulos.

En el Capítulo 1 se realiza pequeña contextualización acerca del tema a desarrollar, la motivación, el alcance y los objetivos del trabajo de Título.

En el Capítulo 2 se describen los conceptos generales básicos que dan marco al proyecto, con la intención de ubicar al lector dentro del documento para que pueda comprender y conocer la teoría existente tras este trabajo. Además se propone revisar el estado del arte enfocado en el reconocimiento facial, tomando como punto de partida una investigación anterior relativa al uso de imágenes de alta resolución. Algunos de los conceptos que se abordarán en este trabajo son la biometría y su utilización para resolver problemas de reconocimiento y seguridad, centrándose en el reconocimiento frontal de rostros; técnicas de detección de elementos faciales, entiéndase ojos, nariz, boca, entre otros; técnicas de procesamiento de imágenes; y técnicas de extracción de características en base a imágenes, por ejemplo LBP y Filtros Gabor.

El Capítulo 3 presenta la metodología propuesta para desarrollar el proyecto, desglosando las actividades y presentando el fin e importancia de éstas. Se describe el pre- procesamiento de imágenes de la base de datos, puesto que esta debe prepararse para ser utilizada de una manera adecuada. Además se plantea realizar pruebas para obtener los parámetros para los métodos de extracción de características (LBP y Filtros Gabor) que entreguen mejores rendimientos en diferentes escalas. Se plantea el uso de combinaciones de escalas para mejorar los rendimientos de los métodos de extracción de características y como fusionar la información de estos, para generar una propuesta final de un método eficiente de reconocimiento facial.

En el Capítulo 4 se exponen y discuten los resultados obtenidos de la metodología propuesta en el capítulo anterior. Dado que el problema que aborda este Trabajo de Título radica en la detección mediante imágenes, el análisis de los resultados se centra en el porcentaje de reconocimiento exitoso del total de muestras. De esta manera se eligen los parámetros de los métodos de extracción de características y las escalas de resolución utilizada en la propuesta final del método de reconocimiento y el rendimiento que este obtuvo.

Finalmente en el Capítulo 5 se presentan las conclusiones del trabajo a la luz de los resultados obtenidos. Se realiza un análisis y recomendaciones para abordar aspectos o actividades en proyectos futuros.

CAPÍTULO 2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA Y ESTADO DEL ARTE

En el presente capítulo se exponen los conocimientos necesarios para comprender los conceptos utilizados y la implementación llevada a cabo durante el desarrollo del Trabajo de Título.

2.1 BIOMETRÍA

Los seres vivos con el pasar de los siglos han evolucionado para reconocer otros entes a su alrededor, ya sean a sus pares, depredadores o presas. El ser humano no es la excepción; valiéndose solamente de los sentidos, el cerebro humano se ha desarrollado de manera que nos hace posible diferenciar a un individuo de otro. Esta capacidad del ser humano de reconocer a cada individuo como un ser diferente ha permitido a la humanidad desenvolverse íntegramente como seres sociales [4].

El identificar a cada sujeto es un proceso que se realiza a diario, ya sea para poder entablar una conversación con un amigo o saludar a un colega: ¿A qué persona nos dirigimos? ¿Cómo sabemos quién es? El rostro, la voz o incluso la forma en que alguien camina, son rasgos que entregan información del individuo que son únicos y permiten identificarlo. Sin embargo, esto lleva a intentar realizar una cuantificación de las características que diferencian a una persona de otra [5].

Los problemas de identificación en el día a día existen y son muy variados: transacciones bancarias, control en áreas restringidas, identificación de personas en aeropuertos o identificación de restos humanos. En la Figura 3 se muestran algunos problemas que pudieron ser resueltos gracias al desarrollo y perfeccionamiento de la biometría.

- Figura 3(a): El programa de Schiphol Privium en el aeropuerto de Amsterdam utiliza escáner de iris para validar la identidad de un viajero.
- Figura 3(b): El aeropuerto Ben Gurion en Tel Aviv utiliza quioscos entrada Express Card equipados con sistemas de geometría de la mano para la seguridad y la inmigración.
- Figura 3(c): Algunas tiendas Kroger en sistemas de verificación de uso de huellas dactilares de Texas que permiten a los clientes para hacer el pago en el mostrador de check-out.
- Figura 3(d): Los sistemas de palma vena sin contacto se han instalado en algunos cajeros automáticos en Japón.
- Figura 3(e): Un teléfono celular que valida los usuarios autorizados que utilizan las huellas dactilares y les permite acceder a funciones como la banca móvil.
- Figura 3(f): El programa US-VISIT emplea la información de doble impresión para validar los documentos de viaje de los visitantes de los Estados Unidos

Sin embargo, el volumen de los datos y la información insuficiente presentan barreras extras para este problema, por lo que es necesario buscar una manera de transformar este proceso natural de reconocimiento en una serie de procesos automáticos [6]. Para resolver el problema planteado se hace uso de diversas técnicas agrupadas bajo el concepto de biometría.

Descomponiendo la palabra, biometría se compone de dos términos: “bios”, que proviene del griego y significa vida, y “metron” también proveniente del griego que significa medida. Así, la biometría es el estudio que busca establecer la identidad de un individuo en base de sus atributos físicos, químicos o de comportamiento de la persona [6]. Esta rama de la ciencia posee variadas aristas por las cuales se puede reconocer a un individuo, que van desde la determinación del código genético hasta la forma de caminar de una persona.



Figura 3: Algunos problemas de la vida cotidiana resueltos por la biometría. [6]

Como se puede apreciar en la Figura 4, existen muchas ramas de estudio en la Biometría, pero no cualquier rasgo presente en el ser humano puede ser utilizado para implementar un sistema de identificación.

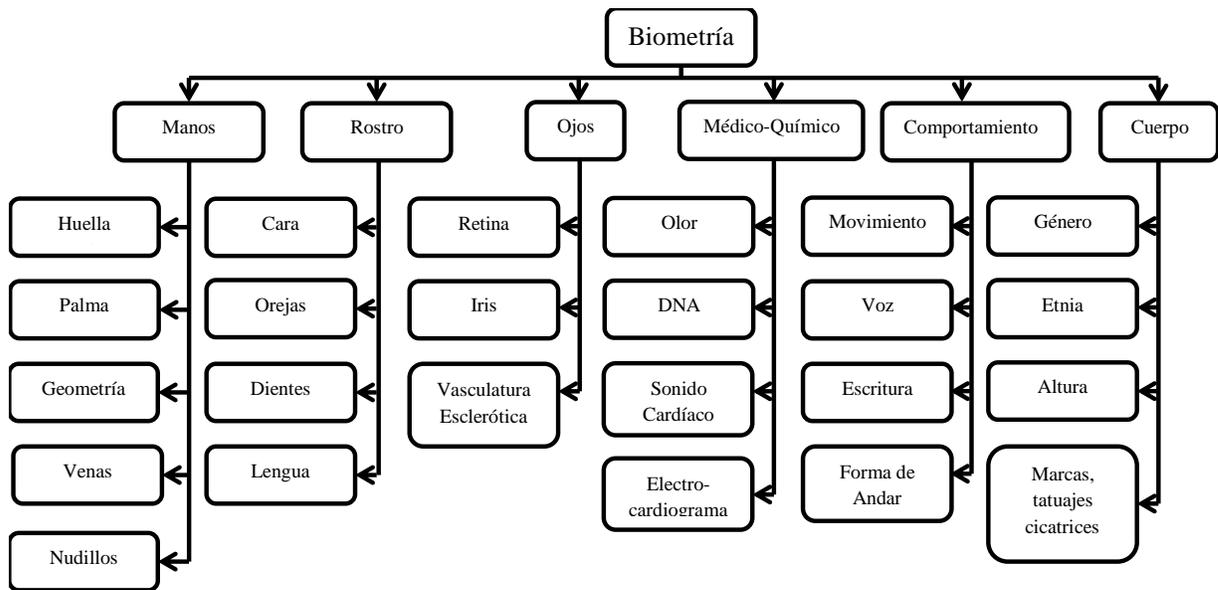


Figura 4: Ramas de la biometría [6]

No es posible aún medir rasgos como la personalidad, reconocer a alguien por el número de pecas en su rostro o el largo y el color su cabello. Entonces, los rasgos estudiados por la biometría deben cumplir con cuatro condiciones fundamentales [1]:

- Universalidad: Debe estar presentes en todos los individuos.
- Unicidad: Debe ser único para cada individuo.
- Permanencia: Debe ser invariante en el tiempo.
- Evaluabilidad: Debe ser posible medir esta característica.

Una de las principales ventajas del uso de sistemas biométricos para realizar el reconocimiento del individuo, es que las características usadas son parte del individuo, por lo que el individuo en sí mismo es la clave. Este hecho hace que la biometría sea muy robusta frente a los intentos de suplantación, en comparación con otros métodos de identificación que usan elementos ajenos al individuo como contraseñas, tarjetas de identificación, llaves, etc. [1]

Se debe tener en cuenta que los sistemas biométricos de reconocimiento se diseñan en base a los objetivos que se desea que cumplan, por ejemplo, no resultaría práctico por ahora diseñar un sistema de identificación en base al código genético de un individuo para un aeropuerto. Es necesario considerar el modo en que se obtienen los rasgos a utilizar, qué tan invasivo es el método para obtenerlos, cuán difícil es procesarlos y que tan decisivos resultan al momento de

identificación de un individuo [4]. Entonces, según la aplicación final es que se puede afirmar qué rasgo es el indicado para realizar una identificación eficiente de individuos. Así, es posible clasificar los distintos rasgos biométricos según cuán aceptables resultan a la hora de realizar identificación de individuos, así como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1: Clasificación de los rasgos Biométricos [4].

Biometría	Unicidad	Universalidad	Permanencia	Evaluabilidad	Aceptabilidad
DNA	Alta	Alta	Alta	Baja	Baja
Rostro	Baja	Alta	Media	Alta	Alta
Huella dactilar	Alta	Media	Alta	Media	Media
Manos	Media	Media	Media	Alta	Media
Iris	Alta	Alta	Alta	Media	Baja
Retina	Alta	Alta	Media	Baja	Baja
Firma	Baja	Media	Baja	Alta	Alta
Voz	Baja	Media	Baja	Media	Alta

Muchos de estos métodos, aunque por su alta complejidad de procesamiento y obtención poseen una baja aceptabilidad, resultan imprescindibles dada su alta confiabilidad. Sin embargo en otros casos es posible mejorar los resultados de un sistema de reconocimiento al usar combinaciones de rasgos biométricos, resultando mucho más práctico usar dos o más rasgos biométricos de una alta aceptabilidad que uno de baja aceptabilidad [4].

2.2 ALCANCES CIENTÍFICOS Y COMERCIALES

La relevancia de los datos biométricos en la sociedad moderna se ha visto reforzada por la necesidad de sistemas de gestión de identidades en gran escala cuya funcionalidad se basa en la determinación exacta de la identidad de un individuo en el contexto de varias aplicaciones diferentes. Ejemplos de estas aplicaciones pueden ser entregar acceso a las instalaciones de alta seguridad, realizar remotamente transacciones financieras o permitir el abordaje a un vuelo comercial. La proliferación basada en los servicios web (por ejemplo, la banca en línea) y el despliegue del servicio a clientes descentralizado en centros de atención (por ejemplo, tarjetas de crédito) ha aumentado la necesidad de sistemas confiables de gestión de identidad que pueden manejar un gran número de individuos [7]. En la Tabla 2 se puede observar una clasificación de las distintas aplicaciones de los sistemas biométricos en la actualidad.

Tabla 2: Ejemplos del uso de sistemas Biométricos en distintos ámbitos [7].

Forense	Gubernamental	Comercial
Identificación de cadáveres	Cedulas de identidad	Cajeros Automáticos
Investigaciones criminales	Licencias de Conducir	Control de accesos
Pruebas de Paternidad	Registros de Votantes	Teléfonos celulares

Mientras que los rasgos biométricos como las huellas dactilares han tenido una larga y exitosa historia en la medicina forense, el uso de estos rasgos en los sistemas de reconocimiento personal automatizados es un logro bastante reciente. Pero ahora la tecnología biométrica es un campo en rápida evolución, con aplicaciones que van desde el acceso a un ordenador hasta la obtención de permisos para los viajes internacionales [7].

El despliegue de los sistemas biométricos a gran escala, tanto comercial (por ejemplo, tiendas de abarrotes, Disney World, Tokio, aeropuertos) y el gobierno (por ejemplo, US-VISIT), ha servido para aumentar la conciencia del público acerca de esta tecnología. Este rápido crecimiento en la implementación del sistema biométrico ha puesto en evidencia los retos asociados en el diseño y la integración de estos sistemas [7].

2.3 SISTEMAS BIOMÉTRICOS

Todo problema de identificación sigue una directriz que los hace independientes del rasgo biométrico usado para resolverlo. El método o sistema biométrico debe considerar qué fin busca satisfacer, y para ello debe cumplir, desde el punto de vista práctico, un conjunto de propiedades [1], descritas a continuación:

- Tener un buen rendimiento: Es decir, el balance entre la tasa de aciertos, la velocidad y recursos necesarios para llevarlo a cabo, debe ser adecuada para el problema a resolver.
- Aceptabilidad: los individuos deben estar dispuestos a emplear ese rasgo en el reconocimiento, considerando cuán invasivo sea entregar ese rasgo biométrico.
- Ser robusto: los sistemas que usen ese rasgo deben ser suficientemente seguros de forma que resulte difícil atacarlos

La forma en que trabajan estos sistemas biométricos se puede resumir en obtener una muestra de un rasgo o varios rasgos biométricos, y luego procesar las muestras para obtener características

de estos rasgos para obtener una métrica. Utilizando una base de datos de individuos conocidos, se compara la métrica obtenida con las métricas en la base de datos y mediante un método de toma de decisión se entrega una respuesta para la incógnita de la identidad del sujeto. En base a esto se puede afirmar que un sistema biométrico consta a lo menos de cuatro módulos [1], descritos en las secciones 2.3.1 a 2.3.4.

2.3.1 MÓDULO SENSOR

Se requiere un lector biométrico, escáner o sensor adecuado adquirir los datos biométricos de un individuo. Por ejemplo, para obtener imágenes de huellas dactilares, un sensor óptico de huellas dactilares detecta fricción de la yema del dedo, generando una imagen de estas. El módulo sensor define la interface humano-máquina y es, por lo tanto, crucial para el rendimiento del Sistema Biométrico. Una interfaz mal diseñada puede resultar en un fracaso por su baja aceptabilidad frente a los usuarios al momento de la adquisición de la muestra [1]. Como la mayoría de los rasgos biométricos se adquieren mediante imágenes, la calidad de los datos en bruto también se ve afectados por las características de la cámara la tecnología que se utiliza, la iluminación y la posición.

2.3.2 MÓDULO DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

La calidad de los datos biométricos adquiridos por el sensor se evalúa primero con el fin de determinar si poseen la calidad suficiente para su posterior procesamiento. Típicamente, los datos adquiridos se someten a un algoritmo de mejora de la señal para mejorar su calidad. Por ejemplo en las imágenes tomadas con poca iluminación, se puede mejorar las características a obtener de ellas mediante algoritmos de compensación de iluminación.

