

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID  
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



PROYECTO FIN DE CARRERA

# RECONOCIMIENTO BIOMÉTRICO DE PERSONAS BASADO EN IMÁGENES DE LA MANO

Ingeniería de Telecomunicación

Javier Burgués Calderón  
Julio 2010



# RECONOCIMIENTO BIOMÉTRICO DE PERSONAS BASADO EN IMÁGENES DE LA MANO

AUTOR: Javier Burgués Calderón  
TUTOR: Julián Fierrez Aguilar

Grupo de Reconocimiento Biométrico ATVS  
Dpto. de Ingeniería Informática  
Escuela Politécnica Superior  
Universidad Autónoma de Madrid  
Julio 2010



## Resumen

En este proyecto se implementa y estudia un sistema de reconocimiento biométrico de personas basado en imágenes de la mano. Concretamente, se utiliza la información de la geometría de la mano para tratar de determinar la identidad de un usuario. Ejemplos de medidas geométricas de la mano son: longitud de los dedos, anchura de la palma, área y perímetro de la mano, etc.

La primera parte del proyecto se dedica a revisar la literatura para conocer los sistemas de reconocimiento biométrico basados en geometría de la mano desarrollados por otros autores. Basándonos en los conocimientos adquiridos, desarrollaremos un sistema básico de reconocimiento que sea capaz de procesar una imagen de la mano de un usuario y convertirla en un vector de valores que caracterize a dicho usuario. Para la elección de las medidas geométricas que se realizarán sobre las imágenes de la mano se llevará a cabo un experimento de selección de características que, para una serie de medidas geométricas extraídas de la literatura, seleccione el conjunto de características más discriminante. Los resultados obtenidos demuestran que las medidas realizadas en el dedo pulgar empeoran el rendimiento del sistema mientras que las longitudes y anchuras de los cuatro dedos restantes forman un conjunto discriminante.

En cuanto al resto de módulos que componen el sistema básico, se prestará especial atención a la etapa de segmentación ya que es la primera etapa del sistema y de los resultados que produzca depende el correcto funcionamiento del resto del sistema. Puesto que las imágenes de entrada pueden ser procedentes de un escáner o de una cámara, en color o en escala de grises, la etapa de segmentación debe ser capaz de manipular este tipo de imágenes para generar una imagen binaria donde la mano se diferencie claramente del fondo de la imagen. Con este objetivo en mente, hemos experimentado con la segmentación basada en color: métodos que utilizan la información procedente de los canales de color de una imagen para diferenciar entre la piel humana y el resto de objetos presentes en la imagen.

Durante la adquisición de las imágenes, existen factores que afectan a la calidad de las imágenes obtenidas. Una muestra de baja calidad provoca que el vector de características calculado no represente fidedignamente la muestra de la cual procede y como consecuencia dificulta las tareas de identificación. Por este motivo, hemos desarrollado un novedoso algoritmo que basándose en ciertas restricciones anatómicas de la mano, calculadas empíricamente sobre un grupo amplio de muestras, detecte y descarte automáticamente las muestras que no cumplan un criterio de validez.

En la parte experimental del proyecto se utilizarán tres bases de datos disponibles públicamente. La primera es una base de datos de pequeño tamaño (50 usuarios) y con buena calidad de imágenes que será utilizada en la fase de desarrollo para llevar a cabo experimentos de selección de características y, además, obtener una primera comparativa entre el rendimiento del sistema propuesto y un sistema tomado como referencia. Las otras dos bases de datos, BiosecurID y Biosecure, serán utilizadas para analizar el rendimiento del sistema desarrollado sobre una población más grande (400 y 210 usuarios, respectivamente).

Como se verá en los experimentos, el módulo de detección y eliminación de muestras inválidas aumenta considerablemente el rendimiento del sistema. En concreto, en BiosecurID se disminuye el error desde el 2,8 % EER hasta el 0,15 % EER y, en Biosecure, desde el 22 % EER hasta el 8 % EER).

---

## Palabras Clave

Biometría, reconocimiento biométrico, sistema biométrico, geometría de la mano, selección de características, segmentación basada en color, detección de muestras inválidas, BiosecurID, Biosecure

---

## Abstract

In this project, a biometric recognition system based on hand images is studied and developed. In particular, hand geometry information is used to determine the user's identity. Some geometric measurements that can be extracted from the hand are fingers length, palm width, hand area and perimeter, etc.

In the first part of the project, we review the literature in order to discover biometric recognition systems based on hand geometry developed by other authors. With the knowledge acquired, we will develop a basic recognition system able to process a user hand image and convert it into a values vector that characterize that user. For the election of the geometric measurements, we will carry out a feature selection experiment that, for a list of geometric measurements extracted from the literature, choose the most discriminant feature set. The results obtained demonstrate that the measurements related to the thumb finger decrease the system performance while the lengths and widths of the four fingers remaining constitute a discriminant feature set.

In relation with the rest of the basic system modules, special attention will be taken in the segmentation stage because it is the first stage of the system and the correct working of the rest of the system depends on the results produced. Input images can be acquired from a desktop scanner or a camera, in color or gray-scale, so the segmentation stage must be able to deal with this kind of images in order to produce a binary image where the hand is clearly separated from the background. With this aim, we have experimented with color based segmentation: methods that use the color channels information available in an image to differentiate between the human skin and the rest of the objects present in the image.

During the images acquisition, there are several factors that can affect to the acquired images quality. A low quality sample causes that the assessed feature vector do not represent reliably the sample from which it has been obtained and, as a consequence, identification tasks turn more difficult. For this reason, we have developed a new algorithm that, based on certain anatomical restrictions of the hand calculated empirically in a large sample collection, detects and discards automatically the samples that not satisfy a validity criterion.

In the experimental part of the project, three publicly available databases will be used. The first one is a small database (50 users) with high quality images that will be used in the development stage to carry out feature selection experiments and, also, to obtain a first comparative between the proposed system performance and a reference system. The other two databases, BiosecurID and Biosecure, will be used to analyze the developed system performance over a larger population (400 and 210 users, respectively). Moreover, the last two databases will be used to test the proper work of the invalid samples detection module.

As we will see in the experiments section, the invalid samples detection and elimination module increases significantly the system performance. In particular, in BiosecurID the error improves from 2,8 % EER to 0,15 % EER and, in Biosecure, from 22 % EER to 8 % EER).

## Key words

Biometrics, biometric recognition, biometric system, hand geometry, feature selection, color based segmentation, invalid samples detection, BiosecurID, Biosecure





# Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a Javier Ortega la confianza que depositó en mí al ofrecerme la posibilidad de colaborar en el ATVS, donde he dado mis primeros pasos en el mundo de la investigación y donde he podido realizar este Proyecto Fin de Carrera.

Este proyecto no habría sido lo mismo sin la inestimable ayuda de mi tutor, Julián Fierrez, quién a pesar de sus múltiples ocupaciones ha respondido atentamente a todas mis dudas y me ha proporcionado valiosos consejos. Debo reconocer también la ayuda de Manuel Freire, Pedro Tomé, Daniel Ramos, Fernando Alonso y Javier Galbally, quienes, de algún modo, me han animado y ayudado a lo largo de estos años.

En resumen, doy gracias a todos los miembros del ATVS por hacer, día tras día, que éste sea un grupo donde las ganas de ayudar a los demás y el buen humor estén siempre presentes.

**Javier Burgués Calderón**

**Julio 2010**



# Índice general

<b>Índice de figuras</b>	<b>XII</b>
<b>Índice de cuadros</b>	<b>XVI</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación del proyecto . . . . .	1
1.2. Objetivos y enfoque . . . . .	2
1.3. Organización de la memoria . . . . .	3
<b>2. Introducción a la biometría</b>	<b>5</b>
2.1. Características de los rasgos biométricos . . . . .	5
2.2. Rasgos biométricos . . . . .	7
2.2.1. Fisiológicos . . . . .	7
2.2.2. De comportamiento . . . . .	8
2.2.3. Soft Biometrics . . . . .	9
2.3. Sistemas biométricos . . . . .	9
2.3.1. Modos de funcionamiento . . . . .	9
2.3.2. Arquitectura . . . . .	10
2.3.3. Rendimiento . . . . .	11
2.3.4. Calidad . . . . .	12
<b>3. Sistemas basados en geometría de la mano</b>	<b>15</b>
3.1. Introducción . . . . .	15
3.2. Historia, nacimiento y evolución . . . . .	16
3.3. Adquisición de las imágenes de mano . . . . .	16
3.4. Pre-procesado . . . . .	16
3.4.1. Binarización . . . . .	18
3.4.2. Algoritmo de corrección de efectos producidos por anillos . . . . .	18
3.4.3. Normalización de la mano . . . . .	18
3.4.4. Recorte de la muñeca . . . . .	19
3.4.5. Obtención del contorno de la mano . . . . .	20
3.5. Extracción de características . . . . .	21
3.5.1. Localización de puntos característicos del contorno . . . . .	21

3.5.2. Características utilizadas . . . . .	22
3.6. Métodos de comparación . . . . .	24
3.6.1. Distancia Euclídea . . . . .	25
3.6.2. Distancia de Mahalanobis . . . . .	25
3.6.3. Distancia Hamming . . . . .	25
3.6.4. Distancia de Chebyshev . . . . .	25
3.6.5. Modelos de Mezclas de Gaussianas (GMMs) . . . . .	25
3.7. Comparativa de métodos . . . . .	26
<b>4. Sistema propuesto: Diseño y desarrollo</b>	<b>29</b>
4.1. Adquisición . . . . .	29
4.2. Segmentación . . . . .	30
4.2.1. Binarización . . . . .	30
4.2.2. Pre-procesado . . . . .	32
4.3. Detección de puntas y valles . . . . .	35
4.4. Extracción de características . . . . .	36
4.5. Detección de muestras inválidas . . . . .	36
4.5.1. Definición de las constantes geométricas . . . . .	38
4.5.2. Algoritmo de detección y descarte . . . . .	38
4.6. Comparación de vectores . . . . .	39
<b>5. Experimentos realizados y resultados</b>	<b>40</b>
5.1. Bases de datos . . . . .	41
5.1.1. Base de datos de desarrollo . . . . .	41
5.1.2. BiosecurID . . . . .	42
5.1.3. Biosecure . . . . .	43
5.2. Experimento 1: Selección de características . . . . .	45
5.2.1. Descripción . . . . .	45
5.2.2. Protocolo experimental . . . . .	45
5.2.3. Resultados . . . . .	47
5.2.4. Conclusiones . . . . .	49
5.3. Experimento 2: Segmentación en color . . . . .	50
5.3.1. Descripción . . . . .	50
5.3.2. Protocolo experimental . . . . .	51
5.3.3. Resultados . . . . .	52
5.3.4. Conclusiones . . . . .	52
5.4. Experimento 3: Detección de muestras inválidas . . . . .	54
5.4.1. Descripción . . . . .	54
5.4.2. Protocolo experimental . . . . .	55

5.4.3. Resultados . . . . .	56
5.4.4. Conclusiones . . . . .	58
<b>6. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>61</b>
6.1. Conclusiones . . . . .	61
6.2. Trabajo futuro . . . . .	62
<b>Anexos</b>	<b>67</b>
<b>A. Presupuesto</b>	<b>68</b>
<b>B. Pliego de condiciones</b>	<b>70</b>
<b>C. Publicaciones</b>	<b>75</b>



## Índice de figuras

2.1. Ejemplos de rasgos biométricos de carácter fisiológico y de comportamiento. . . .	5
2.2. Integración de Soft-Biometrics en un sistema de reconocimiento de huella dactilar. Figura adaptada de [5]. . . . .	9
2.3. Arquitectura de un sistema biométrico genérico que puede funcionar en modo identificación/verificación. . . . .	10
2.4. Ejemplos de densidades y distribuciones de probabilidad de usuarios e impostores.	11
2.5. Ejemplo de curva DET (Detection Error Tradeoff). . . . .	12
3.1. Anatomía de la mano. . . . .	15
3.2. Sistema de adquisición de imágenes de mano mediante cámara. (a) Plataforma y cámara. (b) Colocación de la mano del usuario. Los topes fijan el emplazamiento de los dedos. (c) Fotografía capturada. . . . .	17
3.3. Sistema de adquisición de imágenes de mano mediante cámara y sin topes [10]. (a) Sistema de adquisición. (b,c) Imágenes de la misma mano adquiridas por el sistema. . . . .	17
3.4. Sistemas de adquisición basados en escáner. (a) Sistema comercial con topes de posicionamiento. (b) Adquisición con un escáner de sobremesa libre de topes. . .	17
3.5. (a) Imagen con el dedo corazón seccionado y el dedo anular deformado debido a anillos. (b) Detalle de la deformación del dedo anular. (c) Imagen obtenida tras el algoritmo de eliminación de anillos. Imagen extraída de [12]. . . . .	18
3.6. Dos contornos superpuestos de la mano del mismo individuo: (a) Rotación y traslación de la mano. (b) Alineación de los dedos tras la orientación de la mano. Imagen extraída de [12]. . . . .	19
3.7. (a) Dedos separados de la mano mediante el corte tipo péndulo (b) Pulgares de la misma persona superpuestos tras la rotación de la mano. (c) Pulgares de la misma persona superpuestos tras la rotación de la mano y la traslación de los dedos. Imagen extraída de [12]. . . . .	19
3.8. (a) Imagen binaria normalizada, (b) muñeca recortada mediante la espiral de Euler, (c) muñeca recortada con un corte de guillotina, (d) muñeca recortada con un corte de guillotina más la aplicación de una función coseno. Imagen extraída de [12]. . . . .	20
3.9. Obtención del contorno a partir de la imagen binarizada. . . . .	20
3.10. Localización de puntas y valles. Imagen extraída de [13]. . . . .	21
3.11. 16 características geométricas de la mano utilizadas en [14]. . . . .	22
3.12. Características utilizadas en [15]. . . . .	22
3.13. Conjunto de medidas realizadas sobre los dedos de la mano, incluyendo longitud, anchura, grosor, ángulo y desviación. Imagen extraída de [16]. . . . .	23

3.14. Medidas geométricas utilizadas como características en [11]. . . . .	23
3.15. Características geométricas y del contorno de la mano. Imagen extraída de [17]. . . . .	24
3.16. Características introducidas por Jiang en [13]. . . . .	24
4.1. Arquitectura modular del sistema de reconocimiento propuesto basado en geometría de la mano. . . . .	29
4.2. Ejemplos de los tres tipos de imágenes utilizadas. . . . .	30
4.3. Ejemplo de binarización de una imagen en escala de grises. . . . .	31
4.4. Ejemplo de binarización de una imagen en color tipo I. . . . .	32
4.5. Ejemplo de binarización de una imagen en color tipo II. . . . .	33
4.6. Diagrama de flujo del algoritmo de reconexión de dedos. . . . .	34
4.7. Imágenes intermedias extraídas del proceso de reconexión de un dedo. . . . .	34
4.8. Imagen de la Fig. 4.3(b) pre-procesada. . . . .	35
4.9. Conjunto total de medidas geométricas que se estudian en el proyecto. . . . .	36
4.10. Etapas de procesado del sistema de reconocimiento propuesto basado en geometría de la mano. . . . .	37
4.11. Ejemplo de imagen inválida en la que se comete un error en el cálculo de la longitud debido a la humedad presente en la superficie del escáner. . . . .	37
4.12. Esquema básico de un sistema de autenticación basado en mano que incorpora detección de muestras inválidas. . . . .	38
4.13. Diagrama de bloques del módulo de detección de validez. . . . .	39
5.1. Base de datos de desarrollo. (a) Escenario de adquisición. (b) Ejemplos de imágenes capturadas. . . . .	41
5.2. Base de datos BiosecurID. (a) Escenario de adquisición de varios rasgos biométricos. (b) Escáner utilizado para capturar las imágenes de mano. . . . .	42
5.3. Ejemplos de imágenes de mano de la base de datos BiosecurID. . . . .	43
5.4. Ejemplos de imágenes de mano de la base de datos Biosecure. Arriba: Imágenes capturadas con flash en la cámara. Abajo: Imágenes capturadas sin flash. . . . .	44
5.5. Sistema de referencia. Diagrama de bloques de las etapas de procesado para extraer las características geométricas. Extraído de [29]. . . . .	46
5.6. Sistema de referencia. Etapas de procesado y extracción de características. Extraído de [29]. . . . .	46
5.7. Comparación entre el rendimiento del sistema propuesto utilizando distintas configuraciones del vector de características y el rendimiento del sistema de referencia. . . . .	48
5.8. Ejemplo de etiquetado manual de píxeles de la mano (interior del rectángulo verde) y píxeles del fondo (interior del rectángulo rojo) en imágenes de entrenamiento. . . . .	51
5.9. Espacio de color RGB de una imagen en color tipo II. La frontera de separación obtenida mediante un clasificador LDA (Linear Discriminant Analysis) sería un hiperplano situado entre las dos clases. . . . .	52
5.10. Resultados de la segmentación basada en color para imágenes de la base de datos Biosecure. Izquierda: Imágenes originales. Centro: Imágenes segmentadas con reglas fijas. Derecha: Imágenes segmentadas con el modelo basado en aprendizaje. . . . .	53



5.11. Arriba: Ejemplos de imágenes de mala calidad de la base de datos BiosecurID. Abajo: Resultado de la binarización de dichas imágenes. . . . .	54
5.12. Histograma del cociente $r_1$ . . . . .	57
5.13. Histograma del cociente $r_2$ . . . . .	57
5.14. Histograma del cociente $r_3$ . . . . .	57
5.15. Comparación del rendimiento obtenido para distintos valores de $k$ . . . . .	58
5.16. Comparación de rendimiento a medida que se descartan usuarios completos según el número de muestras inválidas. . . . .	59
5.17. Ejemplo de compromiso entre error y porcentaje de rechazo. . . . .	60



# Índice de cuadros

2.1. Comparativa entre las características de distintos rasgos biométricos. Los niveles cuantitativos se representan por: A → Alto, M → Medio y B → Bajo. . . . .	6
3.1. Características de algunos algoritmos de reconocimiento basados en geometría de la mano. . . . .	26
3.2. Comparación del rendimiento de una selección de sistemas basados en geometría de la mano. . . . .	27
5.1. Características básicas de la base de datos de desarrollo. . . . .	41
5.2. Características básicas de la base de datos BiosecurID. . . . .	42
5.3. Características básicas de la base de datos Biosecure. . . . .	44
5.4. Configuración experimental en el experimento de selección de características. . .	45
5.5. EER para diferentes subconjuntos de características. La nomenclatura es la misma que la usada en la Fig. 4.9. . . . .	47
5.6. Configuración experimental en el experimento de selección de características. . .	55
5.7. Parámetros del modelo de caracterización. . . . .	56



# 1

## Introducción

### 1.1. Motivación del proyecto

---

Hoy en día, la identificación de personas para controlar el acceso a determinados servicios o instalaciones es una tarea muy importante. Además, con el creciente desarrollo de internet y de los dispositivos móviles, se hace más notable la necesidad de confirmar la identidad de una persona de manera remota. El método tradicional para asegurar que una persona está autorizada para realizar una acción (p.ej., usar una tarjeta de crédito) era el uso de una contraseña. Este tipo de métodos de identificación tienen el inconveniente de que usualmente requieren largas y complicadas contraseñas para aumentar el nivel de seguridad, por lo que supone un inconveniente para el usuario. La identificación de personas a través de rasgos biométricos es una posible solución para proporcionar una identificación segura de un modo que no resulte complicado para el usuario [1]. Las técnicas biométricas usan características fisiológicas o comportamientos propios de cada individuo para identificarlo, es decir, se reconoce a un usuario por lo que *es* en lugar de por lo que *tiene* o lo que *sabe*.

El uso de la mano como medio de identificación tiene la ventaja de que permite evitar los problemas de identificación de personas mayores o trabajadores manuales que surgen si sólo se utilizan las huellas digitales, que pueden sufrir mayor deterioro de cara a su identificación. Otra de las razones es el rechazo de los usuarios hacia ciertos rasgos biométricos como, por ejemplo, las huellas dactilares, relacionadas durante muchos años con temas criminales. En resumen, la geometría de la mano es un identificador biométrico que se caracteriza por tener un alto grado de aceptabilidad entre los usuarios, un bajo coste de almacenamiento del patrón y unas condiciones de adquisición poco exigentes.

Actualmente, a partir de la imagen de la mano de una persona se pueden extraer varios identificadores biométricos: geometría, huella palmar, patrón de venas, etc. En este proyecto, vamos a estudiar la identificación de personas a partir de la información extraída de la geometría de su mano. Esto viene motivado por varias razones:

- **Simplicidad de procesado:** Basta con calcular ciertas longitudes y anchuras de diferentes zonas de la mano. Esto permite un bajo coste computacional y de almacenamiento del patrón.
- **Condiciones de adquisición poco exigentes:** Puesto que sólo es necesario obtener la silueta de la mano, factores de adquisición como la iluminación, críticos en otros rasgos biométricos, no repercuten tan negativamente en la geometría de la mano. Además, para la

captura de las imágenes una sencilla cámara digital o un escáner de sobremesa son medios suficientes.

- **Facil fusión con otros rasgos biométricos:** Debido a que con los sensores actuales se puede capturar simultáneamente la geometría de la mano, la huella dactilar, la textura de la palma, etc. Por ejemplo, un sistema de identificación/verificación podría usar la huella dactilar para la (poco frecuente) identificación y la geometría de la mano para la (frecuente) verificación de identidad. Por otro lado, es frecuente la aparición de sistemas que extraen características relacionadas con la geometría de la mano y la textura palmar para, en la fase de decisión, poder tener dos fuentes independientes de información que hagan más robusto el resultado de la decisión.

Una motivación adicional para el estudio y desarrollo de sistemas basados en geometría de la mano es la implantación con éxito de esta tecnología en aplicaciones reales. Un ejemplo es el programa *INSPASS (INS Passenger Accelerated Service System)* del departamento de inmigración (INS ó Immigration and Naturalization Service) de Estados Unidos, cuyo objetivo es facilitar el embarque en los aeropuertos mediante el uso de un sistema de autenticación de individuos basado en geometría de la mano [1].

## 1.2. Objetivos y enfoque

---

El presente proyecto se centrará en el diseño e implementación de un sistema de autenticación de personas utilizando información extraída de la geometría de la mano. Para lograr este objetivo, el primer paso es revisar la literatura relacionada con sistemas biométricos basados en geometría de la mano para aprender los procedimientos existentes en cada una de las etapas que componen el sistema. En los sistemas estudiados, un individuo puede ser caracterizado mediante la geometría de su mano de dos maneras distintas:

1. Analizando de manera global la forma de la silueta de la mano.
2. Realizando medidas geométricas en distintos elementos de la mano (p.ej dedos, palma).

En este proyecto se va a trabajar únicamente con el segundo tipo de caracterización geométrica. Un objetivo importante que se persigue en este trabajo es encontrar un conjunto reducido de medidas geométricas de la mano que sea lo suficientemente discriminante como para identificar a un individuo de manera fiable en una población de tamaño mediano (aprox. 500 usuarios). De este modo, se podría utilizar el sistema desarrollado para, por ejemplo, realizar el control de acceso a unas oficinas. En este tipo de aplicaciones, donde no se requiere un alto grado de unicidad pero sí un bajo tiempo de respuesta y alta aceptación por parte del usuario, es donde el uso de geometría de la mano como identificador biométrico está justificado.

Otro de los objetivos de este trabajo es que los algoritmos desarrollados puedan funcionar en sistemas con diferentes esquemas de adquisición de las imágenes: con contacto/sin contacto, en escala de grises/en color, fondo homogéneo/variable, etc. Así, la mano del usuario puede estar colocada de una manera arbitraria con el único requisito de que sus dedos no estén en contacto unos con otros. En el caso de que las imágenes capturadas sean en color, si el fondo que hay detrás de la mano es oscuro y homogéneo, la mano (de color más claro que el fondo) puede ser diferenciada del resto de la imagen, convirtiendo la imagen en color a una escala de grises y, posteriormente, comparando cada píxel con un umbral. Sin embargo, en aplicaciones reales las condiciones de adquisición pueden variar de unos escenarios a otros (p.ej. fondo de la imagen con intensidad de color similar a la de la mano) y el método de segmentación explicado anteriormente puede no ser efectivo. Para estos casos, se estudiarán varios métodos de segmentación que utilizan la información de los canales de color para diferenciar la piel humana del resto de elementos presentes en una imagen.

En la parte experimental del proyecto se utilizarán tres bases de datos públicas de imágenes de mano. Como se verá en los experimentos, en dichas bases de datos existen muestras de baja calidad que deterioran significativamente el rendimiento del sistema. Un objetivo adicional del proyecto es el desarrollo de un algoritmo que sea capaz de detectar, automáticamente, este tipo de muestras. Luego, se estudiará la variación del rendimiento del sistema al descartar dichas muestras de baja calidad.

Algunas de estas aportaciones han dado lugar a dos artículos [2, 3] que han sido aceptados en congresos internacionales y otro artículo [4] aceptado y publicado en un congreso nacional. Los tres artículos se encuentran disponibles en el Apéndice C, al final del documento.

## 1.3. Organización de la memoria

---

Este documento está estructurado en 6 capítulos que se resumen a continuación.

**Capítulo 1: Introducción.** En este capítulo se detallan los motivos que han impulsado el desarrollo de este proyecto así como los objetivos que se pretenden alcanzar.

**Capítulo 2: Introducción a la biometría.** Conceptos básicos de biometría: tipos de rasgos biométricos, características deseables de un rasgo biométrico, etc. En este capítulo también se trata el tema de los sistemas biométricos: arquitectura, modos de funcionamiento, evaluación del rendimiento y medidas de calidad.

**Capítulo 3: Reconocimiento biométrico de geometría de la mano.** Revisión del estado del arte en sistemas biométricos basados en geometría de la mano. En este capítulo se estudian las diferentes aproximaciones utilizadas por otros autores para abordar cada etapa de las que se compone un sistema de reconocimiento basado en geometría de la mano. Los conocimientos aprendidos sirven de base para el desarrollo de un sistema básico que será perfeccionado y evaluado mediante los experimentos realizados.

**Capítulo 4: Sistema propuesto: Diseño y desarrollo.** El cuarto capítulo describe detalladamente todos los aspectos del diseño del sistema de reconocimiento biométrico propuesto basado en geometría de la mano. Las etapas del sistema, desde que se adquiere la imagen de la mano del usuario hasta que se resuelve la identidad de dicho usuario, son explicadas en este apartado.