Las muestras biométricas se procesan y un conjunto de características discriminatorias sobresalientes son extraídas para representar el rasgo subyacente. Es en este punto que se genera una métrica para representar al individuo lista para ser comparada [1].

2.3.3 MÓDULO DE COMPARACIÓN Y TOMA DE DECISIONES

Las métricas generadas se comparan con las almacenadas para generar puntuaciones de correspondencia y similitud. Sin embargo la decisión no es lineal en todos los casos, es decir, no siempre se obtendrá una puntuación perfecta entre dos muestras, por lo que hace necesario un elemento de toma de decisiones. Aquí, los resultados de las comparaciones se utilizan ya sea para

validar una identidad declarada o para proporcionar un ranking de las identidades registradas con el fin de identificar a un individuo [1].

2.3.4 MÓDULO DE BASE DE DATOS

La base de datos actúa como repositorio de información biométrica. Durante el proceso de almacenaje, el conjunto de características extraídas de la muestra biométrica en bruto (es decir, la plantilla) se almacena en la base de datos junto con un poco de información del individuo (como el nombre, número de identificación personal, dirección, entre otros). La captura de datos durante el proceso de inscripción puede o no puede ser supervisada por un ser humano en función de la aplicación final de esta. Por ejemplo, un usuario que intenta crear un acceso a una zona restringida para un nuevo individuo mediante su huella dactilar, tendrá que presentar sus credenciales no biométricas para acreditar que necesita el acceso y luego inscribir sus datos biométricos, todo en presencia de un funcionario del recinto. En cambio un usuario que genera una cuenta en un ordenador con acceso mediante reconocimiento facial, genera una serie de fotografías como base de datos sin supervisión alguna [1].

2.4 REPRESENTACIÓN DE MULTI-RESOLUCIÓN

Dentro del mundo del procesamiento digital de imágenes, muchas veces es necesario trabajar en distintas escalas de resolución, pues resulta útil para el tratamiento de una imagen el reducir o aumentar su resolución. Sin embargo, este tipo de técnicas pueden eliminar información importante o introducir información que no es propia de la imagen (Aliasing) en el proceso. Para evitar problemas en el escalamiento es necesario usar técnicas de multi-resolución, puesto que la idea tras estos métodos es que los mismos puntos se repitan en imágenes similares. Dentro de estos métodos se destacan las Pirámides de Gauss [8].

2.4.1 PIRÁMIDES DE GAUSS

El objetivo del método es producir una pirámide donde la siguiente imagen tenga la mitad del tamaño de la anterior. En la Figura 5 se ilustra el concepto detrás de la Pirámide de Gauss, donde cada imagen procesada, posee la mitad de resolución de la imagen en el nivel que le precede [8].

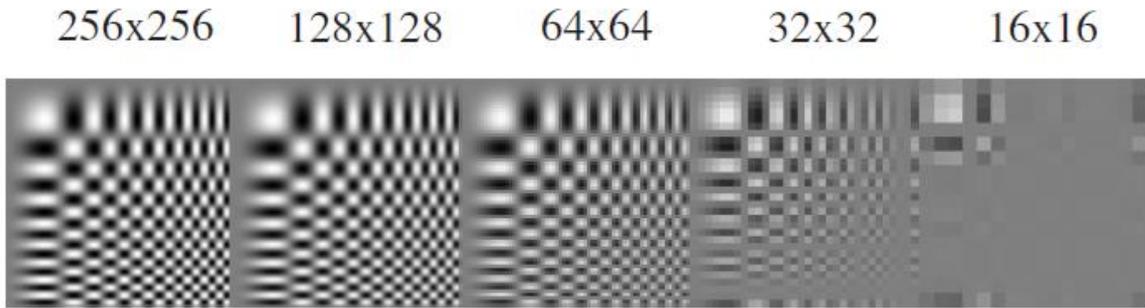


Figura 5: Concepto de pirámides de Gauss [8].

Se calcula la convolución entre la imagen original y un núcleo gaussiano, donde la imagen resultante es una versión modificada por un filtro pasa-bajo de la imagen original. En la Figura 6 se puede apreciar el efecto descrito anteriormente en la modificación secuencial de una imagen de muestra. Es posible notar la reducción de la resolución al mostrar todas las imágenes en un mismo tamaño [8].



Figura 6: Ejemplos del uso de Pirámides de Gauss en imágenes [8].

2.5 RECONOCIMIENTO FACIAL

Los sistemas de reconocimiento facial robustos tienen una gran demanda para ayudar a combatir el crimen y el terrorismo. Otras aplicaciones incluyen la prestación de autenticación de usuario para el control de acceso a los espacios físicos y virtuales para garantizar una mayor seguridad. Sin embargo, el problema de la identificación de una persona tomando una imagen de la cara de entrada y la combinación con las imágenes de caras conocidas en una base de datos sigue siendo un problema muy difícil. Esto se debe a la variabilidad de los rostros humanos en diferentes condiciones de escenarios operacionales, tales como la iluminación, rotaciones, expresiones,

puntos de vista de la cámara, el envejecimiento, el maquillaje, y anteojos, entre otros. A menudo, estas diferentes condiciones afectan en gran medida el rendimiento de los sistemas de reconocimiento facial, especialmente cuando las respuestas de estos sistemas deben coincidir con bases de datos de gran escala [1].

Uno de los métodos utilizados para resolver el problema de reconocimiento facial mediante imágenes está dado por el análisis de textura, pues representa una poderosa herramienta para estudiar los distintos rasgos presentes en el rostro de un individuo [2].

2.6 TÉCNICAS APLICABLES AL ANÁLISIS DE TEXTURA

A continuación, se presentan algunas de las principales técnicas de reconocimiento utilizadas actualmente para el análisis de textura en imágenes.

2.6.1 LOCAL BINARY PATTERN

El operador no paramétrico Patrón Binario Local (Local Binary Pattern, LBP) realiza descripción de las texturas presentes en la imagen. Con el operador LBP, se codifica cada pixel de una imagen y se recogen en un histograma, que posteriormente se utiliza en las clasificaciones de la textura por métodos de correspondencia de estos mismos, como la intersección histograma, Chi-cuadrado, distancia Euclidiana, etc. [9]

El operador posee algunas propiedades atractivas, tales como la tolerancia a la escala de grises, variaciones de iluminación, y la simplicidad computacional, y ha demostrado ser altamente discriminativo. Debido a estas propiedades, es considerado muy exitoso para el análisis de texturas. Con el fin de realizar tareas reales, el operador LBP original que utiliza un vecindario 3x3 se extiende a diferentes tamaños [9].

El operador LBP se ha utilizado recientemente para enfrentar descripción mediante la división de la región y la estrategia de concatenación de histogramas. El Histograma Mejorado Espacialmente LBP (conocido como eLBPH por su traducción al inglés) es el primer LBP con enfoque para el Reconocimiento Facial (Facial Recognition, FR), que divide una imagen facial en algunas regiones (sub-imágenes), para luego extraer un histograma regional LBP de cada región; luego es posible concatenar todos los histogramas regionales en un solo histograma global, que es una representación utilizada en el reconocimiento facial [9].

El operador de textura LBP, que trabaja con un vecindario de 3x3, toma valores de los ocho píxeles vecinos, tomando como umbral para asignación binaria el valor del pixel central. A continuación los valores binarios se ponderan por potencias de dos y se suman para obtener el código LBP del píxel central [9]. La Figura 7 muestra un ejemplo del operador LBP.

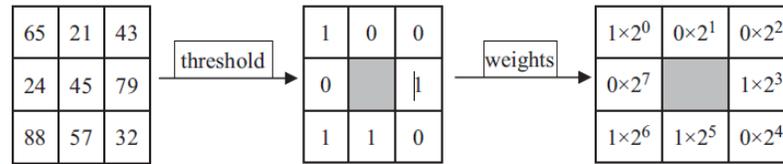


Figura 7: Código LBP de píxel central 45 [9]

Si se definen g_c y g_0, \dots, g_7 que denotan respectivamente a los valores en escala de grises del centro y de los píxeles del entorno, el código de LBP para el píxel central con coordenadas (x, y) se calcula:

$$LBP(x, y) = \sum_{p=0}^7 s(g_c - g_p) * 2^p$$

(1)

Donde $s(\cdot)$ es la función de umbral definida como:

$$s(z) = \begin{cases} 1 & \text{si } z \geq 0 \\ 0 & \text{si } z < 0 \end{cases}$$

(2)

En el ejemplo de la Figura 7, se tendría:

$$LBP(45) = 1 * 2^0 + 0 * 2^1 + 0 * 2^2 + 1 * 2^3 + 0 * 2^4 + 1 * 2^5 + 1 * 2^6 + 0 * 2^7$$

$$LBP(45) = 1 + 8 + 32 + 64 = 105$$

(3)

La extensión es capaz de tomar cualquier radio y vecinos alrededor de un píxel central, denotado por $LBP_{p,r}$, mediante el uso de un vecindario circular y la interpolación bilineal cada vez que el punto de muestreo no cae en el centro de un píxel. Por ejemplo, $LBP_{16,2}$ se refiere a 16 vecinos en un vecindario de radio 2 [9]. La Figura 8 muestra un ejemplo con diferentes vecinos y radios.

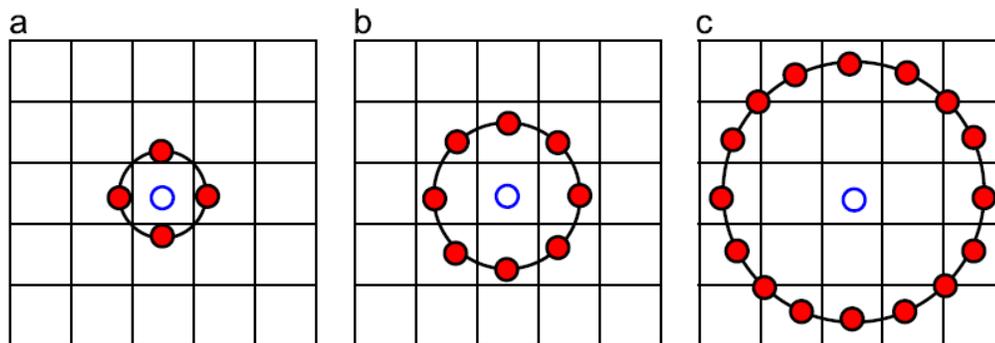


Figura 8: Distintos tipos de vecindarios LBP [9].

En Figura 8 a) se muestra un $LBP_{4,0}$ de 4 vecinos y radio 0, en la Figura 8 b) se muestra un $LBP_{8,1}$ de 8 vecinos y radio 1 y en la Figura 8 c) se muestra un $LBP_{16,2}$ de 16 vecinos y radio 2 [9].

Una vez explicado cómo se aplica el operador LBP en un punto de la imagen, es necesario dar a conocer como se ordena y almacena esta información. En el caso del método LBP el elemento que se obtiene al aplicarlo a una imagen es un vector. Dicho vector es una concatenación de los histogramas que se obtienen al tomar una imagen y sub-dividirla en ventanas. A cada punto en la ventana se le aplica el operador LBP dándole un valor a cada pixel. Luego se generan los histogramas para cada ventana y finalmente concatenan estos histogramas para dar origen al vector descriptor de la imagen [9]. En la Figura 9 se puede apreciar el proceso descrito.

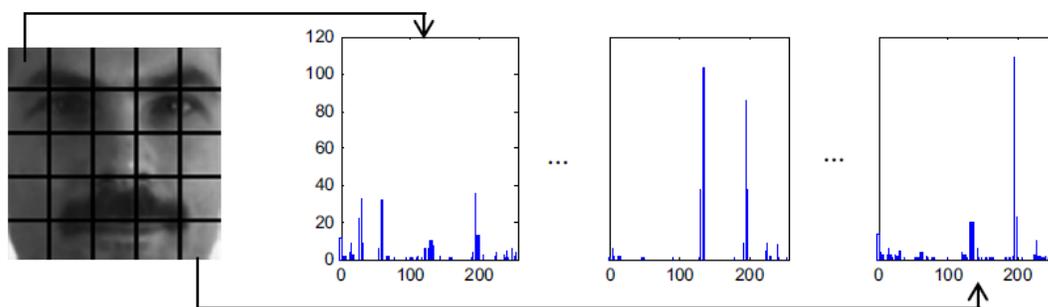


Figura 9: Proceso para obtener el vector descriptor LBP [9].

2.6.2 FILTRO GABOR

En el reconocimiento facial las grandes variaciones pueden afectar seriamente al rendimiento de este. Para superar esta degradación del rendimiento, se utilizan los Filtros Gabor, los cuales al ser convolucionados con imágenes faciales extraen lo que se conoce como Características de Gabor, siendo entonces más robustos a distorsiones locales debidas a iluminación o expresión [10].

El Filtro de Gabor bidimensional ha sido ampliamente utilizado para reconocimiento facial robusto. La parte real g_r y la parte imaginaria de g_i del Filtro Gabor g se representan como:

$$g(x; y; \lambda; \sigma; \gamma; \theta; \psi) = g_r(x; y; \lambda; \sigma; \gamma; \theta; \psi) + j g_i(x; y; \lambda; \sigma; \gamma; \theta; \psi); \quad (4)$$

$$g_r(x; y; \lambda; \sigma; \gamma; \theta; \psi) = \frac{\gamma}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x_r^2 + \gamma^2 y_r^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x_r}{\lambda} + \psi\right), \quad (5)$$

$$g_i(x; y; \lambda; \sigma; \gamma; \theta; \psi) = \frac{\gamma}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x_r^2 + \gamma^2 y_r^2}{2\sigma^2}\right) \sen\left(2\pi \frac{x_r}{\lambda} + \psi\right), \quad (6)$$

$$x_r = x \cos(\theta) + y \sen(\theta), \quad (7)$$

$$y_r = -x \sen(\theta) + y \cos(\theta), \quad (8)$$

Donde λ es la longitud de onda de la onda plana sinusoidal de modulación; σ es el ancho de la gaussiana envolvente; γ es la relación de aspecto espacial; θ es la orientación del eje mayor de la función elíptica; y ψ es el desplazamiento. Para un determinado filtro de Gabor g con valores específicos de λ, σ, γ y ψ , una característica Gabor f correspondiente a una orientación θ_j en una ubicación (x_i, y_i) en una imagen I , se representa como:

$$f(x_i, y_i, \theta_j) = \sqrt{\{O_R(x_i, y_i, \theta_j)\}^2 + \{O_I(x_i, y_i, \theta_j)\}^2}, \quad (9)$$

$$O_R(x_i, y_i, \theta_j) = g_R(\theta_j | \lambda, \sigma, \gamma, \psi) \otimes I(x_i, y_i), \quad (10)$$

$$O_l(x_i, y_i, \theta_j) = g_l(\theta_j | \lambda, \sigma, \gamma, \psi) \otimes I(x_i, y_i), \quad (11)$$

Donde \otimes denota la operación de convolución en la ubicación (x_i, y_i) . Se debe tener en cuenta que f contiene sólo la información de la magnitud de O_R y O_I . Dado que hay N_0 orientaciones para cada una de las N_l ubicaciones, entonces un conjunto de filtros de Gabor genera un vector de características Gabor f consiste en $N_0 \times N_l$ características Gabor f , es decir:

$$f = [f_1, \dots, f_{N_0 \times N_l}]^T \quad (12)$$

Se debe mencionar que aplicar este método a todos los puntos de una imagen da como resultado un vector de características excesivamente grande, por lo que en estos casos lo que se debe realizar es una selección de puntos de una imagen a utilizar [10]. Existen diferentes maneras de detectar puntos de alta información para utilizarlos, sin embargo la solución que no requiere de mucha información equivale a sub-muestrear mediante una grilla uniforme en una imagen, como se muestra en Figura 10.