**Capítulo 5: Experimentos realizados y resultados.** En este capítulo se describen los procedimientos y protocolos utilizados para el desarrollo de los experimentos en este proyecto, así como los sistemas y bases de datos utilizadas. Posteriormente, se presentan los resultados obtenidos en cada experimento y se analizan minuciosamente para poder extraer conclusiones útiles que permitan mejorar las etapas del sistema propuesto.

**Capítulo 6: Conclusiones y trabajo futuro.**





# 2

## Introducción a la biometría

La biometría es una ciencia que consiste en identificar a los seres humanos, de manera automática, basándose en algunas de sus características fisiológicas o de comportamiento [1]. Algunos de los rasgos biométricos más utilizados en la actualidad son: huella dactilar, iris, geometría de la mano, cara, firma, voz, etc. (ver Figura 2.1)



Figura 2.1: Ejemplos de rasgos biométricos de carácter fisiológico y de comportamiento.

### 2.1. Características de los rasgos biométricos

Existen 7 características fundamentales en un rasgo biométrico que determinan su utilización para una determinada aplicación [1]:

- **Universalidad:** El rasgo biométrico debe estar presente en todas las personas.

- **Unicidad:** Dicho rasgo debe ser suficientemente identificativo de la persona que lo posee y no debería ser parecido al de otro individuo.
- **Permanencia:** Es deseable que el rasgo biométrico permanezca invariante durante largos períodos de tiempo. Si el rasgo varía significativamente a corto plazo no es útil.
- **Mensurabilidad:** El rasgo debe ser accesible por un sensor para poder ser capturado y procesado adecuadamente. Además, este proceso de adquisición no debe ser molesto para el usuario.
- **Aceptabilidad:** La población que va a utilizar el sistema biométrico debe ser receptiva a presentar su rasgo identificativo ante el sensor.
- **Rendimiento:** La tasa de identificación que se alcanza con el rasgo biométrico debe ser lo suficientemente alta para superar el margen impuesto por la aplicación.
- **Facilidad de imitación:** Es conveniente que el rasgo sea difícilmente imitable para evitar la entrada de impostores en el sistema haciéndose pasar por otro usuario.

		Característica							
		Universalidad	Unicidad	Permanencia	Mensurabilidad	Rendimiento	Aceptabilidad	Facilidad de imitación	
Rasgos fisiológicos	Cara	A	B	M	A	B	A	A	
	Huella dactilar	M	A	A	M	A	M	M	
	Mano	Geometría	M	M	M	A	A	M	M
		Huella palmar	M	A	A	M	A	M	M
		Venas	M	M	M	M	M	M	B
	Iris	A	A	A	M	A	B	B	
Oreja	M	M	A	M	M	A	M		
Rasgos de comportamiento	Firma	B	B	B	A	B	A	A	
	Voz	M	B	B	M	B	A	A	
	Dinámica de tecleo	B	B	B	M	B	M	M	
	Manera de caminar	M	B	B	A	B	A	M	

Cuadro 2.1: Comparativa entre las características de distintos rasgos biométricos. Los niveles cuantitativos se representan por: A → Alto, M → Medio y B → Bajo.

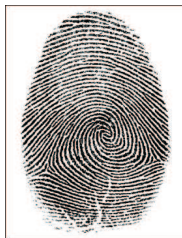
Ninguno de los rasgos biométricos conocidos en la actualidad reúne todas estas características simultáneamente (ver Cuadro 2.1) por lo que será interesante utilizar el rasgo que mejor cumpla los requisitos impuestos por la aplicación para el que va a ser utilizado. Por ejemplo, para una prueba forense será imprescindible que el rasgo biométrico tenga un alto grado de unicidad (p.ej. huella dactilar) mientras que para un control de accesos a una fábrica es preferible una aceptación alta por parte de los usuarios manteniendo un cierto nivel de rendimiento (p.ej. geometría de la mano).

## 2.2. Rasgos biométricos

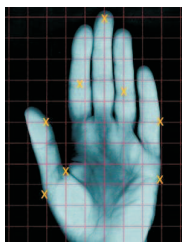
### 2.2.1. Fisiológicos



**Cara.** La cara es la primera zona del cuerpo humano en que nos fijamos las personas para reconocer a un individuo a simple vista. Se caracteriza por ser un rasgo que permite una adquisición no intrusiva ya sea de manera dinámica (p.ej. una secuencia de vídeo) o de manera estática (mediante una cámara de fotos). Existen dos formas de analizar imágenes de la cara: basándose en las dimensiones, posición y relaciones espaciales de los elementos principales de la cara (nariz, ojos, labios, etc.) o considerando la cara como una suma ponderada de caras canónicas, donde los pesos forman el vector de características. El principal inconveniente del reconocimiento de cara viene impuesto por la necesidad de adquirir la imagen con una pose fija de la cabeza del individuo y con un fondo relativamente uniforme.



**Huella dactilar.** La huella dactilar está formada por un patrón de crestas y valles en la superficie de la punta de los dedos, tanto en las manos como en los pies. Las huellas dactilares se forman durante el desarrollo fetal y, para un mismo individuo, son distintas en cada dedo. El gran atractivo de este rasgo biométrico es su alto grado de unicidad, pese a que no se ha demostrado que no existan dos personas diferentes con alguna huella idéntica. Debido a su gran precisión, el reconocimiento de huella dactilar está muy extendido tanto en aplicaciones comerciales como forenses.



**Geometría de la mano.** Consiste en realizar medidas geométricas que caractericen la mano de un individuo por su forma: longitud y anchuras de los dedos, longitud de la palma, perímetro, área, etc. La adquisición requiere que los dedos no estén en contacto unos con otros (p.ej. uso de topes para situar la mano o usuario cooperativo). Suele ser un rasgo robusto ante factores ambientales pero debido a que no tiene un alto grado de unicidad su uso queda limitado para poblaciones de tamaño bajo/medio.



**Huella palmar.** La huella palmar se define como la zona que va desde la base de los dedos hasta la muñeca. Esta zona de la mano contiene un patrón de crestas y valles así como un conjunto de líneas principales que permiten identificar a un usuario. El patrón de la huella palmar es similar al de la huella dactilar pero en un área mucho más grande por lo que se considera un rasgo muy distintivo. El sensor para capturar este rasgo debe ser de grandes dimensiones pero, para procesar algunas características (p.ej. líneas principales) con un escáner de baja resolución es suficiente por lo que el coste puede ser reducido.



**Venas de la mano.** Actualmente, mediante cámaras de visión infrarroja se pueden adquirir imágenes de las venas del dorso de las manos que resulta ser un rasgo de gran unicidad y con baja facilidad de imitación. Es por ello que actualmente se está invirtiendo mucho esfuerzo en desarrollar sistemas de reconocimiento biométrico basados en este rasgo. Debido a que el tamaño de las venas aumenta a medida que las personas crecemos, sólo se utiliza la forma del patrón de venas para el reconocimiento. Una buena representación de la forma del patrón de venas es mediante la extracción de su esqueleto.



**Iris.** El iris es la membrana coloreada y circular del ojo que se encuentra situada entre la pupila y la esclerótica. La compleja textura del iris se mantiene prácticamente invariante desde el segundo año de vida y aporta bastante información discriminante que puede ser utilizada para el reconocimiento de personas. Existen ciertas dificultades en la adquisición de la imagen debido al parpadeo, pestañas que tapan parcialmente el iris, etc. Mediante la adquisición en secuencia (se hacen varias capturas seguidas y se escoge la mejor imagen), puede mejorarse bastante la calidad de la muestra capturada.

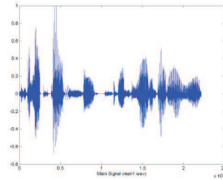


**Forma de la oreja.** Mediante la extracción de puntos característicos del borde de la oreja y de sus estructuras cartilaginosas. Es útil debido a que la oreja no cambia su forma con la expresión ni con el paso del tiempo y es menos sensible a cambios de iluminación que otros rasgos. Generalmente, el primer paso en la segmentación es la localización del agujero de la oreja para, después, poder extraer el resto de la oreja (p.ej. mediante contornos activos). Si el pelo ocluye parte de la oreja, la captura en la banda de infrarrojos puede ser una solución.

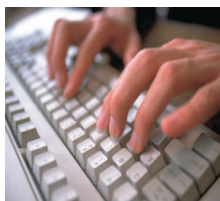
### 2.2.2. De comportamiento



**Firma.** El modo en que una persona realiza su firma es algo característico de dicho individuo. Pese a que la firma de una persona varía a corto y largo plazo, este rasgo biométrico ha sido tradicionalmente aceptado en el ámbito legal, transaccional, etc. como un método de autenticación. Hoy en día, con la proliferación de los dispositivos móviles tipo PDA, la firma online ha encontrado un escenario perfecto para su implantación.



**Voz.** Considerando la señal de voz como una consecuencia de articulaciones determinadas por el aparato fonador y por el control neuronal, la fuente de la información del locutor son básicamente las características físicas y estructurales del tracto vocal. No obstante, en la producción de voz también influyen muchos otros factores (estado de ánimo, resfriado, etc.) por lo que se convierte en un rasgo biométrico poco permanente. Puesto que su adquisición no requiere intrusión se ha convertido en un método de autenticación aceptado socialmente (p.ej. banca telefónica).



**Dinámica de tecleo.** Partiendo de la hipótesis de que cada persona tiene una manera característica de teclear, este rasgo conductual de baja unicidad permitiría identificar personas en poblaciones pequeñas. Además, puede ser combinado con otra característica biométrica (p.ej. huella dactilar) para proporcionar información complementaria, a lo largo de una sesión, sobre el usuario que está manejando el teclado.



**Manera de caminar.** La forma de andar y correr es distintiva de cada persona, produce tasas de acierto mucho menores que otros rasgos pero tiene la gran ventaja de que permite identificar personas a distancia. Por lo tanto, este rasgo tiene gran aplicación cuando deseamos identificar a un sujeto en una secuencia de vídeo (p.ej. grabación de una cámara de seguridad) y se carece de otro rasgo biométrico.

### 2.2.3. Soft Biometrics

Los rasgos Soft-Biometrics son aquellas características que proporcionan algún tipo de información sobre el individuo, pero que no son lo suficientemente distintivas y/o permanentes como para identificar personas de modo eficaz. Por ejemplo: altura, peso, color de ojos, sexo, raza, etc. Como se muestra en la Figura 2.2, la arquitectura de un sistema que integra soft-biometrics se divide en dos subsistemas: el sistema biométrico primario, que se basa en rasgos tradicionales (p.ej. iris, huella, geometría de la mano) y el sistema biométrico secundario, que utiliza rasgos soft-biometrics.

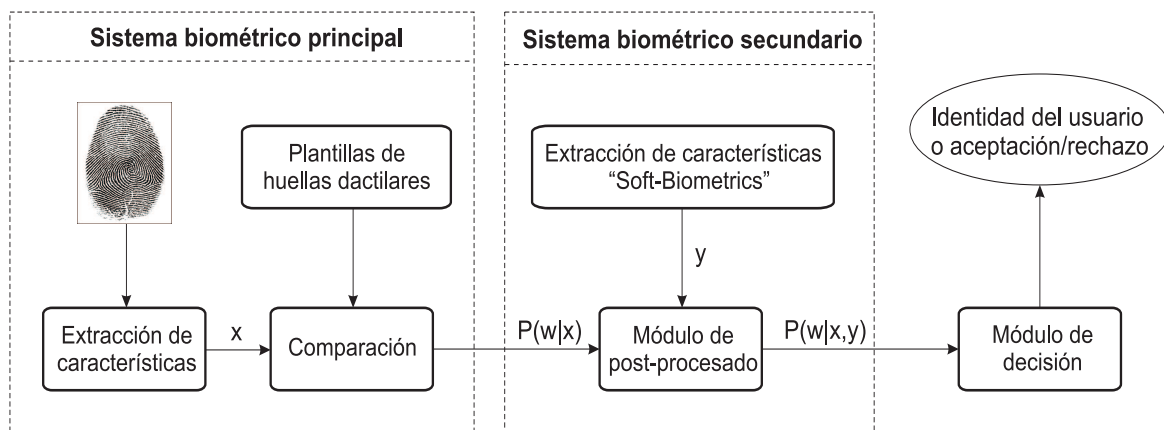


Figura 2.2: Integración de Soft-Biometrics en un sistema de reconocimiento de huella dactilar. Figura adaptada de [5].

En esta figura,  $x$  representa el vector de características extraído de la huella dactilar mientras que  $y$  representa el vector de características extraído del Soft-Biometric. La probabilidad de que el usuario de test sea  $w$ ,  $P(w|x)$ , se complementa con la información proporcionada por el vector de características del rasgo soft-biometric para entregar al módulo de decisión la probabilidad de que el usuario de test sea  $w$  dado  $x$  e  $y$ ,  $P(w|x,y)$ . Como es lógico, esta probabilidad conjunta será más robusta que la probabilidad  $P(w|x)$ .

## 2.3. Sistemas biométricos

Según el modo de operación de un sistema biométrico podemos distinguir entre sistemas que intentan determinar la identidad de un individuo (autenticación) y sistemas que comprueban si una persona es quien dice ser (verificación) [6].

### 2.3.1. Modos de funcionamiento

- Registro:** Es el primer paso antes de poder comenzar a utilizar el sistema biométrico. Consiste en crear una base de datos donde se almacenan las plantillas identificativas de cada usuario. Para ello es necesario que el usuario introduzca su identidad y presente su rasgo biométrico ante el sensor para poder capturarlo y procesarlo. Si sólo se adquiere una muestra, el vector de características extraído constituye la plantilla identificativa que se almacena. Opcionalmente, para aumentar la robustez del modelo, se captura el rasgo biométrico de un individuo múltiples veces y se guardan los vectores de características generados.
- Verificación:** En este modo de funcionamiento se intenta determinar si la identidad real del usuario corresponde con la identidad reclamada por el mismo. El usuario presenta su

rasgo biométrico e introduce su identidad en el sistema mediante una tarjeta o código. A continuación, se realiza una comparación “uno-a-uno” contra su propia plantilla almacenada en la base de datos para, finalmente, decidir si el usuario es quien dice ser.

- **Identificación:** Este modo de operación se da cuando el usuario no introduce un identificador y el sistema intenta determinar su identidad a partir de los modelos almacenados en la base de datos. La salida de un sistema de identificación puede ser determinista (el usuario si/no se encuentra en la base de datos) o puede ser una lista de candidatos ordenados de mayor a menor score. Puesto que el algoritmo de comparación debe realizar una comparación “uno-a-varios”, el coste computacional aumenta significativamente respecto al funcionamiento en modo verificación. Sin embargo, la identificación es necesaria en aplicaciones de reconocimiento negativo, donde el usuario no va a aportar información acerca de su identidad (p.ej. porque no desea ser reconocido), ya que la única forma de denegar el acceso a un usuario será comprobando que realmente no se encuentra en la base de datos. En el caso de reconocimiento positivo (el usuario sí desea ser reconocido), la identificación puede tener como finalidad que los usuarios no necesiten recordar sus claves o códigos. Cabe destacar que la identificación negativa sólo puede ser realizada mediante rasgos biométricos y no mediante métodos clásicos como llaves o contraseñas.

### 2.3.2. Arquitectura

El diagrama de bloques de un sistema biométrico genérico se muestra en la Figura 2.3.

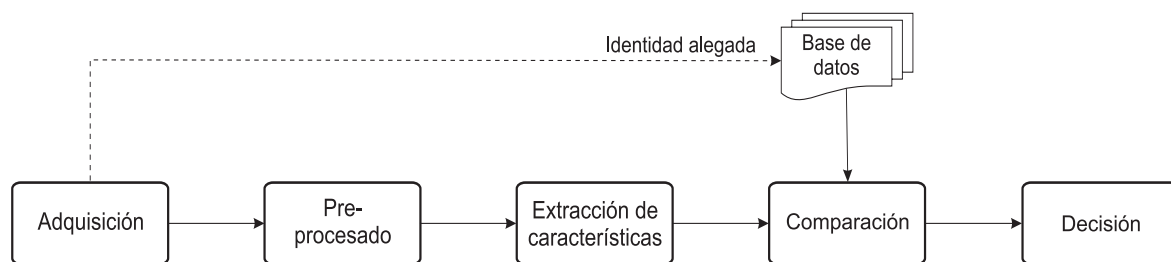


Figura 2.3: Arquitectura de un sistema biométrico genérico que puede funcionar en modo identificación/verificación.

- **Adquisición:** La etapa inicial del sistema está formada por un transductor (p.ej. escáner, micrófono, cámara de vídeo) que captura el rasgo biométrico presentado por el usuario y lo digitaliza. La calidad con que se capture y almacene el rasgo biométrico será determinante en el rendimiento final del sistema biométrico.
- **Preprocesado:** Conjunto de operaciones que se realizan sobre señal digital obtenida con el fin de acondicionarla (eliminar ruido, aumentar contraste, etc.) para facilitar el trabajo a las siguientes etapas del proceso.
- **Extracción de características:** De la señal preprocesada se extraen un conjunto de parámetros discriminantes que serán agrupados en lo que denominaremos vector de características.
- **Comparación:** Se calcula la similitud entre el vector de características extraído y uno o varios vectores de características almacenados en la base de datos. Si el funcionamiento es en modo verificación, la comparación se realiza contra el modelo del usuario reclamado (línea discontinua en la Fig. 2.3) y se genera una puntuación o “score”. En modo identificación, se compara el vector de características contra todos los usuarios de la base de datos y se obtiene un conjunto de scores (uno por cada usuario).

- **Decisión:** Los scores obtenidos son utilizados para decidir si el usuario es quien dice ser (verificación) o para proporcionar una lista con las identidades más probables (identificación). En ambos casos, si el score supera un cierto umbral se acepta al usuario como genuino.

### 2.3.3. Rendimiento

El rendimiento de un sistema biométrico puede verse afectado por la variabilidad existente entre los conjuntos de características extraídos de un mismo sujeto (variación intra-clase) y los extraídos de diferentes individuos (variación inter-clase). Para que un sistema biométrico funcione adecuadamente, es deseable que la variación intra-clase sea pequeña y la variación inter-clase lo mayor posible [6]. Un rasgo biométrico con alto grado discriminante (p.ej. huella dactilar) presentará una variación inter-clase muy alta pero, debido a factores extrínsecos (p.ej. suciedad en el sensor, iluminación variable), puede ocurrir que disminuya la variación inter-clase y, como consecuencia, que dos vectores de características correspondientes a personas diferentes alcancen un nivel de similitud (score) que supere el umbral de decisión  $\tau$ . Este caso, donde un usuario “impostor” es considerado como genuino se denomina falsa aceptación. También puede ocurrir lo contrario: debido a una alta variabilidad intra-clase, el score obtenido de la comparación de dos muestras del mismo usuario no llega a superar el umbral  $\tau$  y a un usuario genuino se le deniega el acceso (falso rechazo).

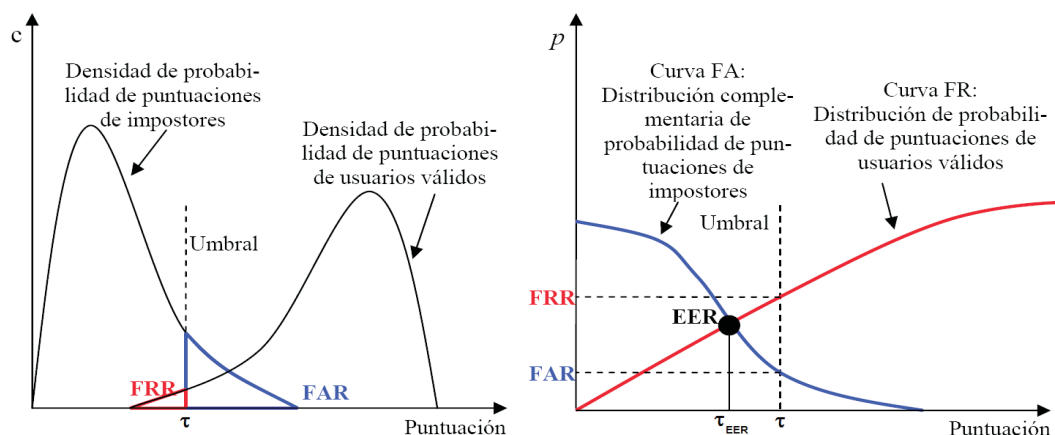


Figura 2.4: Ejemplos de densidades y distribuciones de probabilidad de usuarios e impostores.

En la Figura 2.4 se muestra una posible distribución de puntuaciones de usuarios e impostores en un sistema de reconocimiento biométrico. Como se puede observar, existe una región en la cual se solapan ambas distribuciones. Si se fija un umbral  $\tau$ , todas las puntuaciones, tanto de usuarios como de impostores cuyo valor sea superior a  $\tau$  serán interpretadas por el sistema como de usuarios registrados. Por lo tanto, el área bajo la curva de impostores que queda por encima del umbral es la probabilidad de que un impostor sea aceptado. Esta probabilidad es la tasa de falsa aceptación ( $FAR$  o False Acceptance Rate). La probabilidad de que un usuario registrado no sea aceptado es el área bajo la curva de usuarios válidos que queda por debajo del umbral, lo que se denomina la tasa de falso rechazo ( $FRR$  o False Rejection Rate). Ambos términos se pueden regular mediante la elección de  $\tau$  pero es imposible reducir el  $FRR$  y el  $FAR$  al mismo tiempo para un sistema de reconocimiento y conjunto de muestras biométricas dados. Existe un único umbral  $\tau_{EER}$  para el cual se cumple que  $FRR = FAR$ . El valor de  $FRR$  y  $FAR$  alcanzado en dicho punto se define como  $EER$  (Equal Error Rate) y a menudo es utilizado para comparar el rendimiento de varios sistemas biométricos sobre un conjunto dado de muestras.

Una alternativa gráfica para evaluar el rendimiento de un sistema biométrico es la curva DET

(Detection Error Tradeoff) [7]. En ella se dibuja la  $FRR$  frente a la  $FAR$  para distintos valores del umbral de decisión y luego se interpola entre estos puntos. Un ejemplo de curva DET se muestra en la Figura 2.5. Para un sistema dado, cuanto más cerca del origen esté la curva DET, más bajos serán los valores de  $FAR$  y  $FRR$  y, por lo tanto, mejor rendimiento tendrá el sistema.

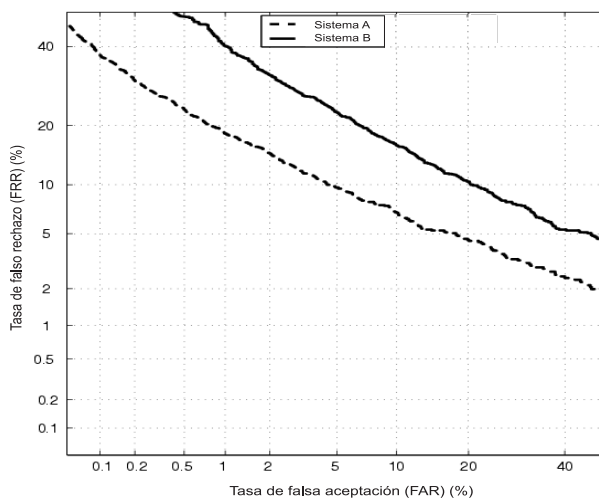


Figura 2.5: Ejemplo de curva DET (Detection Error Tradeoff).

#### 2.3.4. Calidad

La baja calidad en los datos es responsable de la mayoría de errores de correspondencia en los sistemas biométricos y puede ser la mayor debilidad de algunas implementaciones. El impacto de la información de baja calidad puede ser reducido de varios modos, muchos de los cuáles dependen de métodos efectivos para medir automáticamente la calidad de los datos [8]. Basándonos en la calidad medida, podemos invocar diferentes algoritmos de procesamiento, o podemos rechazar la señal adquirida. En este caso, deberemos tener definido un procedimiento excepcional para aquellos usuarios que sus muestras sean rechazadas por el algoritmo de medida de calidad. A continuación se describen tres procedimientos operativos para tratar con imágenes de baja calidad:

- **Readquisición:** Para mejorar la calidad de la muestra final capturada es posible adquirir tantas muestras como sean necesarias para satisfacer un criterio de validez. Sin embargo, un bucle de re-captura muy persistente puede incomodar al usuario por lo que una implementación típica es una política de “hasta tres intentos”. Esto depende de las especificaciones de la aplicación, donde puede ser obligatorio procesar la primera muestra adquirida sin tener en cuenta su calidad. Para evitar la readquisición, algunos sistemas escogen la mejor señal de un conjunto capturado mientras el usuario interactúa con el sensor.
- **Procesamiento basado en calidad:** Los algoritmos de medida de calidad pueden ser utilizados para adaptar los procesos del sistema adecuadamente. En la fase de pre-procesado, un sistema de identificación detecta la calidad e intenta mejorar la imagen y extraer características más robustas al tipo de degradación que está sufriendo la señal biométrica. Dependiendo de la calidad de las plantillas adquiridas, se pueden usar diferentes algoritmos de similitud o ajustar el umbral de decisión para dar más importancia a las características de alta calidad.
- **Intervención humana:** La última opción para sistemas que no incorporan procesamiento basado en calidad es recurrir a la intervención humana para realizar un proceso alternativo de reconocimiento.



En este trabajo, sólo distinguiremos entre imágenes de alta calidad o baja calidad, descartando las últimas.

Como se verá en los experimentos, siempre existe un compromiso entre la tasa de error del sistema y el número de muestras rechazadas. Si se desea reducir el  $ERR$ , deberemos ser muy restrictivos en la calidad de las imágenes y, por lo tanto, descartar un gran número de muestras. Dependiendo de la aplicación, la principal restricción podría ser minimizar el  $ERR$ , la tasa de rechazo de usuarios o mantener un equilibrio entre estas dos variables. Por ejemplo, en una aplicación de baja seguridad, puede ser tolerado un error grande por lo que podemos reducir la tasa de rechazo de usuarios con el fin de minimizar las molestias al usuario.



# 3

## Sistemas basados en geometría de la mano

### 3.1. Introducción

---

La utilización de la mano humana en la identificación de personas ha dado lugar a varias técnicas biométricas diferentes, entre las que se encuentra el análisis basado en la geometría de la mano. La mano está compuesta de muchos músculos, huesos y ligamentos diferentes que le dan una forma determinada para cada individuo (ver Figura 3.1).