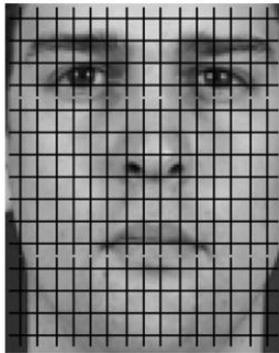


Figura 10: Grilla de puntos para sub-muestreo [3]

En este ejemplo de la Figura 10, solo se le aplicarían los filtros en los vértices de la grilla.

2.7 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN

Una vez extraídas las características de la imagen, es necesario utilizar métodos de decisión que permitan diferencias con dichas características a un individuo de otro.

Cuando se habla de un clasificador, generalmente se hace referencia al conjunto de algoritmos que permiten tomar un conjunto de datos pertenecientes a una muestra y darles alguna etiqueta que permita ordenarlo, darle alguna categoría o reconocerlo individualmente.

Se debe tener en cuenta que las características utilizadas al momento de la clasificación deben ser las adecuadas para la tarea en cuestión. De esta manera aquí se introduce el concepto de clasificación supervisada, lo que significa que tanto las clases en que una muestra puede ser categorizada y como también un conjunto de objetos de la muestra con sus clases conocidas, han sido dispuestos por un ente experto. Este conjunto de objetos conocidos se le llama conjunto de entrenamiento, ya que es utilizado por los programas de clasificación para aprender a clasificar objetos [1].

Existen dos fases en la construcción de un clasificador. En la primera, la fase de entrenamiento, el conjunto de entrenamiento se utiliza para decidir cómo los parámetros deben ser ponderados y combinados con el fin de separar las distintas clases de objetos. En la segunda fase, la fase de aplicación, los parámetros determinados en el conjunto de entrenamiento se aplican a un conjunto de objetos que no tienen clases conocidas con el fin de clasificarlos según las clases existentes.

Si un problema tiene sólo unos pocos parámetros medibles (dos o tres) la clasificación es por lo general un problema fácil. Por ejemplo, con dos parámetros se puede simplemente hacer un diagrama de dispersión de los valores de sus características y se puede determinar gráficamente cómo dividir el plano en regiones donde los objetos dentro de esta región son de la misma clase. Sin embargo, cuando existen muchos parámetros a tener en cuenta, no sólo el espacio de alta dimensión de los parámetros resulta difícil de visualizar, sino que también la solución al problema resulta altamente compleja [1]. Una manera práctica de enfocar el problema de clasificación es encontrar de manera heurística una solución, que si bien no resulta óptima, es lo "suficientemente buena". Ejemplo de esta idea es el método de clasificación que se presenta en la sección 2.7.1.

2.7.1 CLASIFICADOR K-NN

En el método K-NN ("K Nearest Neighbors" o "K vecinos más cercanos"), es un método de clasificación supervisada (es decir, requiere de un conjunto de entrenamiento para realizar la clasificación), utilizado para estimar la función de densidad de una variable x para cada clase en C . Puesto que es un método de clasificación no paramétrico, se estima el valor de la función de

densidad de probabilidad o directamente la probabilidad a posteriori de que un elemento x pertenezca a alguna clase c_i a partir de la información proporcionada por el conjunto de entrenamiento [11].

En el reconocimiento de patrones, el algoritmo K-NN es usado como método de clasificación basado en un entrenamiento mediante ejemplos cercanos en el espacio de los elementos. Básicamente este método propone que un nuevo caso se va a clasificar en la clase más frecuente a la que pertenecen sus K vecinos más cercanos. Este hecho se fundamenta en una idea muy simple e intuitiva, lo que unido a su fácil implementación hace que sea un método de clasificación muy utilizado. Considerando el caso generalizado del problema de clasificación presentado en la Tabla 3, se tienen N casos de entrenamiento denotados por (x_i, c_i) , con $i = 1, \dots, N$, y se pretende clasificar una nueva muestra. Además cada una de las muestras está caracterizada por n variables X_j y la clase c_i a la que pertenecen [11].

Tabla 3: Caso generalizado de un problema de clasificación [11]

<i>Muestras</i>	<i>Casos</i>	X_1	...	X_j	...	X_n	C
(x_1, c_1)	1	$x_{1,1}$...	$x_{1,j}$...	$x_{1,n}$	c_1
	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
(x_i, c_i)	i	$x_{i,1}$...	$x_{i,j}$...	$x_{i,n}$	c_i
	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	
(x_N, c_N)	N	$x_{N,1}$...	$x_{N,j}$...	$x_{N,n}$	c_N
x	$N + 1$	$x_{N+1,1}$...	$x_{N+1,j}$...	$x_{N+1,n}$?

Las muestras se pueden denotar por:

$$(x_1, c_1), \dots, (x_N, c_N) \text{ donde}$$

$$x_i = (x_{i,1} \dots x_{i,n}) \text{ para todo } i = 1, \dots, N$$

$$c_i \in \{c_1, \dots, c_m\} \text{ para todo } i = 1, \dots, N$$

(13)

El nuevo caso que se pretende clasificar se denota por $x = (x_1, \dots, x_n)$. Para lo cual se presenta el pseudocódigo de clasificación K-NN en la Figura 11.

COMIENZO

Entrada: $D = \{(x_1, c_1), \dots, (x_N, c_N)\}$

$x = (x_1, \dots, x_N)$ nuevo caso a clasificar

PARA todo objeto ya clasificado (x_i, c_i)

calcular $d_i = d(x_i, x)$

Ordenar $d_i (i = 1, \dots, N)$ en orden ascendente

Quedarnos con los K casos D_x^K ya clasificados más cercanos a x

Asignar a x la clase más frecuente en D_x^K

FIN

Figura 11: Pseudocódigo para el método de clasificación K-NN [11].

Como se muestra en la Figura 11, se calculan las distancias de todas las muestras con respecto a la nueva observación. Luego, una vez seleccionados los K casos ya clasificados que correspondan a las D_x^K más cercanos a x , se asignan los valores de las clases más frecuente de los K objetos de D_x^K . A modo de ejemplo se presenta un caso de clasificación en la Figura 12.

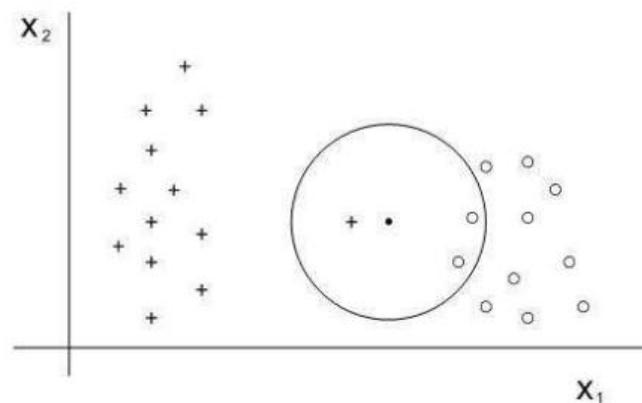


Figura 12: Ejemplo de clasificación K-NN [11].

Se tienen 24 casos ya clasificados en dos posibles clases ($m = 2, + \text{ o } \circ$). Las variables son X_1 y X_2 , y se fija $K = 3$. De los 3 casos ya clasificados que se encuentran más cercanos al nuevo caso a clasificar, x (representado por \bullet), dos de ellos pertenecen a la clase \circ , por tanto el clasificador 3-NN predice la clase \circ para el nuevo caso. Nótese que el caso más cercano a x pertenece a la clase $+$, es decir, que si se hubiese utilizado un clasificador 1-NN, x se hubiese asignado a dicha clase [11].

2.8 ESTADO DEL ARTE DEL RECONOCIMIENTO FRONTAL DE IMÁGENES

El reconocimiento facial es la tarea de reconocer a una persona utilizando imágenes de rostros digitales. Un sistema de reconocimiento facial (FRS) está diseñado típicamente para realizar una toma de decisión basada en una medida de similitud entre dos imágenes del rostro. Un FRS automatizado trabaja en la búsqueda de los puntos de referencia faciales, como centro de los ojos, la nariz, la barbilla y los labios, entre otros, para la alineación y normalización de la apariencia de la cara [12]. Las diferentes etapas empleadas en un FRS típicos se muestran en la Figura 13.

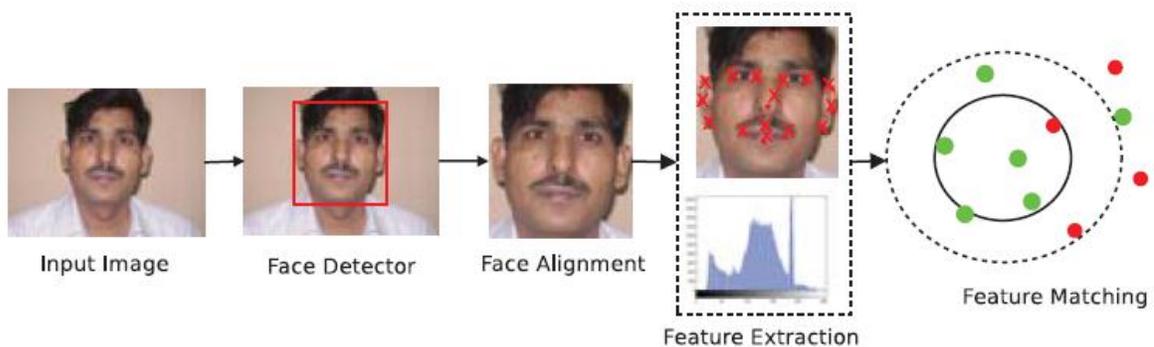


Figura 13: Resumen del funcionamiento de un FRS [12].

La investigación ha demostrado que los sistemas de reconocimiento de rostro funcionan bien en el entorno restringido. Sin embargo, los factores clave que comprometen significativamente la precisión del reconocimiento, como la iluminación, postura, expresión facial, la oclusión, y el envejecimiento facial, son estudiados de manera individual [12].

Existen diferentes estudios que centran el problema en mejorar la calidad de los datos que se obtiene de las imágenes, corrección de posición, compensación de luz e incluso re-escalamiento de imágenes en baja resolución. Pero tomando en cuenta un ambiente controlado y estático, los desafíos de un FRS son la localización automática del rostro y el reconocimiento de este desde un punto de vista general. La mayoría de los métodos de reconocimiento facial son sensibles a la geometría facial y por lo tanto una variación en la distancia entre la cámara al sujeto afectarían considerablemente estos enfoques. Los investigadores biométricos, por tanto, pretenden desarrollar nuevos métodos de reconocimiento del rostro y tratar de combinar varias señales de la biometría para un mejor rendimiento. Existe también un debate ético entorno al reconocimiento

facial, puesto que las capturas de imágenes puede realizarse sin el consentimiento del usuario, cayendo en problemas de privacidad o aceptación [12].

En los últimos años, ha habido avances significativos en los sensores utilizados para adquirir video. Es así como se tienen disponibles cámaras de video de varios megapíxeles por imagen que permiten visualizar detalles del rostro que antes no se podían obtener [2]. Dentro de estas nuevas características se puede considerar la textura de la piel e irregularidades presentes en el rostro, entendiéndose cicatrices, marcas de nacimiento, pecas, acné, etc.

En este Trabajo de Título se aborda el aporte de las imágenes de alta resolución al campo de la biometría, en particular al reconocimiento frontal de rostros, haciendo uso de las mejoras tecnológicas en los módulos sensores de los sistemas biométricos. La metodología propuesta para resolver este problema puede resumirse de la siguiente forma:

- Mediante las Pirámides de Gauss es posible generar imágenes a distintas escalas de resolución para cada individuo de la base.
- Estas imágenes son procesadas mediante LBP y Filtro Gabor en el módulo de extracción de características. Para cada imagen se genera entonces un vector que contiene la información de ambos métodos en distintas resoluciones.
- Estos vectores serán utilizados en el módulo de toma de decisiones, constituido por un clasificador KNN. Se entrena este clasificador de manera que a cada individuo nuevo se le asocie aquel que presente mayor similitud en la base de datos.

Se realizan pruebas de reconocimiento utilizando la base de datos XM2VTS [3], para realizar el ajuste de parámetros de los métodos de extracción de características en distintas escalas de resolución y pruebas para detectar las combinaciones de información de estas últimas que entreguen los mejores resultados. Esta metodología se explica con mayor detalle en el CAPÍTULO 3.

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA

Dados los grandes avances en la tecnología y el mundo digital, actualmente las imágenes son de mucha mayor resolución que aquellas utilizadas en los comienzos del estudio de la biometría. Esto conlleva a preguntar cuánto de esta información resulta útil a la hora de realizar el reconocimiento de un individuo.

3.1 INVESTIGACIONES PREVIAS Y ANTECEDENTES

El trabajo en imágenes de alta resolución es un campo relativamente nuevo, por lo que la información sobre este tema no es abundante. En este Trabajo de Título se utiliza como punto de partida una investigación realizada en The Chinese University of Hong Kong, que tiene por nombre “Recognize High Resolution Faces: From Macrocosm to Microcosm” [2]. Dicha investigación tiene por enfoque utilizar la información de la posición de los diferentes rasgos faciales (ojos, nariz, boca, etc.), tomando las imágenes recortadas de estos, y mediante métodos de reducción de componentes prueba diferentes combinaciones de estos rasgos para lograr una mejor tasa de reconocimiento. En este Trabajo de Título se pretende realizar un proceso similar, introduciendo además dos técnicas de extracción de características que han dado excelentes resultados en lo que se refiere al análisis de texturas: El filtro Gabor y Local Binary Pattern (LBP). Teniendo por separado cada órgano facial se puede aprovechar mejor el análisis sobre la información que entrega cada zona y realizar combinaciones de estas.

3.2 BASE DE DATOS

En este Trabajo de Título se utiliza la base de datos de imágenes de rostros frontales XM2VTS, perteneciente a la University of Surrey [3]. La base de datos consta de dos partes:

3.2.1 CDS001

Una vista frontal de cada uno de los 295 sujetos, para cada una de las cuatro sesiones. Hay un total de 1.180 imágenes a color y en resolución de 720x576 píxeles.

3.2.2 CDS006

Una vista frontal de cada uno de los 295 sujetos, para cada una de las cuatro sesiones. Son diferentes de los que figuran en CDS001. Hay un total de 1.180 imágenes a color y en resolución de 720x576 píxeles.