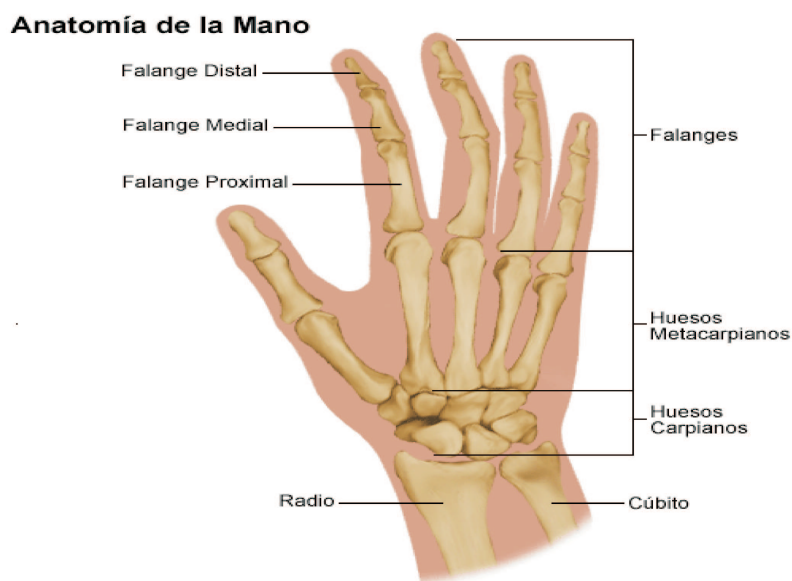


Figura 3.1: Anatomía de la mano.

Una vez que las personas terminan su desarrollo, la forma de la mano permanece casi invariante a medio plazo. Además, debido a que sólo se necesita procesar el contorno de la imagen, se pueden utilizar dispositivos de adquisición de baja resolución. Los principales problemas de adquisición de este rasgo son los artefactos que pueden estar presentes en la mano como, por ejemplo, anillos y uñas postizas. Los daños producidos se pueden minimizar con procesamiento adicional, ya sea mediante operaciones morfológicas sobre la imagen binaria o mediante segmentación basada en color sobre la imagen original.

Este capítulo no pretende hacer una revisión exhaustiva del estado del arte en sistemas

biométricos de geometría de la mano sino agrupar las diferentes arquitecturas en las que nos hemos basado para desarrollar nuestro propio sistema de autenticación.

En la primera parte del capítulo se hace una pequeña introducción a la historia de la geometría de la mano como medio de identificación. Posteriormente, se explican los fundamentos de los algoritmos propuestos en la literatura para cada etapa del sistema: adquisición, pre-procesado, extracción de características y comparación. Finalmente, se hace una comparativa entre el rendimiento de los distintos sistemas estudiados que han inspirado nuestro desarrollo. En concreto, dichos sistemas aparecen referenciados en el Cuadro 3.2.

## 3.2. Historia, nacimiento y evolución

---

La geometría de la mano es una tecnología de autenticación con una larga historia de uso. Las antiguas pinturas de la Caverna Chauvet han sido fechadas en 31.000 años de antigüedad. Se dice que las huellas de la palma de la mano presentes en estas pinturas era el modo de firmar que tenían los artistas. Este es, quizás, el primer uso de la geometría de la mano como medio de identificación [9].

Más recientemente, en Julio de 1858, un hombre de negocios llamado Sir William Herschel imprimió su huella palmar en un contrato a modo de sello personal. Empezó entonces la primera captura sistemática de imágenes de la mano y de los dedos para tareas de identificación.

El primer sistema comercial basado en geometría de la mano apareció a principios de 1970 bajo la denominación *Identimat*. Estaba formado por un escáner que utilizaba una fuente de luz de 1000 vatios para activar, mecánicamente, células fotovoltaicas que medían la forma de la mano y la longitud de los dedos. El *Identimat* dejó de producirse en 1987 pero sentó las bases para los futuros sistemas de identificación biométrica basados en geometría de la mano.

En 1996, se usó el reconocimiento mediante geometría de la mano en los juegos olímpicos de Atlanta para el control de accesos a la Villa Olímpica, registrándose 65.000 personas y procesándose más de 1 millón de transacciones en un período de 28 días.

Desde entonces, se han desarrollado e instalado numerosos sistemas de identificación/verificación basados en geometría de la mano en aeropuertos, fábricas, oficinas, etc.

## 3.3. Adquisición de las imágenes de mano

---

La captura de las imágenes de mano se realiza, generalmente, mediante una cámara óptica estándar o un escáner. En ambos casos, para el posicionamiento de la mano del usuario, existen sistemas que incorporan varios topes para facilitar la colocación correcta de los dedos así como sistemas sin topes que permiten la colocación arbitraria de la mano. En las Figuras 3.2 y 3.3 se muestran ejemplos de adquisición con cámara digital sobre una plataforma con topes y sin topes, respectivamente. Es interesante ver como, en el sistema de la Fig 3.3 se utiliza una superficie retroiluminada para aumentar el contraste entre la mano y el fondo. Por otro lado, en la Fig. 3.4 aparecen dos ejemplos de adquisición mediante escáner con/sin topes.

## 3.4. Pre-procesado

---

El objetivo más común del pre-procesado es obtener, a partir de la imagen adquirida, el contorno de la mano con un píxel de anchura [11]. Para ello se llevan a cabo una serie de procesos que se explican a continuación.

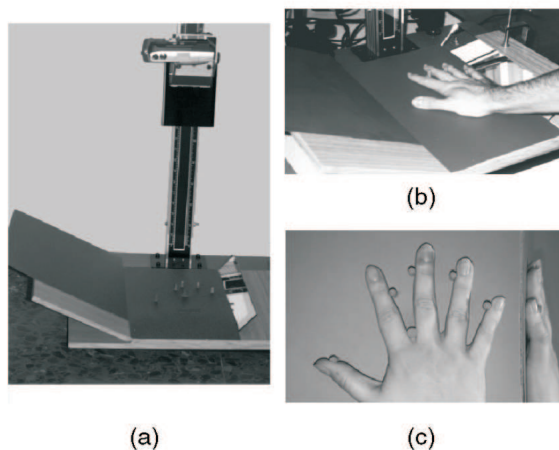


Figura 3.2: Sistema de adquisición de imágenes de mano mediante cámara. (a) Plataforma y cámara. (b) Colocación de la mano del usuario. Los topes fijan el emplazamiento de los dedos. (c) Fotografía capturada.

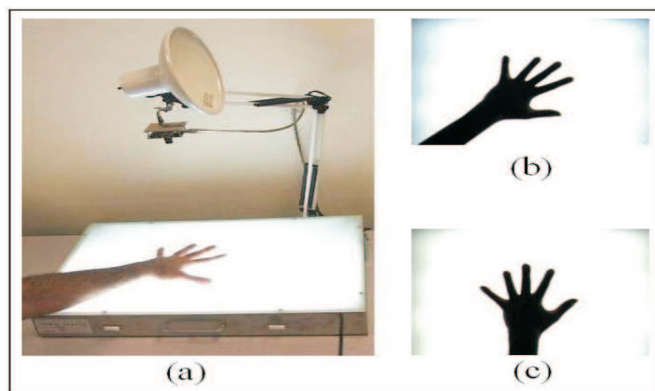


Figura 3.3: Sistema de adquisición de imágenes de mano mediante cámara y sin topes [10]. (a) Sistema de adquisición. (b,c) Imágenes de la misma mano adquiridas por el sistema.



Figura 3.4: Sistemas de adquisición basados en escáner. (a) Sistema comercial con topes de posicionamiento. (b) Adquisición con un escáner de sobremesa libre de topes.

### 3.4.1. Binarización

El primer paso de preprocesado suele ser convertir la imagen, ya sea en escala de grises o en color, a una imagen binaria (en blanco y negro) donde los píxeles correspondientes a la mano tengan valor 1 (blanco) y el resto valor 0 (negro). Casi en la totalidad de los trabajos referenciados la binarización se realiza por medio de umbralización con el método de Otsu. Si no se realiza post-procesado alguno, la imagen resultante suele presentar agujeros en el interior de la mano y puntos blancos aislados en el fondo, debidos al ruido. Además, en presencia de anillos, puede ocurrir que algún dedo quede seccionado, como se observa en la Figura 3.5(a).

### 3.4.2. Algoritmo de corrección de efectos producidos por anillos

En [12] se propone un método para corregir los efectos producidos por la presencia de anillos en los dedos de la mano. En concreto, puede ocurrir que un dedo quede seccionado totalmente o parcialmente. En el primero de los casos, se puede detectar un dedo separado de la mano analizando el tamaño de las componentes conexas presentes en la imagen. Para reconectar el dedo a la mano basta con prolongar sus lados mediante líneas rectas paralelas al eje principal del dedo y, a continuación, rellenar el hueco que queda (ver Fig. 3.5(c)).

En el segundo caso, la presencia de un dedo parcialmente seccionado puede detectarse monitorizando la distancia del contorno al eje principal del dedo. Cualquier mínimo local, a la izquierda o derecha del dedo, que exceda un determinado umbral se considera como una cavidad producida por un anillo. La reparación de este efecto se realiza de igual modo que para un dedo totalmente seccionado (ver Fig. 3.5(b,c)).

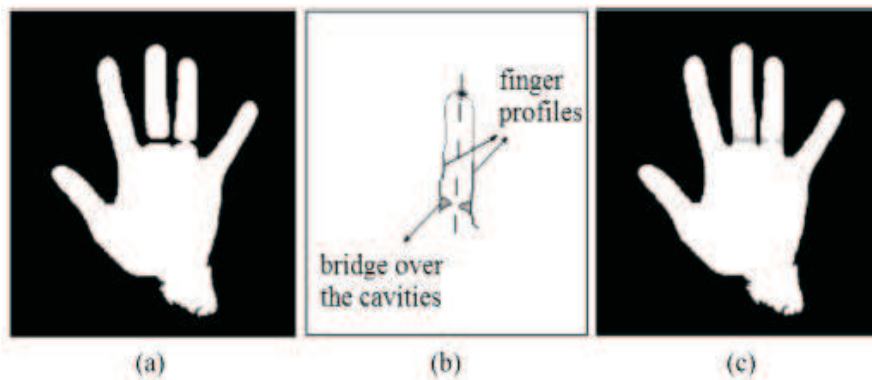


Figura 3.5: (a) Imagen con el dedo corazón seccionado y el dedo anular deformado debido a anillos. (b) Detalle de la deformación del dedo anular. (c) Imagen obtenida tras el algoritmo de eliminación de anillos. Imagen extraída de [12].

### 3.4.3. Normalización de la mano

La normalización de las imágenes de mano es una etapa opcional que incluye la rotación y traslación de la mano completa así como la re-orientación individual de los dedos. En la Figura 3.6 se muestran dos contornos de imágenes del mismo usuario tomadas en dos sesiones diferentes. La rotación de la mano se realiza en la dirección del mayor autovalor de la matriz de inercia, que se corresponde con la dirección principal.

En la Figura 3.7 se muestra el proceso de rotación de los dedos de la mano. Primero, se separa cada dedo de la mano trazando un segmento desde la punta del dedo hasta el valle más cercano. A continuación, se mueve este segmento, como si se tratase de un péndulo, hasta que intersecciona con el lado opuesto del dedo. Con los dedos separados de la mano, el siguiente paso es rotar cada uno de ellos hasta el ángulo correspondiente.

Para la rotación de cada dedo, se calcula su eje principal a partir de su matriz de inercia para poder extraer su ángulo de orientación  $\theta$ . A continuación, desde los pivotes mostrados en la Fig. 3.7 se rota cada dedo  $i$  un ángulo  $\Delta\theta_i = \theta_i - \psi_i$ , donde  $\psi_i$  es el ángulo objetivo de cada dedo. Los ángulos objetivo se calculan sobre una mano que tiene orientados los dedos adecuadamente.

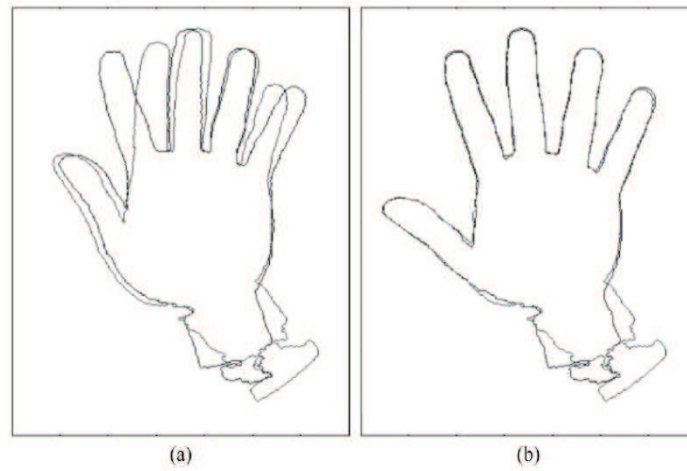


Figura 3.6: Dos contornos superpuestos de la mano del mismo individuo: (a) Rotación y traslación de la mano. (b) Alineación de los dedos tras la orientación de la mano. Imagen extraída de [12].

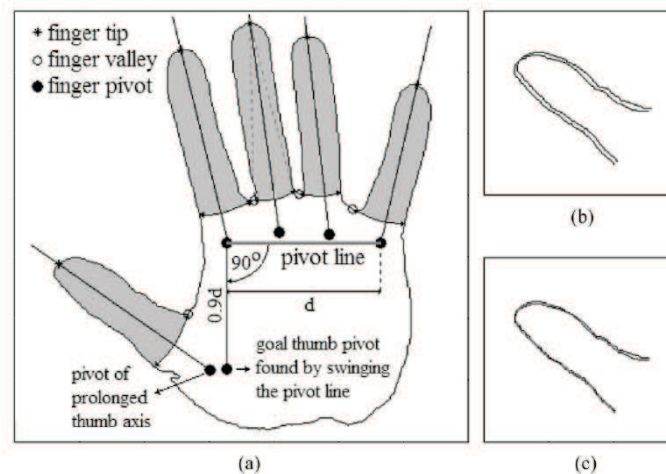


Figura 3.7: (a) Dedos separados de la mano mediante el corte tipo péndulo (b) Pulgares de la misma persona superpuestos tras la rotación de la mano. (c) Pulgares de la misma persona superpuestos tras la rotación de la mano y la traslación de los dedos. Imagen extraída de [12].