En la Figura 14 se puede apreciar una muestra de la base de datos:



Figura 14: Imagen del sujeto 000 perteneciente a la base de datos XM2VTS

Por lo tanto se tienen 8 imágenes para los 295 sujetos y se divide en 3 conjuntos: entrenamiento (con 6 imágenes por sujeto); validación (con una imagen por sujeto); y un conjunto de prueba (con una imagen por sujeto).

3.3 PREPROCESAMIENTO

La base del preprocesamiento de datos consiste en tomar las muestras disponibles y mediante su correcta manipulación y/o transformación, hacer más accesible la información para ser utilizada de manera eficiente en el proceso final.

En el presente Trabajo de Título se utilizan las imágenes convertidas a escala de grises, siendo este entonces el primer paso del pre procesamiento, así como se muestra en la Figura 15. Con esta simple transformación es posible centrar la información en una sola dimensión, con el fin enfocar el problema de reconocimiento frontal de rostros en el análisis de las diferentes texturas presentes en la imagen.

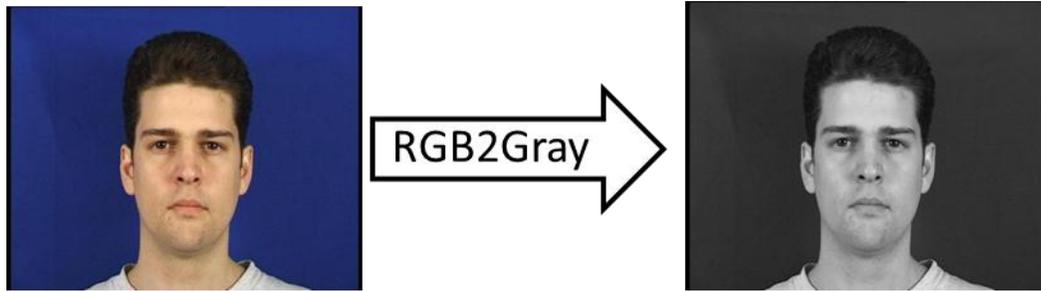


Figura 15: Transformación a escala de grises. Imagen perteneciente a XM2VTS.

La segunda etapa del pre procesamiento consiste en realizar un marcado de las imágenes de la base de datos en siete puntos significativos, y con estos se recortaron ocho zonas de interés:

- Rostro



Figura 16: Ejemplo de recorte de la zona del rostro.

- Ojo derecho



Figura 17: Ejemplo de recorte de la zona del ojo derecho.

- Ojo izquierdo



Figura 18: Ejemplo de recorte de la zona del ojo izquierdo.

- Frente

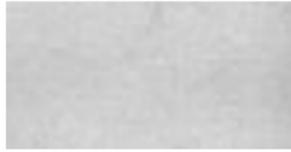


Figura 19: Ejemplo de recorte de la zona de la frente.

- Nariz



Figura 20: Ejemplo de recorte de la zona de la nariz.

- Boca

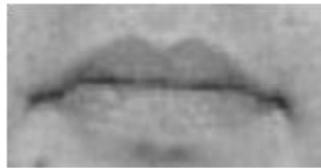


Figura 21: Ejemplo de recorte de la zona de la boca.

- Mejilla derecha



Figura 22: Ejemplo de recorte de la zona de la mejilla derecha.

- Mejilla izquierda



Figura 23: Ejemplo de recorte de la zona de la mejilla izquierda.

Luego de obtener la ubicación de estos rasgos faciales se procede con el recorte de cada uno de estos para poder dejarlos y manejarlos como imágenes separadas. Esta acción facilita el acceso y posterior combinación de las muestras.

Como se plantea al comienzo de este documento, uno de los objetivos es analizar los resultados de los experimentos en distintas escalas de resolución. Sin embargo las imágenes que pertenecen a la base de datos constan de una resolución estándar. Para resolver este problema se plantea la siguiente hipótesis simplificadora: “Se puede considerar una imagen escalada a una resolución más pequeña como una imagen que originalmente fue adquirida en esa resolución.” Con lo anterior en mente, se realiza un escalamiento mediante la técnica de Multi-resolución de pirámide de Gauss. La ventaja de utilizar este método de escalamiento es que así se asegura que la nueva imagen contiene gran parte de información de la imagen original, sin introducir frecuencias ficticias en la imagen. Se aprovecha entonces el hecho de que el método de Pirámide de Gauss genera una imagen de la mitad del tamaño de la imagen anterior, para tener generar 2 escalas de resolución nuevas, quedando finalmente toda la base de datos en 3 resoluciones 100 %, 50% y 25%.

A modo de ejemplo, se presenta el esquema del preprocesamiento realizado a la base de datos en la Figura 24.

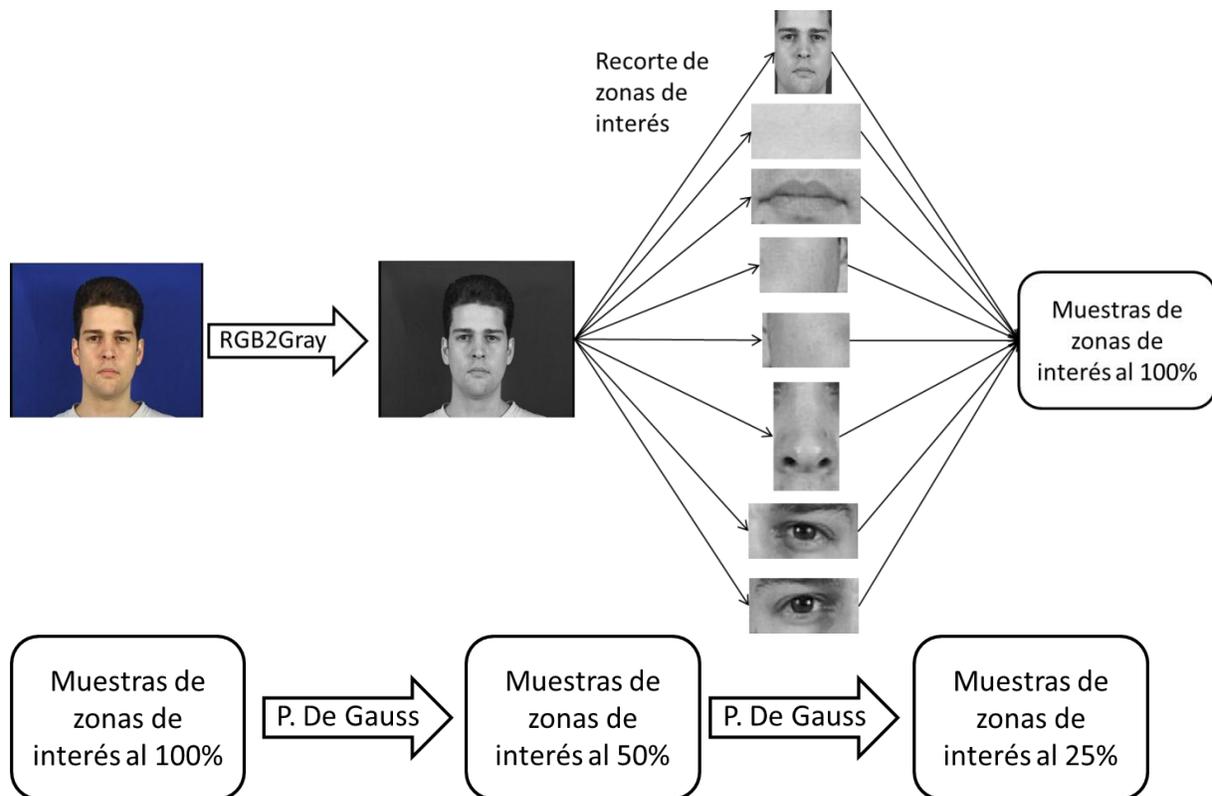


Figura 24: Resumen del preprocesamiento realizado a la base de datos.

Resumiendo entonces, la imagen presentada en la Figura 24 es transformada a escala de grises, para luego recortar las ocho zonas de interés con la información de los puntos marcados, generando el conjunto de datos al 100%. Luego se aplica el método de pirámide Gauss a la base original creándose el conjunto de datos al 50%. Se repite este último paso con el conjunto de datos al 50% creando el conjunto de datos al 25%. Las resoluciones del conjunto completo de datos a utilizar se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4: Resoluciones en pixeles de la base de datos después del preprocesamiento.

Escala	Imagen Completa	Rostro	Ojos	Nariz	Mejillas	Frente	Boca
100%	720x576	320x276	101x51	61x101	81x51	101x51	101x51
50%	360x288	161x139	51x26	31x51	41x26	51x26	51x26
25%	180x144	81x70	26x13	16x26	21x13	26x13	26x13

3.4 SOLUCIÓN A IMPLEMENTAR

Se propone una forma de aprovechar distintas resoluciones para extraer características mediante los métodos LBP y Filtro de Gabor, con el objetivo de realizar el reconocimiento de un individuo eficientemente. Para esto se definen 3 tareas:

- i. Fijar los parámetros a utilizar por los métodos de extracción de características para las distintas resoluciones.
- ii. Elegir las zonas de la imagen que entreguen la mayor y mejor información.
- iii. Unir la información de distintas escalas de resolución para mejorar el rendimiento del reconocimiento.

3.5 AJUSTE DE PARÁMETROS

Se debe tener en cuenta que tanto el método LBP como el método de Filtro Gabor dependen de parámetros distintos y que por lo tanto deben ser ajustados de manera independiente.

3.5.1 LBP

Como se explica en el Capítulo 2, el operador LBP es un filtro aplicado a cada pixel de la imagen, que depende de un radio y un número de puntos fijo. Sin embargo la forma en que se van ordenando los valores que se obtienen por cada pixel en el histograma final, depende del tamaño elegido para la ventana en que se aplica el operador. Así, para este método de extracción de características se tienen 3 parámetros que se deben ajustar:

- Radio
- N° de puntos.
- Tamaño de la ventana.

3.5.2 FILTRO GABOR

Dada la naturaleza de este método, explicado en el Capítulo 2, el ajuste de parámetros se puede dividir en dos instancias: la generación de un filtro y la forma en que este se aplica en una imagen (es decir, la grilla de puntos de interés). Entonces, para la construcción del filtro de debe tener en cuenta la longitud de onda de la onda plana sinusoidal de modulación, el ancho de la gaussiana envolvente, la orientación del eje mayor de la función elíptica, y el desplazamiento.

Sin embargo, para simplificar el análisis, se utiliza una metodología propuesta en [13] que consiste en considerar el desplazamiento fijo para todos los filtros, luego generar un banco de filtros a los cuales, luego de aplicarse, se les concatena el vector de salida de cada filtro, resumiendo la información en un solo vector. Así, las orientaciones del eje mayor de la función elíptica y los anchos de la gaussiana envolvente se dejan como un conjunto valores fijos para todos los filtros.

Finalmente el parámetro que se requiere definir por separado es el tamaño del filtro. Teniendo los parámetros de los filtros elegidos, es necesario definir los puntos de interés en que se van a aplicar estos filtros. Se propone utilizar una grilla uniforme cuadrada donde el parámetro por fijar sea la distancia entre cada punto de la imagen, por lo que para este método los parámetros a ajustar son:

- Las orientaciones del eje mayor de la función elíptica
- El ancho de la Gaussiana envolvente.
- Y el tamaño del filtro.
- La separación de los puntos de la grilla.

3.6 SELECCIÓN DE ZONAS

Una vez definidos los parámetros para la etapa de extracción de características, se debe definir la selección de las zonas del rostro a utilizar en la propuesta final de este Trabajo de Título. Para concretar esta tarea se plantea una idea relativamente simple: la comparación entre tres configuraciones de zonas del rostro:

- i. Solo el rostro: en este recorte de la imagen original se tiene contenida toda la información necesaria para realizar la clasificación de un rostro.
- ii. La unión de todas las zonas: similar a la imagen del rostro, con la particularidad de que en esta configuración se concentra la información, pues es la unión de las zonas que contienen más información del rostro. Se elimina así información que puede estar sobrando para la tarea de clasificación de un rostro.
- iii. La mejor de las combinaciones posibles de las distintas zonas: conlleva realizar una prueba para las combinaciones de los siete rasgos faciales (ojo derecho, ojo izquierdo, frente, nariz, boca, mejilla derecha y mejilla izquierda). Por lo tanto se pueden agrupar en

grupos de 2 a 6, dando así un total de 119 combinaciones diferentes, de las cuales se elige la que presente un mejor porcentaje de clasificación exitosa.

Comparando estas 3 configuraciones es posible analizar y detectar cuán relevante es la información entregada por las zonas del rostro.

3.7 UNIÓN DE DISTINTAS ESCALAS DE RESOLUCIÓN

Una vez que se han fijado los parámetros para los métodos de extracción de características y se tiene definida la mejor configuración de zonas del rostro para cada método y cada resolución, se debe realizar una concatenación de la información que empíricamente entrega mejores resultados, y realizar una prueba de clasificación con el conjunto de prueba reservado para esta instancia. La idea es que, una vez conocidos los parámetros que se deben usar en cada método y cada resolución para obtener la mayor performance, se genere una base de datos de vectores de este tipo y comprobar su eficacia al momento de identificar rostros frontales, validando el método final y por consiguiente, la metodología propuesta en este Trabajo de Título. En la Figura 25 se muestra la idea presentada en esta sección.

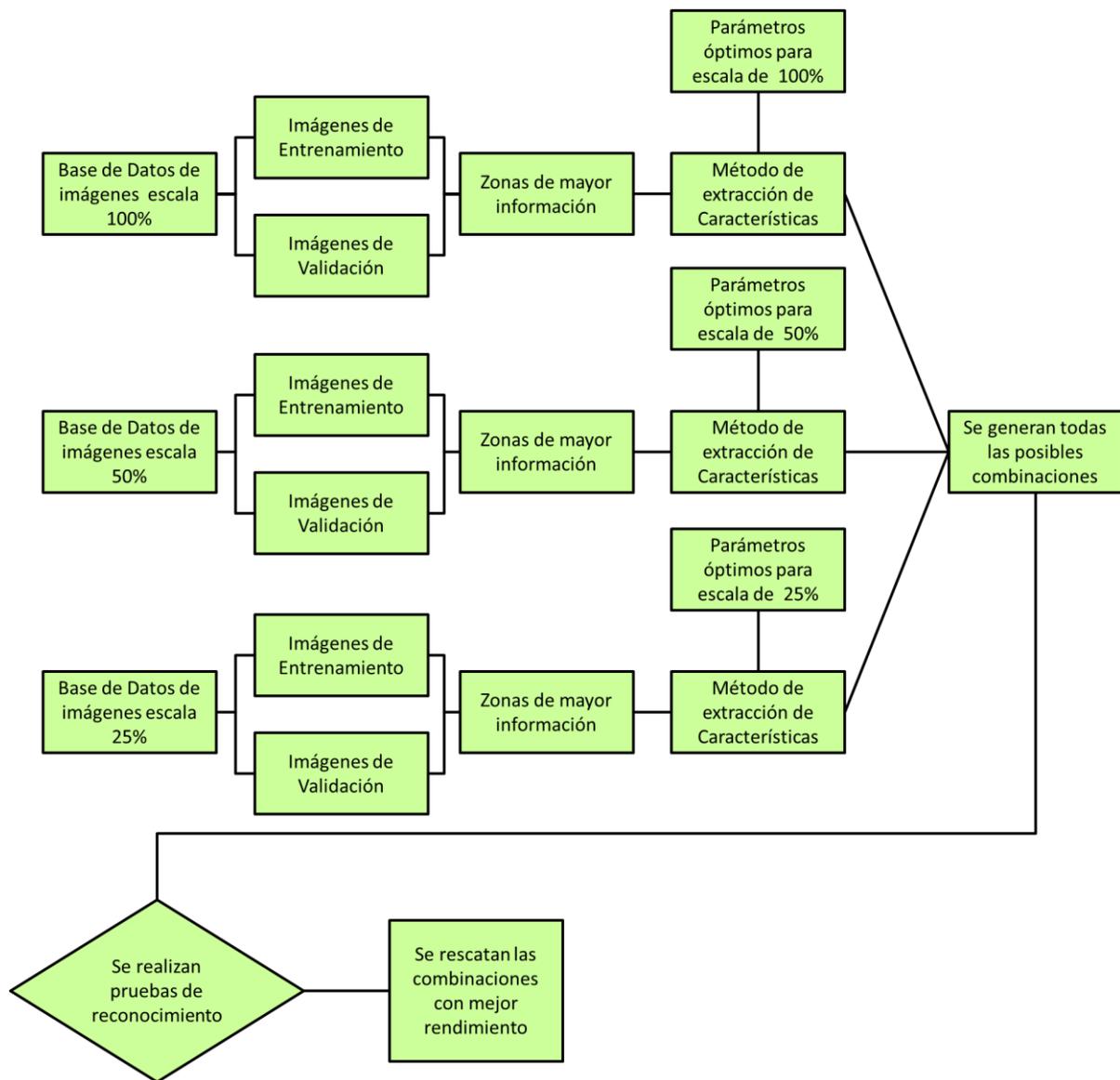


Figura 25: Método propuesto para determinar la mejor combinación de resoluciones.

La prueba de reconocimiento para esta propuesta se define en la sección 3.8

3.8 EXPERIMENTOS A REALIZAR

Se plantea una prueba estándar para comprobar la eficacia de una configuración con un conjunto de parámetros dados, presentada en la Figura 26.

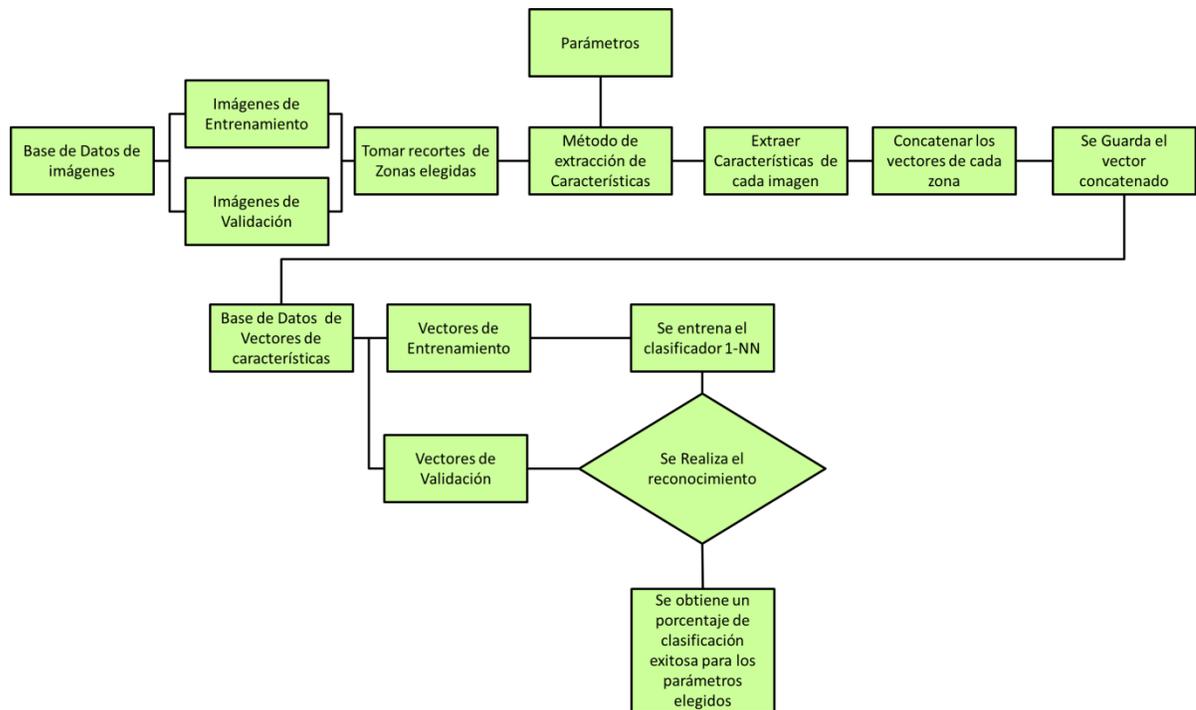


Figura 26: Diagrama de Flujo para la Prueba de reconocimiento.

La prueba de reconocimiento puede separarse en dos etapas. Primero, se toma un número acotado de individuos de la base de datos, luego se establece la escala de resolución en la que se va a trabajar y se elige además una combinación de zonas del rostro. Posteriormente, se eligen los parámetros para el método de extracción de características (LBP o Filtro Gabor), para continuar con la extracción de la información de las zonas seleccionadas mediante el método elegido. Por último, se concatenan los vectores de información de las zonas elegidas, creándose una base de datos con los vectores de características que contiene elementos de validación y entrenamiento, para un conjunto de parámetros dados y el método de extracción de características utilizado.

En la segunda etapa de la prueba, tomándose la información obtenida en la etapa previa, se crea un clasificador 1-NN y se entrena con los vectores creados para este propósito (es decir, vectores de entrenamiento). Finalmente se realiza la clasificación de los vectores de validación, obteniendo un porcentaje de clasificación exitosa. Este valor obtenido se utilizará para medir y comparar la performance de los parámetros seleccionados, la combinación de zonas del rostro elegidas y la escala de resolución utilizada.

Definida ya una manera de cuantificar el desempeño de las variables que se deben fijar para lograr el objetivo final, se deben realizar las siguientes pruebas:

- Pruebas de rendimiento para los parámetros de los métodos de extracción de características (LBP y Filtro Gabor) por separado, en las tres escalas de resolución propuestas y en las tres combinaciones de zonas propuestas.
- Pruebas de rendimiento para combinaciones de las escalas de resolución para las tres combinaciones de zonas propuestas por separado.
- Prueba de rendimiento para la combinación de los métodos de extracción de características para tres combinaciones de zonas propuestas por separado.

De esta manera se obtienen los parámetros, escalas y combinaciones óptimas para la propuesta final del método de reconocimiento frontal de rostros.

CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE RESULTADOS

En el presente capítulo se presenta la aplicación de la metodología propuesta en el capítulo anterior, dando a conocer los parámetros elegidos, las variables y criterios utilizados, los resultados obtenidos a y el rendimiento del método de reconocimiento frontal de rostros propuesto.

4.1 PRUEBAS PRELIMINARES

En una primera instancia se realizan dos pruebas preliminares para verificar el funcionamiento del programa diseñado en lenguaje de programación MATLAB ®. Para estas pruebas se utilizan los parámetros testeados en trabajos anteriores [14] [15]. Cabe mencionar que en esta prueba se obtiene el rendimiento de clasificación tomando las particiones de entrenamiento y validación de la base de datos (dejando la partición de prueba para la propuesta final del método de reconocimiento), utilizando las imágenes de 92 individuos, tres escalas de resolución (100%, 50% y 25%) y un clasificador 1-NN. Estas configuraciones de prueban en las zonas del rostro, una combinación de las zonas de los ojos (OD y OI), la frente (F), la nariz (N), la boca (B) y las mejillas (MD y MI), y todas las posibles combinaciones de estas últimas.

4.1.1 LOCAL BINARY PATTERN

Para la prueba preliminar que utiliza el método de extracción de imágenes LBP, con los parámetros presentados en el trabajo [9]:

- LBP tipos (8,1).

Es decir, el tamaño de operado LBP es de 3x3 pixeles y se codifica cada pixel de la imagen en un valor binario de 8 bits.

- Ventanas de un 25% de la dimensiones de la imagen original.

Una ventaja de trabajar con el método de extracción de característica LBP es dividir la imagen a utilizar en ventanas de un tamaño fijo. Dado que en este trabajo se utilizan imágenes de distintos

tamaños, dejar un tamaño fijo para cada escala de resolución terminaría por entregar ventanas de distintos tamaños en los bordes, ya que quedarían de un tamaño menor o mayor al tamaño fijado.

Por lo que se opta por dividir las imágenes en base a una proporción de sus dimensiones. En esta etapa preliminar se dividieron las imágenes en base al 25% de su alto y ancho como se muestra en Figura 27.



Figura 27: División de imagen en ventanas de un 25% de las dimensiones originales.

De esta manera se obtuvieron 16 ventanas por cada imagen, a las cuales se le aplica el operador LPB y se obtienen 16 histogramas, que se concatenan para generar el vector de características.

Los resultados para esta prueba preliminar se aprecian en la Tabla 5.

Tabla 5: Resultados para prueba preliminar para LBP (8,1) y ventanas del 25%.

LBP(8,1)	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25 %
Rostros	81,52%	91,30%	86,95%
Todas	81,52%	91,30%	89,13%
OI/B	81,52%		
OD/N/B		91,30%	
OD/OI/N/B/MI			86,95%

Como se puede apreciar en los porcentajes de clasificación, estos no alcanzan a superar el 92% de reconocimiento exitoso. Para la escala del 100% la mejor combinación es del ojo izquierdo y la boca; para la escala del 50% la combinación que presenta el mejor desempeño es la del ojo derecho, la nariz y la boca; finalmente para la escala del 25% la mejor combinación es la del ojo derecho, el ojo izquierdo, la nariz, la boca y la mejilla izquierda.

Dado que los resultados se mantienen entre el 80% y el 92% se decide mantener el tipo de operador LBP y estudiar los resultados con diferentes tamaños de las ventanas en donde se aplica dicho operador.

4.1.2 FILTRO GABOR

Para el método de extracción de características de Filtro Gabor, como se menciona en la Sección 2.6.2, se genera un banco de filtros en donde se tienen ocho orientaciones diferentes y cinco tamaños en forma ascendente. En la Figura 28 y Figura 29 se pueden apreciar los gráficos de las magnitudes y las orientaciones de estos filtros respectivamente.

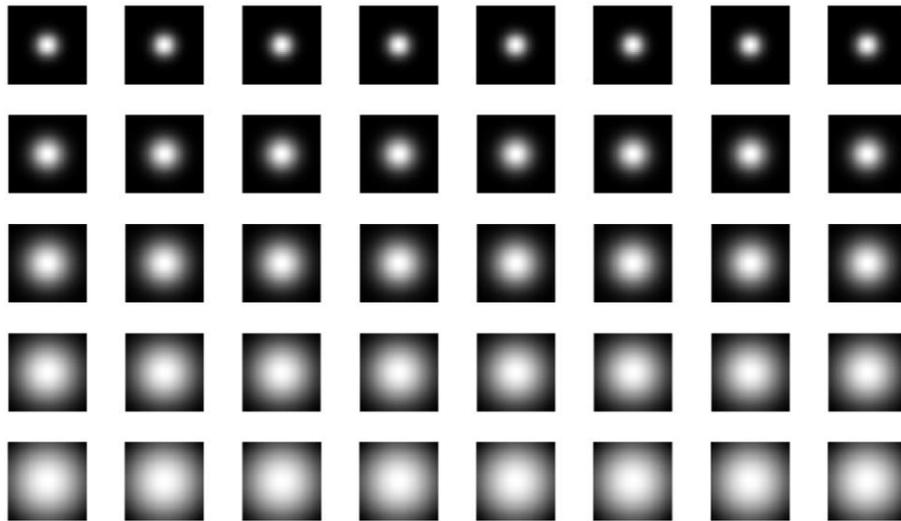


Figura 28: Magnitudes graficadas de los filtros Gabor que se utilizan en las pruebas.

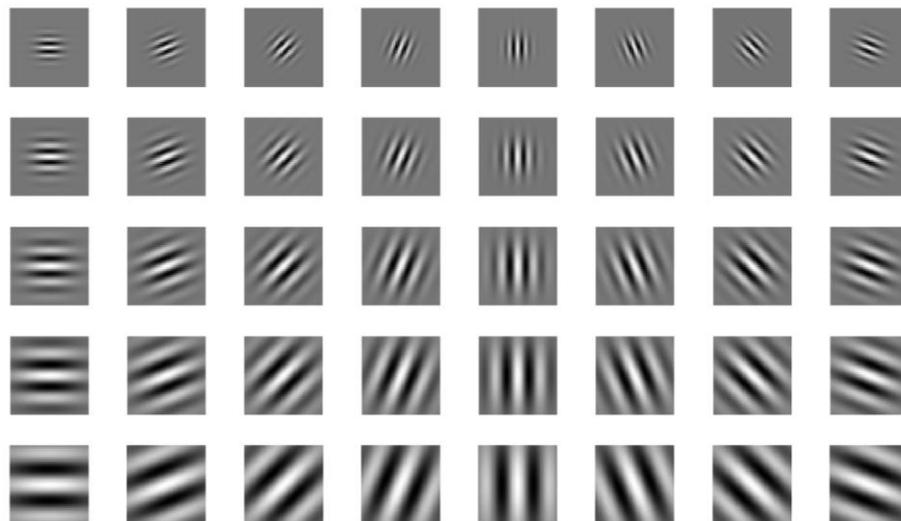


Figura 29: Orientaciones de los filtros Gabor que se utilizan en las pruebas.

En la Figura 28 se puede apreciar como aumenta la magnitud del filtro a medida que se descende en los gráficos. Por otro lado en la Figura 29 es fácil reconocer el cambio de orientación con respecto a la horizontal presentada.

De esta manera se tiene un banco de 40 filtros diferentes para las pruebas con las que continua este Trabajo de Título.

Una vez definidos los filtros a utilizar, de deben definir los puntos en los cuales se aplican estos filtros. Para esta prueba preliminar se utiliza un tamaño estándar para el banco de filtros de 39x39 pixeles y una grilla uniforme sobre la imagen con una separación de 10 pixeles entre los puntos de la grilla (vertical y horizontalmente), pudiendo definirse como una grilla de uniforme de 10x10 pixeles. Para esta prueba se obtienen los resultados presentados en la Tabla 6.

Tabla 6: Resultados de la prueba para Filtro Gabor de 39x39p y una grilla de 10x10p.

Zonas	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25 %
Rostros	86,96%	88,04%	92,39%
Todas	78,26%	82,61%	41,30%
OD/OI/N/B	83,70%		
OD/OI/N/B/MD/MI		84,78%	
OD/OI/F/N/B			42,39%

Se obtiene un porcentaje bastante alto para la clasificación realizada en la escala del 25%, sin embargo, cabe preguntarse si es posible mejorar estos resultados variando los parámetros utilizados.