#### 3.4.4. Recorte de la muñeca

Los contornos de la mano obtenidos tras la segmentación presentan irregularidades en la zona de la muñeca, debidos a la manga de la camisa o al diferente posicionamiento del brazo en el sistema de adquisición. Es deseable eliminar la zona inferior de la muñeca para facilitar el procesado de la imagen y mejorar el rendimiento del sistema. En la Fig. 3.8 se muestran varias técnicas para recortar la muñeca.

La espiral de Euler es un algoritmo de completación de contornos que se utiliza cuando algunas partes de éste no están visibles, por ejemplo, debido a oclusión. En el ejemplo mostrado en la Fig. 3.8(b) se utilizan los puntos situados a 1,5 veces la longitud del pulgar y del meñique de las puntas de dichos dedos para aplicar la espiral de Euler. La técnica presentada en la Fig. 3.8(c)

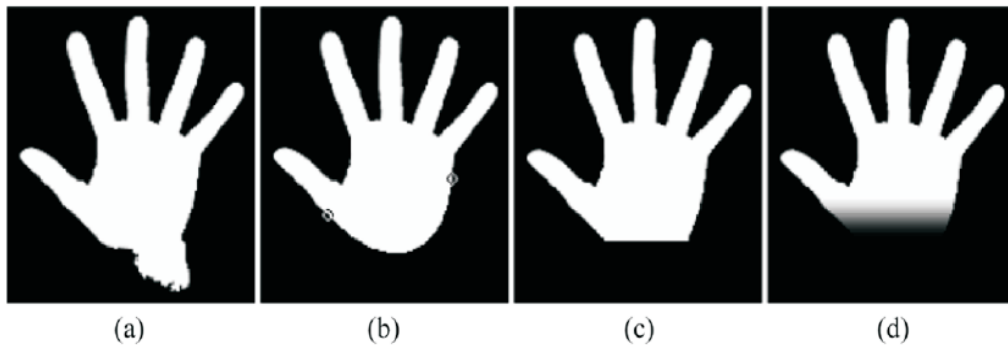


Figura 3.8: (a) Imagen binaria normalizada, (b) muñeca recortada mediante la espiral de Euler, (c) muñeca recortada con un corte de guillotina, (d) muñeca recortada con un corte de guillotina más la aplicación de una función coseno. Imagen extraída de [12].

simplemente une los dos lados de la mano con un segmento horizontal. Esta técnica es la más sencilla de todas y proporciona unos resultados similares a las otras dos alternativas.

### 3.4.5. Obtención del contorno de la mano

La imagen binaria procesada tiene dos componentes: la mano (píxeles con valor 1) y el fondo (píxeles con valor 0). Por tanto, una sencilla forma de extracción del contorno de la mano se basa en comprobar, para cada píxel  $p_i$  de la mano ( $p_i = 1$ ), la condición:

$$0 < \sum_{k=1}^8 v_{p_i}[k] < 8 \quad (3.1)$$

donde  $v_{p_i}$  es cada uno de los 8 vecinos que tiene un píxel  $p_i$  en una imagen. Los únicos dos casos en que no se cumple la ecuación 3.1 es cuando la suma de los vecinos de un píxel es 0 u 8. El primer caso corresponde a un píxel con valor 1 rodeado de píxeles con valor 0, es decir, un píxel blanco solitario en el fondo de la imagen. En el segundo caso se trata de un píxel con valor 1 rodeado de píxeles con valor 1, es decir, un píxel del interior de la mano. Excepto estos dos casos, en el resto de ocasiones que se cumpla la ecuación 3.1 podremos afirmar que el píxel actual es un píxel del contorno de la mano. En la Fig. 3.9 aparece un ejemplo de aplicación de este método.

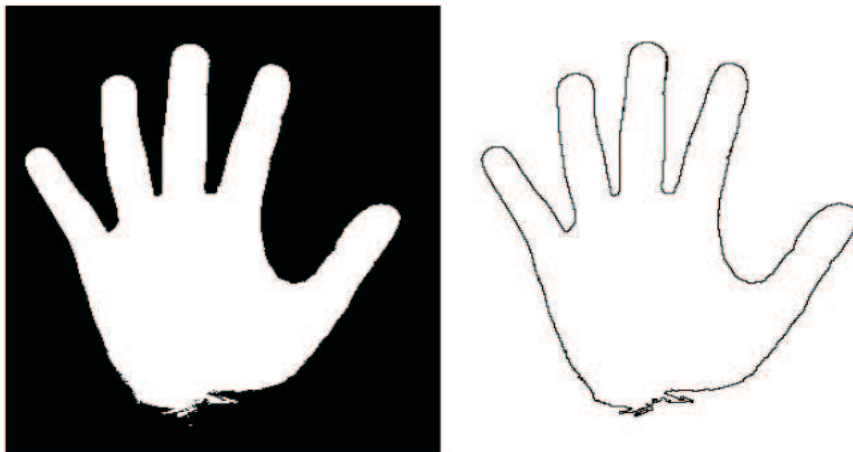


Figura 3.9: Obtención del contorno a partir de la imagen binarizada.



### 3.5. Extracción de características

Una vez se obtiene la silueta de la mano del usuario, todos los sistemas estudiados en este proyecto coinciden en el siguiente paso: localización de puntos característicos en la silueta. Los más característicos son las terminaciones de los dedos o puntas y los valles. Estos puntos permiten separar cada dedo y son fundamentales a la hora de realizar la extracción de características geométricas. Posteriormente, en función del sistema, se realizará la caracterización geométrica de la mano de dos maneras: analizando su silueta de manera global o mediante medidas geométricas de elementos particulares (p.ej. dedos).

#### 3.5.1. Localización de puntos característicos del contorno

En [13] se estudian tres técnicas diferentes para su localización. La primera, denominada técnica de distancia radial, se basa en calcular la distancia radial de cada punto de la silueta respecto a un punto de referencia del contorno, localizado cerca de la muñeca o del interior de la palma (ver Figura 3.10). En la función unidimensional presentada, los puntos situados a mayor distancia se considerarán puntas y los situados a menor distancia valles.

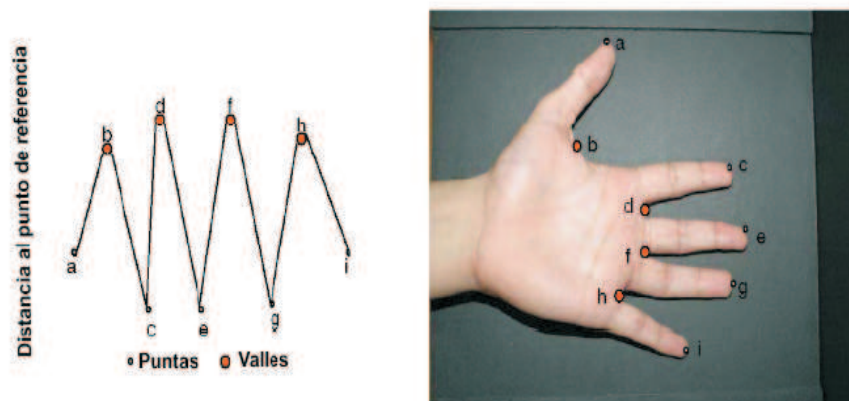


Figura 3.10: Localización de puntas y valles. Imagen extraída de [13].

La segunda técnica se basa en calcular el gradiente del contorno de la mano y buscar las zonas con mayor índice de curvatura. A continuación, se escogen las nueve agrupaciones de píxeles con mayor índice de curvatura y sus centroides se interpretan como las puntas y los valles.

Inspirándose en ambos métodos, en [13] se propone una alternativa. Los métodos basados en distancias respecto a un punto de referencia y gradiente se ven muy influenciados por el cambio de pose de la mano. La localización del punto de referencia se convierte en una tarea clave, una desviación de este punto cambiaría sustancialmente los resultados. Por ello se propone hacer una primera aproximación de los puntos utilizando la técnica basada en el gradiente para a continuación refinarla. El algoritmo consta de los siguientes pasos:

1. Cálculo del gradiente promedio del contorno.
2. Utilizando la punta del dedo pulgar y dedo índice como referencias, se calcula la distancia radial del contorno empezando desde la punta del dedo pulgar. Los puntos con distancia máxima se etiquetan como valles.
3. Re-estimación de las puntas a partir de los valles obtenidos en el paso 2.
4. Repetir el proceso para el dedo siguiente, hasta que la punta del dedo meñique haya sido re-estimada.

### 3.5.2. Características utilizadas

El siguiente paso es la elección de las características geométricas que se van a extraer de la mano. En este aspecto es en el que más se diferencian los distintos sistemas basados en geometría de la mano.

El sistema propuesto por Jain et al. [14] extrae, para cada usuario, 16 características geométricas de la mano. En concreto, se extraen medidas de anchos y largos de los dedos, como se observa en la Figura 3.11. Para obtener medidas del grosor del dedo índice se utiliza un espejo inclinado situado en la base de la superficie de colocación de la mano.

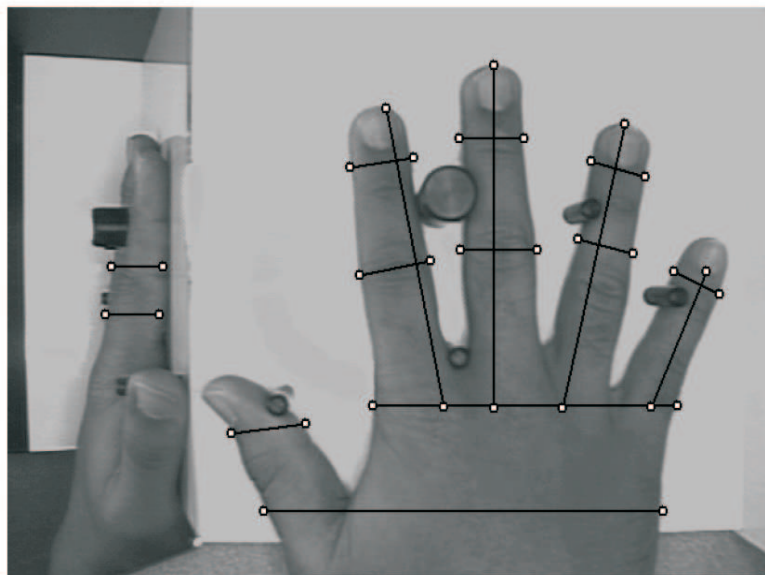


Figura 3.11: 16 características geométricas de la mano utilizadas en [14].

En la Figura 3.12 se muestran las 17 características geométricas de cada mano extraídas por el algoritmo de Golfarelli [15]. En concreto, extrae medidas de anchos y largos de los dedos, ancho de la palma de la mano y un radio obtenido de la circunferencia formada a partir de los bordes de la palma de la mano. Como principales diferencias frente al sistema de Jain et al. [14], en el sistema de Golfarelli no se utiliza ningún ancho del dedo pulgar y se añade una circunferencia para caracterizar el ancho de la palma de la mano.

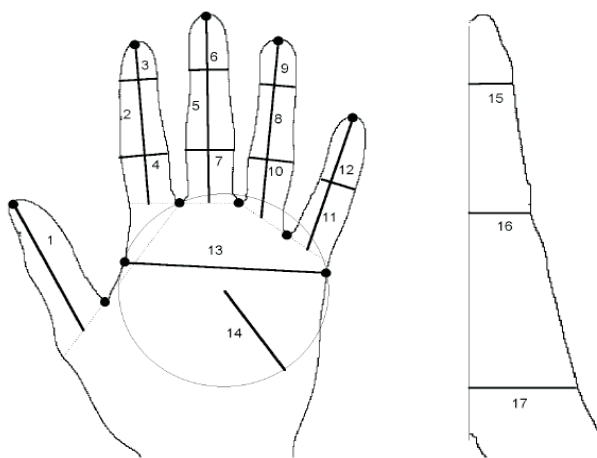


Figura 3.12: Características utilizadas en [15].

En [16], R. Sanchez-Reillo et al. añade a las medidas de longitud y ancho, medidas de ángulos entre puntos característicos y desviación entre la punta del dedo y el valle que lo precede, como

se muestra en la Figura 3.13. En total se extraen 31 características geométricas de la mano: 21 anchos, 3 longitudes, 4 desviaciones y 3 ángulos. Este conjunto, prácticamente dobla el número de características de sus predecesores. Se puede observar como, en este caso, se desecha por completo la información correspondiente al pulgar debido a la alta variabilidad que ofrece este dedo según el posicionamiento de la mano.