Para corroborar la capacidad que poseen los parámetros escogidos se propone ajustar el tamaño del filtro y la separación de los puntos de la grilla, realizándose dos pruebas preliminares para variar estos parámetros.

El tamaño utilizado en la siguiente prueba es de 29x29 pixeles y se mantiene la separación de la grilla en 10x10 pixeles. Los resultados para esta prueba se pueden apreciar en la Tabla 7.

Tabla 7: Resultados de la prueba de Filtro Gabor de 29x29p y una grilla de 10x10p.

Zonas	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25 %
Rostros	78,26%	89,13%	90,22%
Todas	83,70%	89,13%	90,22%
OD/OI/B	81,52%		
OD/OI/N/B/MD		89,13%	
OD/OI/N/B			90,22%

Como se observa en la Tabla 7 existe una mejora en muchos de los valores en comparación a la primera prueba, comprobándose que el tamaño del filtro a utilizar incide en gran medida en el resultado de la prueba.

Se procede a probar el tamaño de la grilla como parámetro, manteniéndose fijo el tamaño del filtro en 39x39 pixeles y cambiándose el tamaño de la grilla de 10x10 pixeles a 5x5 pixeles. En la Tabla 8 se observan los resultados obtenidos.

Tabla 8: Resultados para prueba de Filtro Gabor de 39x39p y una grilla de 5x5p

Zonas	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25 %
Rostros	84,78%	88,04%	93,48%
Todas	79,34%	83,70%	66,30%
OD/OI/N/B	83,70%		
OD/OI/N/B/MD		88,04%	
OD/OI/F/N/B			73,48%

Se aprecia que existen cambios significativos en los valores de las pruebas, por los que se confirma la hipótesis planteada acerca de la incidencia en el rendimiento de los parámetros testeados, el tamaño del filtro y la separación en la grilla.

Los resultados obtenidos en esta etapa permiten continuar con el objetivo de encontrar los parámetros que generen los mejores resultados para cada método de extracción de características y escalas de resolución por separado.

4.2 PRUEBAS PARA AJUSTE DE PARÁMETROS

En esta sección se presentan los resultados obtenidos con las pruebas que pretenden encontrar los parámetros que generan los mejores resultados para cada método de extracción de imágenes y para cada escala de resolución que se utiliza.

4.2.1 LOCAL BINARY PATTERN

Como se menciona en la Sección 4.2.1 , se plantea estudiar el efecto de distintos tamaños de ventanas donde se aplica el operador LBP, por lo cual se propone estudiar cuatro tamaños diferentes. Puesto que se requiere que las ventanas sean del mismo tamaño, se utilizan las siguientes proporciones de las dimensiones de las imágenes:

- i. 50% de las dimensiones de la imagen, donde se obtienen 4 ventanas para aplicar el operador LBP.
- ii. 25% de las dimensiones de la imagen, donde se obtienen 16 ventanas para aplicar el operador LBP.
- iii. 20% de las dimensiones de la imagen, donde se obtienen 25 ventanas para aplicar el operador LBP.
- iv. 10% de las dimensiones de la imagen, donde se obtienen 100 ventanas para aplicar el operador LBP.

Para la configuración de ventanas al 50%, 25%, 20% y 10% de las dimensiones de la imagen procesada se realiza la prueba estándar propuesta para medir su rendimiento, es decir, se utiliza la partición de entrenamiento y validación con un total de 92 individuos por reconocer, entregando los resultados para la clasificación utilizando el rostro, la combinación de todas los rasgos faciales y la combinación estos con mejores resultados. Los resultados se observan en Tabla 9, Tabla 10, Tabla 11 y

Tabla 12.

Tabla 9: Resultado de reconocimiento para ventanas del 50%.

Zonas	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25%
Rostro	68,47%	81,52%	86,95%
Todas	75,00%	89,13%	89,13%
Mejor	70,65%	82,60%	89,13%

Tabla 10: Resultado de reconocimiento para ventanas del 25%.

Zonas	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25%
Rostro	81,52%	91,30%	86,95%
Todas	81,52%	91,30%	91,30%
Mejor	81,52%	91,30%	86,95%

Tabla 11: Resultado de reconocimiento para ventanas del 20%.

Zonas	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25%
Rostro	82,60%	91,30%	-
Todas	82,60%	93,47%	-
Mejor	81,52%	93,47%	-

Tabla 12: Resultado de reconocimiento para ventanas del 10%.

Zonas	Resolución 100%	Resolución 50%	Resolución 25%
Rostro	79,34%	-	-
Todas	79,34%	-	-
Mejor	79,34%	-	-

En la Tabla 10 se puede observar que el rendimiento máximo para la resolución del 25% se obtiene con las ventanas del 25% de las dimensiones de las imágenes con un 91,30% de reconocimiento exitoso. La Tabla 11 muestra que tanto para las escalas de resolución de un 50% y un 100%, el mejor resultado se obtiene con las ventanas de un 20% de la dimensiones de la imagen con un 93,47% para la resolución de un 50 % y un 82,6% para la resolución de un 100%. Cabe mencionar que a medida que se reduce el tamaño de las ventanas, se llega a un punto en el cual no es posible aplicar el operador LBP, ya que el tamaño es demasiado pequeño para contenerlo. Por esta razón no se realizan las pruebas para las ventanas de un 20% y 10% de la dimensión de la imagen en la escala de un 25% de resolución, y para el caso de las ventanas de un 10% de las dimensiones de la imagen para la resolución del 50%.

Luego de obtener estos resultados cabe preguntarse si se podría estar perdiendo información en los bordes de las ventanas al aplicar el operador LBP. Se realiza entonces una prueba estándar para comprobar este posible problema, que consiste en utilizar una ventana intermedia como se muestra en la Figura 30. De esta manera las ventanas se traslapan unas a otras, incluyendo la información que se podría estar perdiendo en los bordes de las ventanas

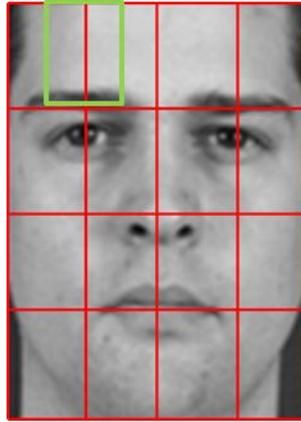


Figura 30: Ejemplo de ventana traslapada.

Para la prueba con ventanas traslapadas, se consideran los resultados de la prueba anterior y se realiza la prueba con las configuraciones de mejores rendimiento, es decir para las escalas de resolución del 50% y 100% se usaron ventanas del 20% de las dimensiones de las imágenes. Y para la escala de resolución del 25% se usaron ventanas del 25% de las dimensiones de las imágenes. Los resultados de esta prueba se aprecian en la Tabla 13.

Tabla 13: Resultados prueba de ventanas traslapadas.

Zonas	Resolución 100% Ventanas del 20%	Resolución 50% Ventanas del 20%	Resolución 25% Ventanas del 25%
Rostro	84,78%	95,65%	91,30%
Todas	84,78%	95,65%	91,30%
Mejor	84,78%	95,65%	91,30%

Con estos resultados se comprueba la mejora del rendimiento considerando el traslape en las ventanas al aplicar el operador LBP. Con esto se define el estándar a utilizar para el método de extracción de características LBP, el cual se utiliza de la siguiente manera:

- i. LBP de 8 puntos y radio 1.
- ii. Ventanas de 20% para las resoluciones del 50% y 100%, y ventanas del 25% para la resolución del 25%.
- iii. Se utilizan ventanas traslapadas para no perder la información de los bordes de las ventanas.

4.2.2 FILTRO GABOR

En esta sección se presentan los resultados obtenidos para las pruebas de ajustes de parámetros para el método de extracción de características del Filtro Gabor. Como menciona en la Sección 4.1, los parámetros que se proponen como variables para ser ajustados son el tamaño del filtro y la separación de los puntos de la grilla cuadrada. En cada prueba se consideran 8 orientaciones y 5 escalas para el filtro.

Los valores elegidos para los parámetros se presentan en la Tabla 14 y en la Tabla 15.

Tabla 14: Dimensiones de grilla a utilizar en las pruebas.

Dimensiones de separación de puntos en la grilla

3p	4p	5p	6p	7p	8p	9p	10p	11p	12p	13p	14p	15p	16p	17p	18p	19p	20p
----	----	----	----	----	----	----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Tabla 15: Tamaños de los Filtros Gabor a utilizar en las pruebas.

Tamaños de Filtros Gabor

3x3p	9x9p	19x19p	29x29p	39x39p	49x49p	59x59p
------	------	--------	--------	--------	--------	--------

De acuerdo a los parámetros propuestos, se realizan 378 pruebas estándar. Se grafican los resultados para: primero, las zonas del rostro por separado; segundo, la concatenación de todas las zonas de los rasgos faciales; y finalmente la combinación de los rasgos faciales que entrega mejores resultados. En la Figura 31 se presentan los resultados para los filtros que presentan los mejores resultados en forma global, para cada resolución.

Filtro Gabor 39x39 Escala 100%

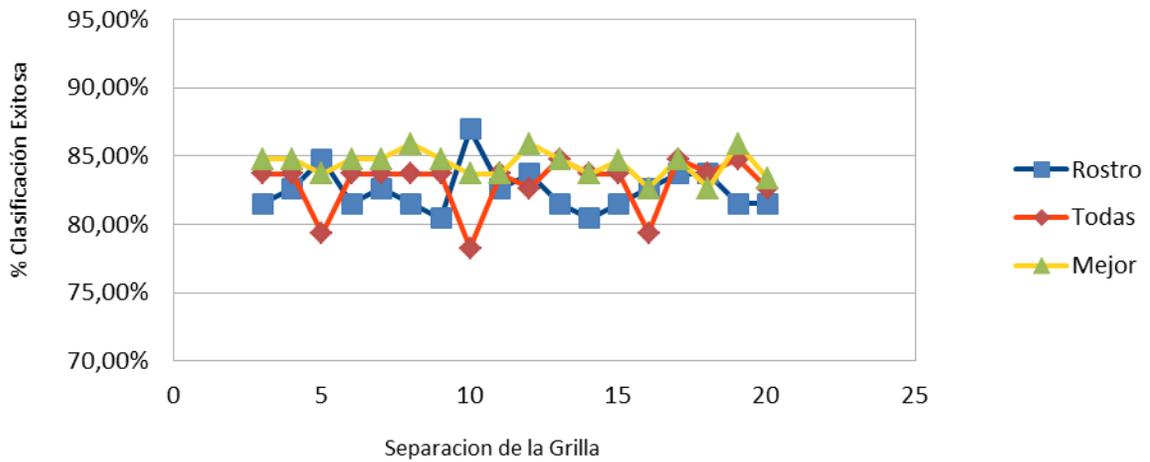


Figura 31: Resultados de la prueba del Filtro Gabor de 39x39p a una escala de 100%.

En la Figura 31 se aprecian los resultados obtenidos para la prueba realizada con el Filtro Gabor de tamaño 39x39 pixeles, que presenta una mejor performance de manera global para la escala del 100% de resolución. Para la zona del rostro el valor máximo obtenido es de 86,96% de clasificación exitosa, que se alcanza con la grilla de 10x10p. Para las pruebas que corresponden a la concatenación de todos los rasgos faciales se obtiene un 84,78% de clasificación exitosa como máximo, valor entregado por la grilla de 7x7p. Para los valores de las mejores combinaciones de las zonas de los rasgos faciales el mejor rendimiento se alcanza con la grilla de 8x8p con un 85,87% de clasificación exitosa.

Filtro Gabor 49x49 Escala 50%

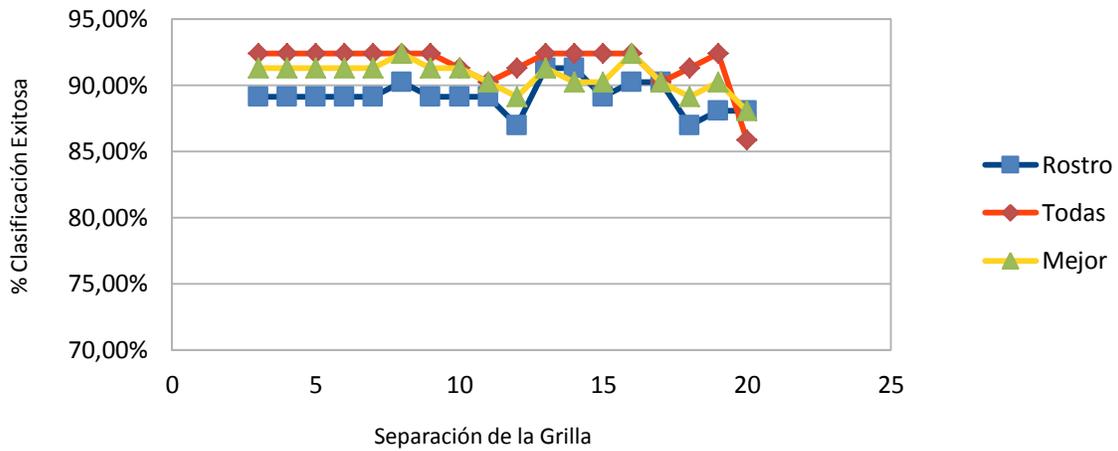


Figura 32: Resultados de la prueba del Filtro Gabor de 49x49p a una escala de 100%.

Para la escala del 50% de resolución, el mejor resultado global lo entrega el filtro de 49x49p. Como se observa en la Figura 32, la zona del rostro el máximo es un 91,30% de clasificación exitosa, valor obtenido con las grillas de 14x14p y 15x15p. Para las pruebas que corresponden a la concatenación de todos los rasgos faciales, un 92,39% de clasificación exitosa como máximo, valor entregado por las grillas de 3x3p a 9x9p, de 13x13p a 16x16p y 19x19p. Para los valores de las mejores combinaciones de las zonas de los rasgos faciales el mejor rendimiento se alcanza con la grilla de 8x8p con un 92,39% de clasificación exitosa.

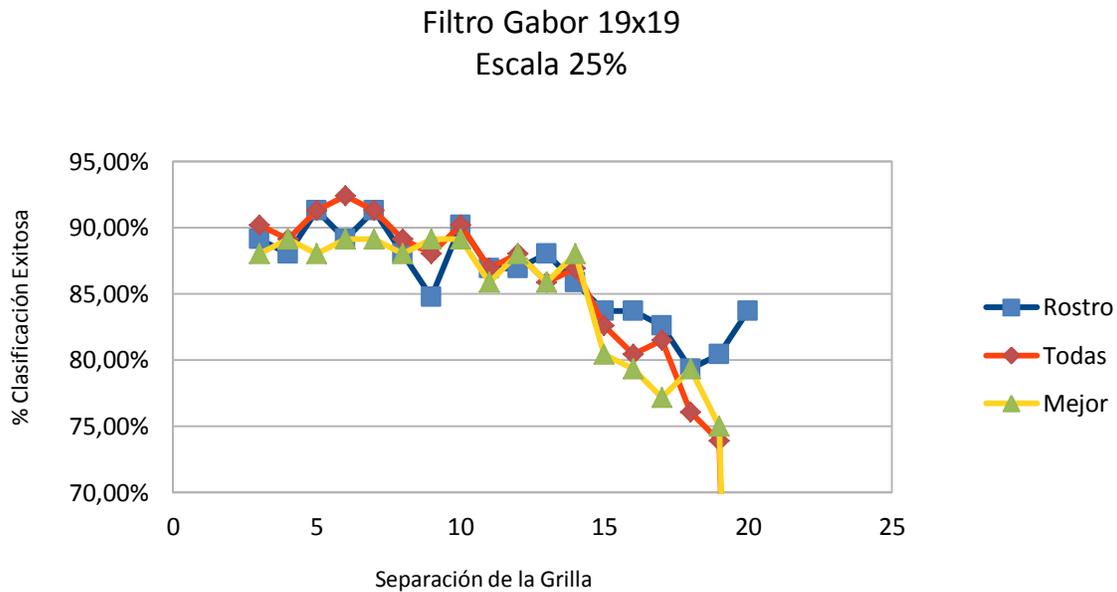


Figura 33: Resultados de la prueba del Filtro Gabor de 19x19p a una escala de 25%.

Finalmente en la Figura 33 se observa el mejor desempeño en forma global se obtiene en la escala de resolución del 25%, entregado por el filtro del 19x19p. En la zona del rostro el máximo es de un 91,30% de clasificación exitosa, valor obtenido con las grillas de 5x5p y 7x7p. Para las pruebas que corresponden a la concatenación de todos los rasgos faciales, se tiene un 92,39% de clasificación exitosa como máximo, valor entregado por la grilla de 6x6p. Para los valores de las mejores combinaciones de las zonas de los rasgos faciales el mejor rendimiento se alcanza con las grillas de 3x3p, 5x5p, 6x6p, 8x8p y 9x9p con un 89,13% de clasificación exitosa.

Gracias a los resultados de las pruebas realizadas en esta sección, para las siguientes pruebas que se realizan con el método de extracción de características Filtro Gabor, se proponen los siguientes parámetros: para las pruebas con la escala de resolución del 100% se utiliza el filtro de tamaño 39x39p con una grilla de 8x8p. Para la escala del 50% se utiliza un filtro 39x39p de tamaño, con una grilla de 8x8p. Finalmente para la escala del 25% de resolución, se utiliza el filtro de 19x19 con una ventana de 5x5p.

4.3 SELECCIÓN DE LAS ZONAS DEL ROSTRO.

En cada una de las pruebas se incluye la prueba de encontrar la combinación de las zonas de los rasgos faciales que entrega el mejor porcentaje de clasificación exitosa, dado un conjunto de parámetros para cada método y en cada escala de resolución. Puesto que se tienen 7 rasgos

faciales se pueden probar 119 combinaciones diferentes de estos, las cuales son enumeradas y contadas para todas las pruebas.

El número total de pruebas realizadas es 510, para las cuales se recopila la información de las mejores combinaciones, contando la frecuencia con que se repite una combinación de las zonas de los rasgos faciales. Dichos resultados se pueden observar en la Tabla 16

Tabla 16: Frecuencias y porcentajes de las combinaciones con mejores rendimientos.

Zonas	Frecuencias	Porcentaje
1	76	15%
22	91	17,86%
31	7	1,43%
53	4	0,71%
57	44	8,57%
61	11	2,14%
92	55	10,71%
98	4	0,71%
113	7	1,43%
114	4	0,71%
117	207	40,71%

Sin embargo esta información está incompleta, presentándose en la Tabla 17 la etiqueta de las combinaciones de zonas de la Tabla 16.

Tabla 17: Etiquetas para las combinaciones con mejores resultados.

Etiqueta	Combinación
1	OD/OI
22	OD/OI/F
31	OD/N/B
53	N/B/MD
57	OD/OI/F/N
61	OD/OI/N/B
92	OD/OI/F/N/B
98	OD/OI/N/B/MD
113	OD/OI/F/N/B/MD
114	OD/OI/F/N/B/MI
117	OD/OI/N/B/MD/MI

Con esta información se realiza un conteo de la frecuencia con que cada zona fue seleccionada como parte de la mejor combinación para cada prueba. Estos valores se aprecian en la Tabla 18.

Tabla 18: Frecuencias con que una zona es parte de la mejor combinación.

Órgano	OD	OI	F	N	B	MD	MI
Frecuencia	506	499	201	343	299	222	211
Porcentaje	22,18%	21,88%	8,81%	15,04%	13,11%	9,73%	9,25%

Con estos resultados se puede concluir que las zonas que presentan una concentración de información acerca del rostro son los ojos, la nariz y la boca. Estas zonas del rostro se eligen como las zonas que se utilizan como parámetros para el método de clasificación

4.4 PRUEBAS PARA SELECCIÓN DE ESCALAS DE RESOLUCIÓN

Para continuar con el presente Trabajo de Título, se propone unir la información en las 3 escalas de resolución utilizadas, que se genera con los parámetros ajustados en la sección 4.2 y las zonas propuestas en la sección 4.3.

Por lo tanto se realiza una prueba para encontrar la mejor combinación de las 3 escalas de resolución. Dicha prueba se realiza por separado para los dos métodos de extracción de características y los resultados se pueden observar en la Tabla 19 para el método LBP.

Tabla 19: Prueba de combinación de escalas de resolución para el método LBP.

Zonas	100%-50%-25%	100%-50%	100%- 25%	50% -25%
Rostro	93,47 %	93,47%	86,95%	95,92%
Todas	93,47%	91,30%	86,95%	97,96%
Mejores	95,92%	91,30%	84,78%	95,92%

Por lo tanto para el método LBP la combinación de escalas de resolución que genera mejores resultados es la combinación del 50% y el 25%.

A continuación en la Tabla 20, se presentan los resultados para la prueba de combinación de escalas para el método de Filtro Gabor.

Tabla 20: Prueba de combinación de escalas de resolución para Filtro Gabor.

Zonas	100%-50%-25%	100%-50%	100%- 25%	50% -25%
Rostro	91,30%	89,13%	86,95%	91,30%
Todas	84,78%	84,78%	84,78%	86,95%
Mejores	94,12%	91,30%	91,30%	91,30%

Como se puede apreciar en la Tabla 20, la combinación que genera los mejores resultados es la que junta todas las escalas de resolución.

4.5 FUSION DE LOS MÉTODOS DE EXTRACCIÓN DE CARACTERISTICAS

De las secciones previas se han logrado establecer los parámetros óptimos de los métodos de extracción de características en las distintas escalas y las combinaciones de estas últimas con mejores resultados. Sin embargo se llega al punto en que se debe unir la información que hasta este punto se ha analizado por separado, es decir unir la información extraída con el método LBP y el método de Filtros Gabor.

Para lograr esta tarea se procede de la misma manera que hasta ahora para unir la información, es decir, concatenar los vectores de información. Sin embargo, esto es algo complicado puesto que los valores entregados por los dos métodos pueden variar en escala y tamaño. Por lo tanto se normalizan dichos vectores antes de ser concatenados logrando de esta manera que la información quede dentro de los mismo rangos y tamaños. En la Figura 34 se puede ver idea la propuesta para la fusión de la información y los vectores de información de las zonas del rostro para la propuesta final.

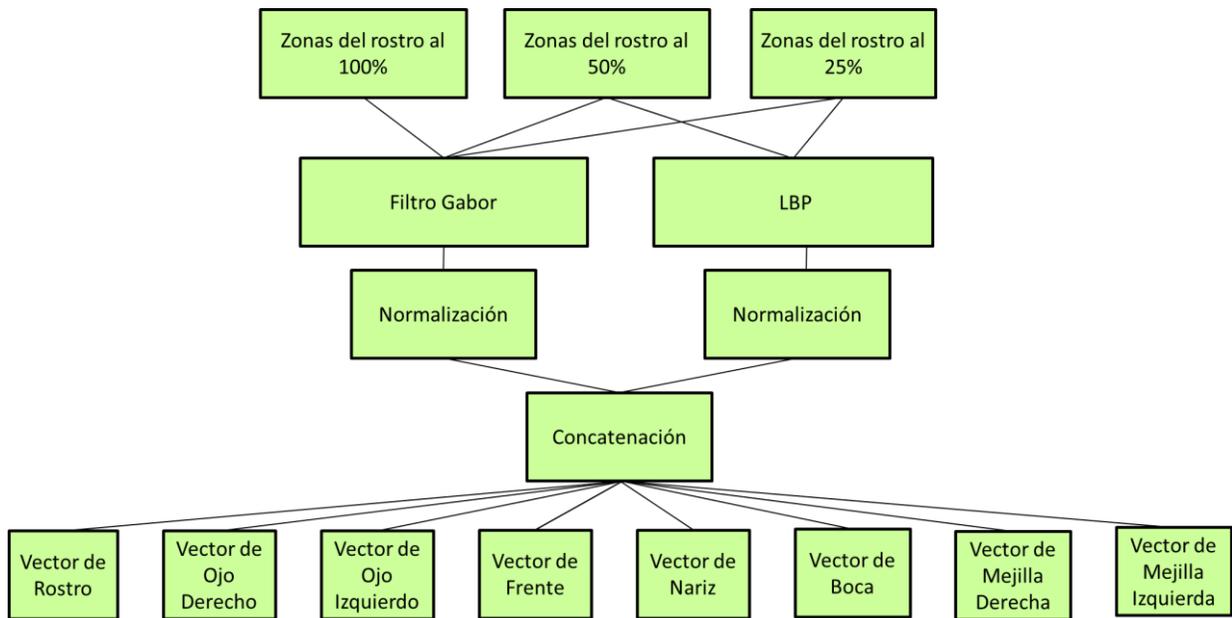


Figura 34: Fusión de la información de los métodos de extracción de características.

Se realiza una última prueba estándar para comprobar la efectividad de esta fusión de información. Los resultados de esta se pueden apreciar en la Tabla 21

Tabla 21: Resultados para prueba de fusión de información.

Zonas	Reconocimiento Exitoso
Rostro	95,65%
Todas	97,82%
Mejor	95,65%

Dado el resultado se comprueba la efectividad de la fusión de información llegando a la tasa de clasificación más alta conseguida hasta este punto del desarrollo de este Trabajo de Título.

4.6 MÉTODO DE CLASIFICACIÓN FINAL Y SUS RESULTADOS

En esta sección se realiza un compendio de la información recopilada de todas las pruebas realizadas hasta este punto. Para explicar cómo se construye el modelo final, antes se presenta en la Figura 35 el esquema de funcionamiento del método de extracción de características propuesto para resolver el problema de reconocimiento frontal de rostros.

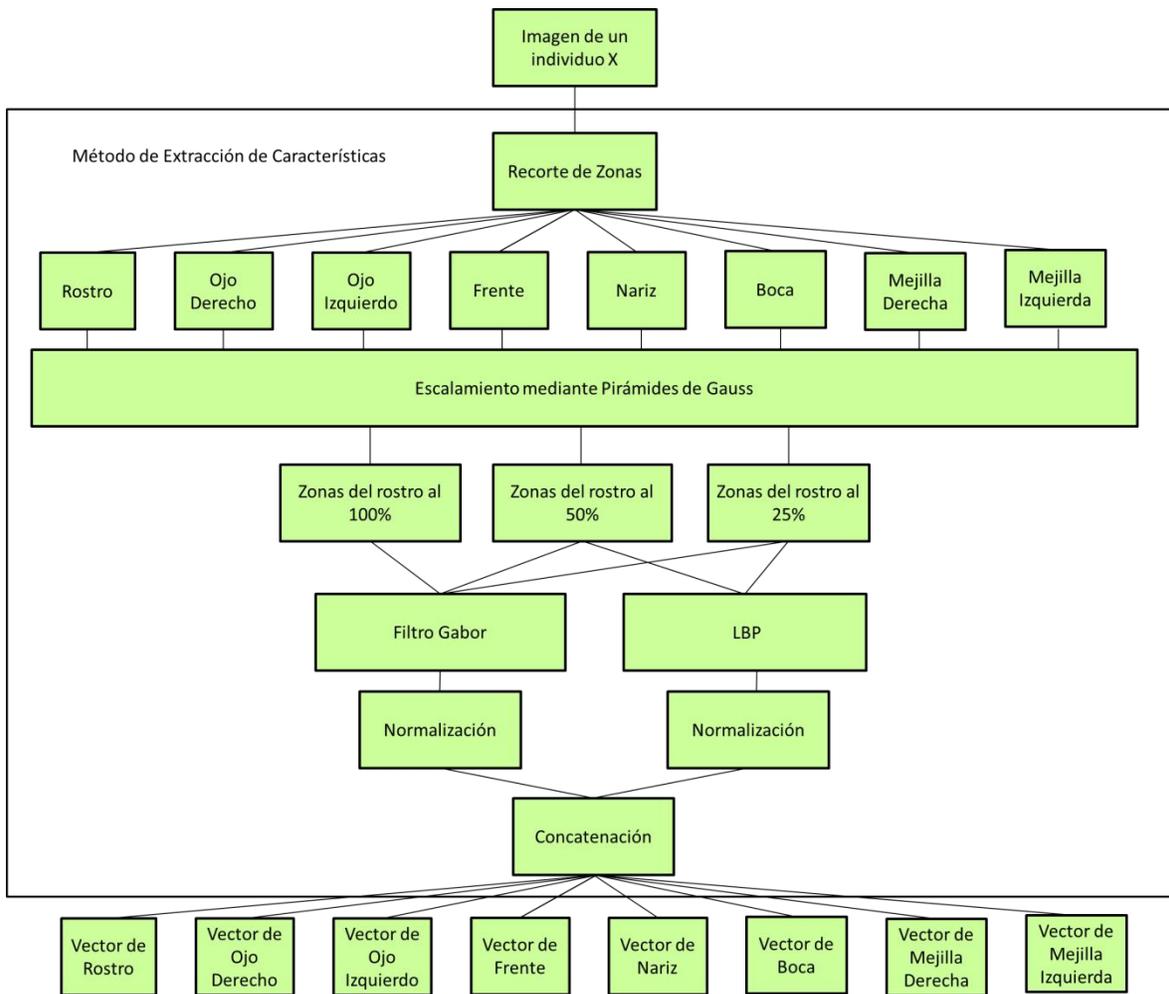


Figura 35: Etapa de Extracción de Características Final.

Teniendo una escala de imagen de un individuo X, se procede a realizar el recorte de las zonas de mayor información de la imagen, es decir las zonas del rostro, los ojos, la frente, la nariz, la boca y las mejillas. Luego a estas zonas se les aplica un escalamiento para obtener tres escalas de resolución. Se aplican los métodos LBP y Filtro Gabor, con los parámetros ajustados para cada escala de resolución. Finalmente se realiza la normalización de los vectores y la fusión de información de los métodos LBP y Filtros Gabor.

Ya que se ha definido el método de extracción de características se plantea el esquema del método final de reconocimiento frontal de rostros en la Figura 36.