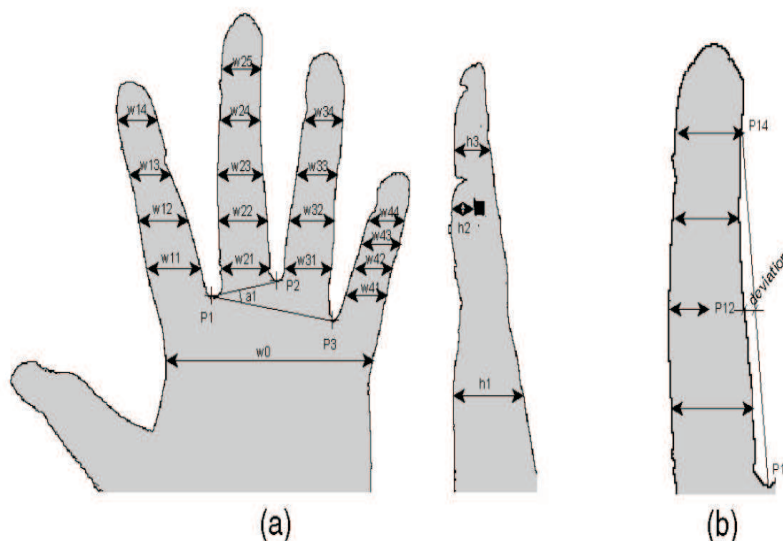


Figura 3.13: Conjunto de medidas realizadas sobre los dedos de la mano, incluyendo longitud, anchura, grosor, ángulo y desviación. Imagen extraída de [16].

En [11] se presenta un conjunto de medidas geométricas donde únicamente se utiliza información relacionada con la anchura y longitud de los dedos. En la Figura 3.14 se muestra el conjunto de características propuesto. Se puede observar que no se considera la información del pulgar, por su inestabilidad. Para cada uno de los dedos, se obtiene su longitud y se calcula su anchura media a partir de 20 medidas.

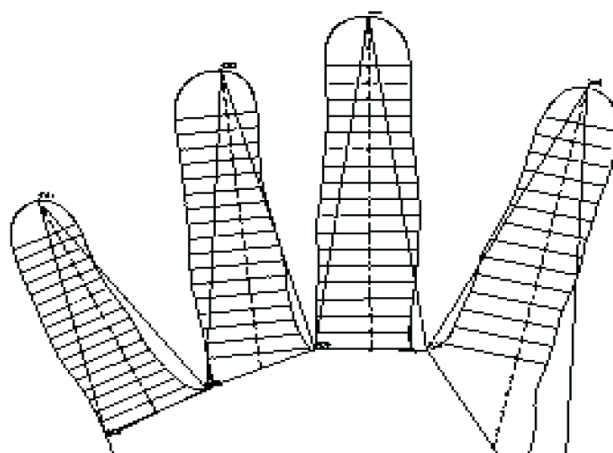


Figura 3.14: Medidas geométricas utilizadas como características en [11].

En [17] la principal diferencia respecto a lo visto hasta ahora es el uso de transformaciones para reducir el espacio de características. Se parametriza cada imagen de la mano según los siguientes criterios:

- **Características geométricas:** 10 características. 5 longitudes de los dedos, 3 distancias asociadas a puntos característicos, área y perímetro (ver Fig. 3.15(izq.))

- **Contorno de la mano:** El contorno se caracteriza como el módulo de la distancia entre cada punto de la silueta y un punto de origen (ver Fig. 3.15(der.))

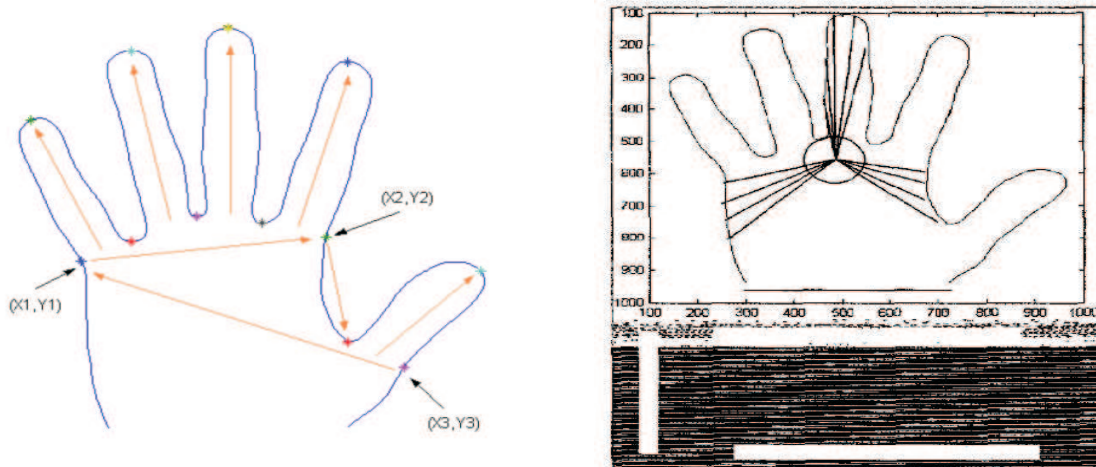


Figura 3.15: Características geométricas y del contorno de la mano. Imagen extraída de [17].

Jiang [13] en su sistema sin contacto introduce algunas nuevas características, mostradas en la Fig. 3.16. Al no existir contacto, los anchos de los dedos se vuelven más inestables, dependen en gran medida de la pose. Jiang utiliza los largos de los dedos, la distancia entre los valles y el comienzo de la muñeca y diferentes medidas que caracterizan la geometría de la palma de la mano.

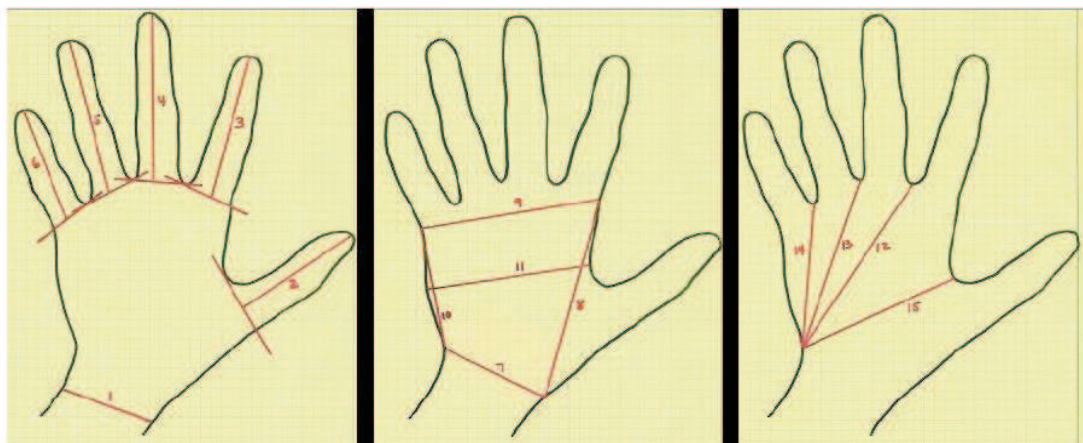


Figura 3.16: Características introducidas por Jiang en [13].

### 3.6. Métodos de comparación

Los vectores de características obtenidos entran en un proceso de comparación para determinar a qué usuario corresponde una determinada muestra. La comparación se realiza entre el vector de características de la imagen de entrada y los vectores de características almacenados en la base de datos, también denominados plantillas de usuario. A continuación se explican los diferentes métodos de comparación más comunes en los sistemas estudiados.

### 3.6.1. Distancia Euclídea

$$d(x_i, t_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^L (x_i - t_i)^2} \quad (3.2)$$

donde  $L$  es la longitud de los vectores de características,  $x_i$  la componente  $i$ -ésima del vector de características, y  $t_i$  la componente  $i$ -ésima de la plantilla almacenada.

### 3.6.2. Distancia de Mahalanobis

La distancia de Mahalanobis es una medida de distancia basada en la correlación entre vectores. Dados dos vectores de características  $\vec{x}$  e  $\vec{y}$ , la distancia de Mahalanobis entre ellos se define como:

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y})^T S^{-1} (\vec{x} - \vec{y})} \quad (3.3)$$

donde  $S$  es la matriz de covarianza entre ambos vectores. Si la matriz de covarianza es la matriz identidad, la distancia de Mahalanobis se convierte en la distancia Euclídea.

### 3.6.3. Distancia Hamming

Esta distancia no mide la diferencia entre las componentes de los vectores de características, sino el número de componentes que difieren en valor. Puesto que, para un usuario dado, lo normal es que los vectores de características correspondientes a diferentes muestras sean distintos, esta norma no se aplica exáctamente como se ha explicado sino que se permite una cierta tolerancia. Es decir, una componente  $x_i$  se considera igual a otra componente  $t_i$  si  $t_i^m - t_i^v < x_i < t_i^m + t_i^v$ , donde  $t_i^m$  es la media de la componente  $i$ -ésima de la plantilla y  $t_i^v$  es la desviación estándar. La distancia de Hamming se formula mediante la siguiente ecuación:

$$d(x_i, t_i^m) = \# \left\{ i \in \{1, \dots, L\} / |x_i - t_i^m| > t_i^v \right\} \quad (3.4)$$

donde  $L$  es la longitud de los vectores de características y  $x_i$  es la componente  $i$ -ésima del vector de características.

### 3.6.4. Distancia de Chebyshev

La distancia de Chebyshev también conocida como métrica máxima es una medida de distancia definida en un espacio vectorial donde la distancia entre dos vectores se define como la mayor de sus diferencias en cualquiera de sus dimensiones:

$$d(x_i, t_i) = \max_i (|x_i - t_i|) \quad (3.5)$$

### 3.6.5. Modelos de Mezclas de Gaussianas (GMMs)

Ésta técnica se basa en modelar los patrones con un determinado número de distribuciones Gaussianas, dando la probabilidad de la muestra de pertenecer a esa clase. La probabilidad de que un vector de características  $\vec{x}$  pertenezca a un usuario  $u$  es:

$$p(\vec{x}/u) = \sum_{i=1}^M \frac{c_i}{(2\pi)^{L/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\vec{x} - \vec{\mu}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_i) \right\} \quad (3.6)$$

donde  $c_i$  son los pesos de cada uno de los modelos Gaussianos,  $\mu_i$  el vector medio de cada modelo,  $\Sigma_i$  la matriz de covarianza de cada modelo,  $M$  el número de modelos y  $L$  la longitud de los vectores de características.

El GMM requiere un entrenamiento previo, obteniéndose un GMM para cada usuario. La plantilla para cada usuario está formada por los valores finales de  $c_i$ ,  $\mu_i$ ,  $\Sigma_i$  y  $M$ , lo que incrementa notablemente el tamaño de dicha plantilla.

### 3.7. Comparativa de métodos

En el Cuadro 3.1 se resumen las características y los métodos de comparación utilizados en varios sistemas destacados de la literatura.

Cuadro 3.1: Características de algunos algoritmos de reconocimiento basados en geometría de la mano.

Algoritmo	Conjunto de características	Método de clasificación
Oden et al. [18]	16 características: medidas geométricas y polinomios implícitos invariantes de los dedos	Distancia de Mahalanobis
Sanchez-Reillo et al. [16]	25 características geométricas incluyendo grosor de los dedos y la palma	Modelo de mezcla de Gaussianas
Duta-Jain [19]	Información del contorno de la mano	Distancia media de los contornos
Ross [14]	16 características geométricas incluyendo longitud, altura y grosor de los dedos y la palma	Distancia Euclídea y de Mahalanobis
Bulatov et al. [20]	30 características geométricas incluyendo longitud y altura de los dedos y la palma	Métrica de Chebyshev entre vectores de características
Kumar [21]	160 características combinadas, 16 procedentes de la geometría de la mano y las 144 restantes de imágenes de la palma	Medidas de similitud basadas en correlación
Yoruk et al. [12]	Dos métodos: Información del contorno y componentes independientes de la silueta de la mano	Distancia de Hausdorff modificada y distancia Euclídea

Por otra parte, la comparación del rendimiento entre los diferentes sistemas de reconocimiento basados en geometría no es una tarea fácil debido a que cada resultado publicado está basado en un conjunto de datos distinto. Factores como el tamaño de la base de datos y la demografía de la población, la calidad de las imágenes, las restricciones en cuanto al posicionamiento de la mano, el dispositivo de captura, etc. impiden que se puedan comparar directamente las tasas de reconocimiento de los diferentes sistemas. Por ello, hemos creado una tabla en donde se resumen, para varios sistemas, las condiciones experimentales que han llevado a la consecución de cada resultado individual (ver Cuadro 3.2).

Cuadro 3.2: Comparación del rendimiento de una selección de sistemas basados en geometría de la mano.