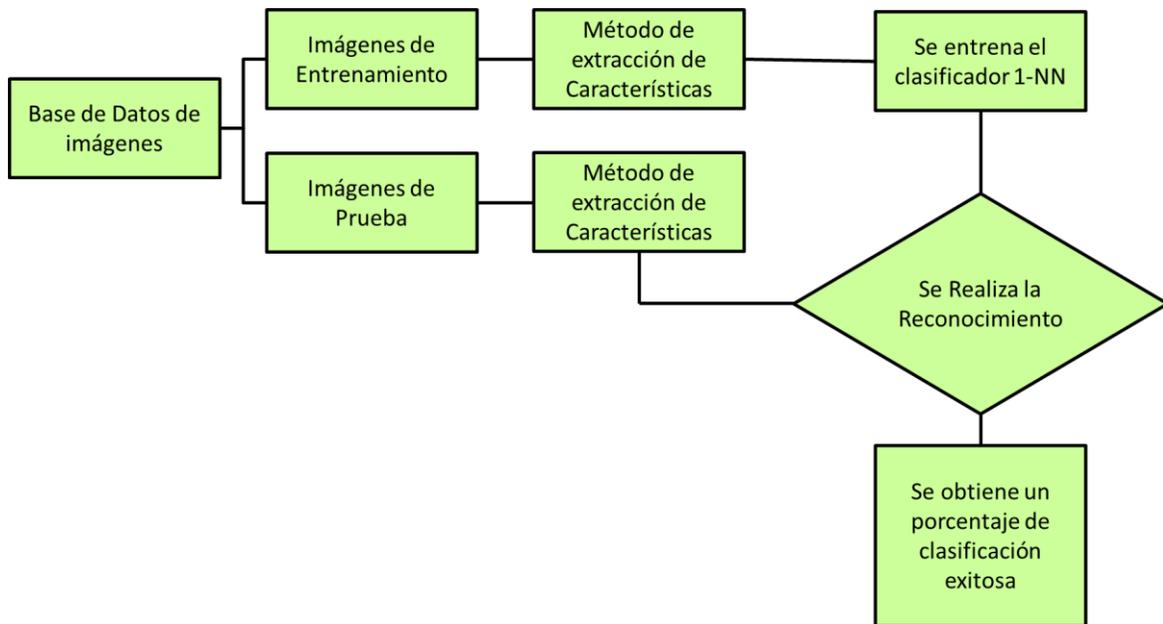


Figura 36: Método Final de reconocimiento frontal de rostros.

Finalmente se realiza la última prueba para comprobar el rendimiento del método propuesto. En esta ocasión se utiliza la partición de prueba de la base de datos. Tomado 92 individuos se realiza la prueba de reconocimiento con la concatenación de todas las zonas puesto que esta es la que entrega los mejores resultados en la mayoría de las pruebas realizadas.

El porcentaje de clasificación exitosa entregado por el método de reconocimiento frontal de rostros en base a imágenes de alta resolución fue de un 98,91%. Con un tiempo de ejecución de 21 minutos con 7 segundos en total. Sin embargo el reconocimiento para un individuo realizado en una base de datos ya procesada es de 1,26 segundos.

En trabajos similares realizados anteriormente, han logrado porcentajes del 98,2% utilizando redes neuronales [16], y 99,41% usando histogramas de componente de borde-Gabor [17]. Por lo tanto el método propuesto presenta una alternativa competente al problema de reconocimiento de rostros.

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Se ha logrado diseñar un sistema de reconocimiento frontal de rostros utilizando imágenes de alta resolución. El método desarrollado utiliza dos técnicas de extracción de características de última generación, Local Binary Pattern (LBP) y Filtro Gabor, los cuales son frecuentemente utilizados en el ámbito del procesamiento de imágenes y en particular el análisis de texturas.

La idea de combinar múltiples escalas de resolución, incluyendo alta resolución, demuestra ser una técnica eficaz para mejorar el rendimiento de los métodos de reconocimiento facial. Además, la comparación de los resultados obtenidos con una imagen global del rostro y los recortes de las zonas de esta, dan cuenta de la cantidad de información que no es útil o necesaria para llevar a cabo la tarea del reconocimiento facial. Así, al igual que para el ser humano es intuitivo el reconocer a un individuo por sus características faciales, como los ojos, la nariz o la boca, el método ha demostrado que estas zonas son las de mayor información para poder realizar el reconocimiento facial.

El método de clasificación utilizado en este Trabajo de Título es uno de los más simples, utilizando la idea de distancias euclidianas para llevar a cabo la clasificación. Por esto es importante resaltar que los altos porcentajes de clasificación exitosa obtenida por el método se deben en gran parte al tratamiento realizado en la etapa de extracción y fusión de características.

El método de reconocimiento de rostros en imágenes de alta resolución desarrollado ha demostrado ser de alto rendimiento llegando a un 98,9% de reconocimiento exitoso y un tiempo de 1,26 segundos para el reconocimiento por individuo en pruebas off-line, demostrando ser eficiente al compararlo con los resultados de distintos estudios [16] [17].

El reconocimiento facial no es un problema resuelto, muy por el contrario es un tópico que se encuentra en constante cambio, siempre a la par con el cambio en las tecnologías, ya sea: en el hardware de los dispositivos que permiten adquirir datos cada vez más abundantes de información; en el software que permite procesar una mayor información de manera más inteligente y práctica; o en la teoría tras estos métodos de reconocimiento y extracción de

características. Si bien los métodos pueden ser relativamente antiguos, existen enfoques para combinarlos y/o mezclarlos para ser aplicados a nuevos problemas con resultados satisfactorios.

Finalmente, para dar término al presente Trabajo de Título, se presentan algunas directrices para trabajos futuros que utilicen como punto de partida la metodología usada.

- Técnicas de Información Mutua: Resulta interesante realizar análisis de los datos extraídos con los métodos LBP y Filtro Gabor, con el fin de conocer la relevancia de estos desde un punto de vista estadístico, y reducir la incertidumbre en los resultados de la clasificación de rostros.
- Robustez frente a cambios de iluminación: La base de datos utilizada está construida con un estándar de iluminación, siendo interesante analizar la robustez del método frente a cambios en la iluminación de las imágenes.
- Mejorar clasificador: El clasificador utilizado en este Trabajo de Título es uno de los más simples y fáciles de implementar, por lo mismo no se introdujeron intrusos en las pruebas para detección de falsos positivos y falsos negativos.
- Pruebas en línea: este sistema fue construido en base a pruebas fuera de línea, sin embargo por su bajo tiempo de ejecución lo convierte en una opción factible para generar una aplicación online de reconocimiento frontal de rostros.
- Utilizar mayores escalas de resolución: Se podría obtener resultados similares utilizando la metodología planteada en este Trabajo de Título en bases de datos de mayores escalas, con lo cual se podría investigar la existencia de alguna tendencia en los parámetros de los métodos a medida que se aumenta o disminuye la escala.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Stan Z. Li and Anil K. Jain, Eds., *Handbook of Face Recognition*, Segunda ed. Londres, Inglaterra: Springer, 2011.
- [2] Dahua Lin and Xiaoou Tang, "Recognize High Resolution Faces: From Macrocosm to Microcosm," in *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006, pp. 1355- 1362.
- [3] University of Surrey. (2005, Marzo) The Extended XM2VTS Data Base. [Online]. <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/xm2vtsdb/>
- [4] Luther Martin, "Biometrics," in *Cyber Security and IT Infrastructure Protection.*: Syngress, 2014, ch. 6, pp. 151–177.
- [5] Joe Celko, "Biometrics, Fingerprints, and Specialized Databases," in *Joe Celko's Complete Guide to NoSQL.*: Morgan Kauffmann, 2014, ch. 10, pp. 129–144.
- [6] Anil K. Jain, Patrick Flynn, and Arun A. Ross, *Handbook of Biometrics*. New York: Springer, 2008.
- [7] Arun A. Ross, Karthik Nandakumar, and Anil Jain, *Handbook of Multibiometrics*, Primera ed., David D. Zhang, Ed. New York, United States of America.: Springer, 2006.
- [8] David A. Forsyth and Jean Ponce, *Computer Vision: A Modern Approach*, Segunda ed., Michael Hirsch, Ed. New Jersey, United States of America: Peardon, 2012.
- [9] Bo Yang and Songcan Chen, "A comparative study on local binary pattern (LBP) based face recognition," *Neurocomputing*, vol. I, no. 120, pp. 365–379, Abril 2013.
- [10] Jiyong Oh, Sang-Il Choi, Chunghoon Kim, Jungchan Cho, and Chong-Ho Choi, "Selective generation of Gabor features for fast face recognition on mobile," *Pattern Recognition Letters*, vol. I, no. 34 , pp. 1540–1547, June 2013.
- [11] Abdelmalik Moujahid, Iñaki Inza, and Pedro Larrañaga, "Clasificadores K-NN,"

Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial de la Universidad del País Vasco-Euskal Herriko Unibertsitatea, Vizcaya, Apunte.

- [12] Shyam R. and Singh, Y.N., "A taxonomy of 2D and 3D face recognition methods," in *International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2014, pp. 749-754.
- [13] Kuong-Hon Pong and Kin-Man Lam, "Multi-resolution feature fusion for face recognition," *Pattern Recognition*, no. 47, pp. 556-567, 2014.
- [14] Xiaoshan Liu, Minghui Du, and Lianwen Jin, "Face features extraction based on multi-scale LBP," in *2nd International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS)*, 2010, pp. V2438-V2441.
- [15] Yuan Luo, Cai-mi Wu, and Yi Zhang, "Facial expression feature extraction using hybrid PCA and LBP," *The Journal of China Universities of Post and Telecommunications*, vol. 2, no. 20, pp. 120-124, Abril 2013.
- [16] Zhang Bai-ling, Zhang Haihong, and Sam Ge Shuzhi, "Face recognition by applying wavelet subband representation and kernel associative memory," in *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2004, pp. 166-177.
- [17] Hansung Lee, Yunsu Chung, Jang-Hee Yoo, and Chulho Won, "Face Recognition Based on Sparse Representation Classifier with Gabor-Edge Components Histogram," in *Eighth International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems (SITIS)*, 2012, pp. 105-109.
- [18] John R. Vacca, *Cyber Security and IT Infrastructure Protection*, 1st ed.: Syngress, 2013.
- [19] Maleika Heenaye and Mamode Khan, "Analysing Factors Affecting Hand Biometrics during Image Capture," *Procedia Computer Science*, vol. I, no. 32, pp. 521 – 528, 2014.
- [20] Juan Tapia, "CLASIFICACIÓN DE GÉNERO EN IMÁGENES FACIALES," Universidad de Chile, Santiago, Tesis 2012.

- [21] D. Kibler, M.K Albert D. Aha, "Instance-based learning algorithms," *Machine Learning*, no. 6, pp. 37-66, 1991.
- [22] S. Salzberg. S. Cost, "A weighted nearest neighbour algorithm for learning with symbolic features," *Machine Learning*, no. 10, pp. 57-58, 1993.
- [23] Nadia AL-Hassan, Sabah Jassim A., and Harin Sellahewa, "Construction of Dictionaries to Reconstruct High-Resolution Images for Face," in *International Conference on Biometrics (ICB)*, 2013, pp. 1-8.
- [24] Fookes Clinton, Lin Frank, Chandran Vinod, and Sridharan Sridha, "Evaluation of image resolution and super-resolution on face," *J. Vis. Commun. Image R.*, no. 23, pp. 75-93, 2012.
- [25] Claudio A. Pérez, Leonardo A. Cament, and Luis E. Castillo, "Methodological improvement on local Gabor face recognition based on feature," *Pattern Recognition*, no. 44, pp. 951-963, 2011.
- [26] Beom-Seok Oh, Kar-Ann Toh, Kwontaeg Choi, Andrew Beng Jin Teoh, and Jaihie Kim, "Extraction and fusion of partial face features for cancelable identity verification," *Pattern Recognition*, no. 45, pp. 3288-3302, 2012.
- [27] Jianjun Qian, Jian Yang, and Guangwei Gao, "Discriminative histograms of local dominant orientation (D-HLDO) for biometric image feature extraction," *Pattern Recognition*, no. 46, pp. 2724-2739, 2013.
- [28] Narain Singh Yogendra and Kumar Singh Sanjay, "Vitality Detection from Biometrics: State-of-the-Art," in *World Congress on Information and Communication Technologies*, 2011, pp. 106-111.
- [29] Majumder Anima, L. Behera, and Venkatesh K Subramanian, "Automatic and Robust Detection of Facial Features in Frontal Face Images," in *UKSim 13th International Conference on Modelling and Simulation*, 2011, pp. 331-336.
- [30] Xin Chen, Timothy Faltemier, Patrick Flynn, and Kevin Bowyer, "Human Face Modeling and Recognition Through Multi-View High Resolution Stereopsis," in *Conference on*

Computer Vision and Pattern Recognition Workshop (CVPRW'06), 2006, pp. 1-6.

- [31] Rameez Qasim, M. Mutsaiedi Shiraz, Naveel Arshad, Ikram Qureshi, and Sajjad Zaidi, "Comparison and Improvement of PCA and LBP Efficiency for Face Recognition," National University of Science and Technology, Islamabad Pakistan, 2013.
- [32] Ricardo Ruiz B., "Métodos de Multiresolución y su Aplicación a un Modelo de Ingeniería," Universidad de Concepción, Concepción, Tesis doctoral 2005.
- [33] D. Maturana, D. Mery, and A. Soto, "Face Recognition with Local Binary Patterns, Spatial Pyramid Histograms and Naive Bayes Nearest Neighbor classification," in *International Conference of the Chilean Computer Science Society (SCCC)*, 2009, pp. 125-132.
- [34] Wang Cong, Chai Zhenhua, and Sun Zhenan, "Face recognition using Histogram of co-occurrence Gabor phase patterns," in *20th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2013 , pp. 2777- 2781.
- [35] D. Gonzalez-Jimenez and J.L. Alba-Castro, "Shape-Driven Gabor Jets for Face Description and Authentication," in *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2007, pp. 769-780.
- [36] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , 2006, pp. 2037-2041.
- [37] Jucheng Yang, "Biometrics Verification Techniques Combing with Digital Signature for Multimodal Biometrics Payment System," in *Fourth International Conference on Management of e-Commerce and e-Government (ICMeCG)* , 2010, pp. 405-410.
- [38] Wei Wang, Weimin Chen, and Dongxia Xu, "Pyramid-Based Multi-scale LBP Features for Face Recognition," in *International Conference on Multimedia and Signal Processing (CMSP)*, 2011, pp. 151-155.
- [39] Harry Wechslera and Fayin Lib, "Biometrics and Robust Face Recognition," in *Conformal Prediction for Reliable Machine Learning*, Vineeth Balasubramanian, Shen-Shyang Ho, and

Vladimir Vovk, Eds.: Morgan Kaufmann, 2014, ch. 10, pp. 189-215.

[40] Bai-ling Zhang, Haihong Zhang, and Shuzhi Sam Ge, "Face recognition by applying wavelet subband representation and kernel associative memory," in *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2004, pp. 166-177.

[41] Hansung Lee, Yunsu Chung, Jang-Hee Yoo, and Chulho Won, "Face Recognition Based on Sparse Representation Classifier with Gabor-Edge Components Histogram," in *2012 Eighth International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems (SITIS)*, 2012, pp. 105-109.