Referencia	Año	Usuarios	Topes	Características	FAR	FRR	EER
[14]	1999	50	Sí	Geométricas	2%	14%	
[19]	1999	53	Sí	Contorno	2%	3,5%	
[22]	2000	20	Sí	Geométricas			4,9%
[23]	2001	28	No	Contorno	1%	1%	1%
[21]	2003	100	No	Geométricas	2%	22%	
[24]	2004	51	Sí	Contorno			0%
[20]	2004	70	No	Geométricas	1%	3%	
[25]	2005	80	No	Contorno	0,8%	3,8%	
[10]	2006	40	No	Contorno	1%	2,42%	2%
[12]	2006	458	No	Contorno	0,1%	3,9%	







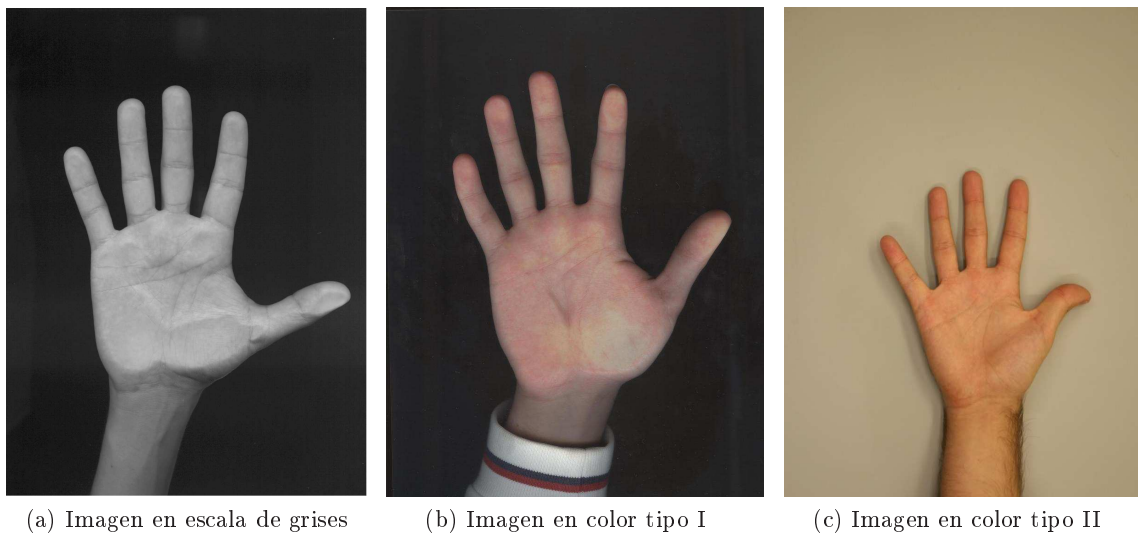


Figura 4.2: Ejemplos de los tres tipos de imágenes utilizadas.

Si observamos la Fig. 4.2 de izquierda a derecha nos encontramos una imagen en escala de grises procedente de la base de datos de desarrollo, una imagen en color de la base de datos BiosecurID y, por último, una imagen en color extraída de la base de datos Biosecure. Definimos las imágenes en color tipo I como imágenes en color que presentan un fondo oscuro y uniforme mientras que las de tipo II son aquellas en las que el fondo es claro y no uniforme (p.ej. presentan sombras). La etapa de segmentación deberá adaptarse al tipo de imagen con que trabajemos para poder separar la mano del fondo, adecuadamente, en cada caso.

Como se puede observar en la Fig. 4.2, las tres imágenes mostradas corresponden a manos derechas. Debido a que la base de datos con la que hemos desarrollado el sistema (ver Sect. 5.1) sólo contiene imágenes de la mano derecha de los usuarios, hemos decidido trabajar sólo con manos derechas para simplificar el diseño del sistema. La extensión de los métodos desarrollados para manos izquierdas es directa.

## 4.2. Segmentación

La etapa de segmentación se encarga de separar el frente de la imagen del fondo de la misma. En el caso de segmentación de imágenes de mano, denominaremos frente a la mano y fondo a todo aquello que no sea parte de la mano. Podemos dividir la segmentación en dos tareas:

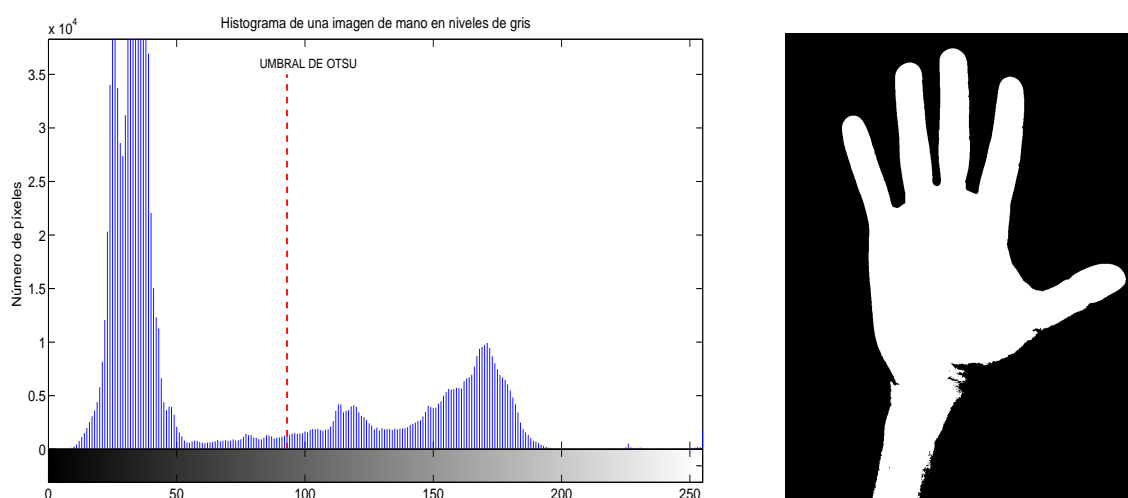
- **Binarización:** La imagen de entrada, en escala de grises o en color, se convierte a una imagen binaria.
- **Pre-procesado:** A la imagen binaria se le aplican ciertas operaciones para eliminar elementos no deseados (p.ej. ruido) y mejorar los elementos que queremos mantener (p.ej. suavizado de la mano).

### 4.2.1. Binarización

El primer paso de la etapa de segmentación consiste en transformar la imagen de entrada en una imagen binaria donde los píxeles de la mano tomen valor 1 y los píxeles del fondo tomen valor

0. Dependiendo del tipo de imagen que tengamos a la entrada, aplicaremos diferentes técnicas para la binarización:

**Imágenes en escala de grises:** Un píxel de la imagen puede tomar cualquier valor en el rango  $[0, 255]$ , donde valores bajos corresponden a niveles de gris oscuros y valores altos a niveles de gris claros. Tal y como se observa en la Fig. 4.2(a), el fondo de la imagen es oscuro por lo que sus niveles de gris suelen estar contenidos en el rango  $[0 - 64]$  aproximadamente. En cambio, la mano suele tomar valores en la mitad superior del rango. Debido a que el histograma de este tipo de imágenes presentan un carácter bimodal (ver Fig. 4.3(a)), para binarizarlas se utiliza el método de Otsu [26]: una técnica de selección automática de umbral que garantiza máxima separación entre las clases principales (objetos y fondo) presentes en un histograma de niveles de gris con carácter bimodal. La imagen binarizada (ver Fig. 4.3(b)) estará compuesta por píxeles con valor 1 (píxeles cuyo nivel de gris supera el umbral) y píxeles con valor 0 (píxeles cuyo nivel de gris es menor que el umbral).



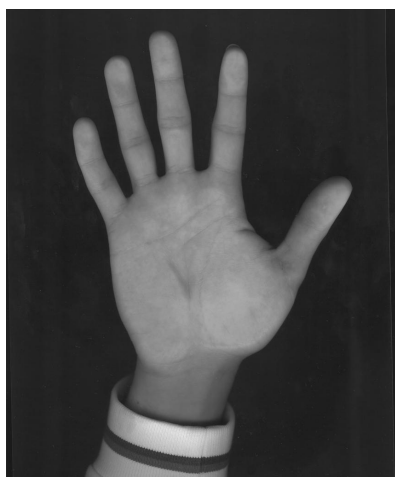
(a) Histograma de la imagen de la Fig. 4.2(a)

(b) Imagen de la Fig. 4.2(a) binarizada

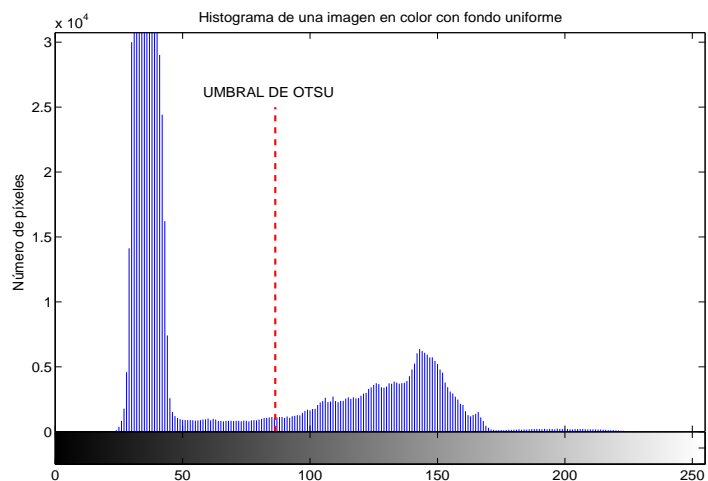
Figura 4.3: Ejemplo de binarización de una imagen en escala de grises.

**Imágenes en color tipo I:** Debido a que la iluminación está controlada y las imágenes son adquiridas mediante un escáner, este tipo de imágenes presentan fondo negro y uniforme (ejemplo en Fig. 4.2(b)). Al ser la piel de la palma de la mano bastante más clara que el fondo, existe gran contraste entre el frente y el fondo de la imagen y, por ello, es fácil separar la mano del fondo convirtiendo primero la imagen a una escala de grises (Fig. 4.4(a)) y posteriormente aplicando el método de binarización explicado anteriormente para imágenes en escala de grises. El histograma obtenido se muestra en la Fig. 4.4(b) y la imagen binarizada en la Fig. 4.4(c).

**Imágenes en color tipo II:** Al estar capturadas a distancia con una cámara, la iluminación juega un papel importante a la hora de binarizar adecuadamente este tipo de imágenes. Si primero convertimos a escala de grises (Fig. 4.5(a)), debido a la sombra que proyecta la mano sobre la pared (de tono claro) que hay detrás, las zonas del fondo de la imagen próximas al contorno de la mano presentarán niveles de gris que pueden estar contenidos también en la piel de la mano por lo que es muy difícil discernir entre el frente y el fondo de la imagen. Este fenómeno queda reflejado en el histograma mostrado en la Fig. 4.5(b), donde no se pueden distinguir dos clases claramente diferenciadas como sí pasaba en los casos anteriores. Se dice que este histograma es unimodal por presentar una única clase de valores. Como consecuencia, el umbral establecido por el método de Otsu no permite realizar una binarización precisa, tal y como se observa en la Fig. 4.5(c).



(a) Imagen de la Fig. 4.2(b) convertida a escala de grises



(b) Histograma de la imagen mostrada en (a)



(c) Imagen mostrada en (a) binarizada

Figura 4.4: Ejemplo de binarización de una imagen en color tipo I.

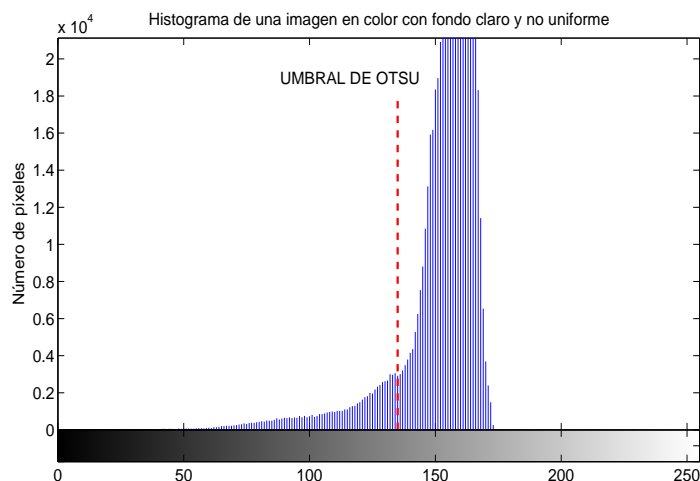
La alternativa que hemos utilizado para la segmentación de las imágenes en color tipo II es entrenar un clasificador lineal (LDA) con valores RGB extraídos tanto del fondo como de la piel de varias imágenes de entrenamiento. El clasificador establece la frontera óptima de separación de ambas clases y, para un píxel dado, se decidirá si es frente/fondo en función de a qué lado de la frontera de decisión se sitúe. El resultado de este método de binarización se muestra en la Fig 4.5(d)

#### 4.2.2. Pre-procesado

Una vez tenemos la imagen binarizada, mediante una apertura morfológica con un elemento estructurante cuadrado pequeño, eliminamos componentes muy pequeñas en el fondo de la imagen debidas a ruido y, a su vez, rellenamos posibles huecos que se hayan generado en el interior de la mano durante el proceso de binarización.



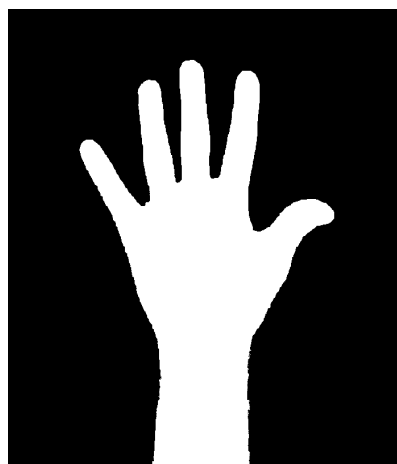
(a) Imagen de la Fig. 4.2(c) convertida a escala de grises



(b) Histograma de la imagen mostrada en (a)



(c) Imagen mostrada en (a) binarizada mediante el método de Otsu



(d) Imagen mostrada en (a) binarizada mediante un clasificador lineal sobre el espacio de color RGB

Figura 4.5: Ejemplo de binarización de una imagen en color tipo II.

**Reconexión de dedos:** Debido a la presencia de cualquier tipo de artefacto (generalmente anillos) en uno o varios dedos de la mano (Fig. 4.7(a)), la imagen binarizada puede presentar algún dedo seccionado (Fig. 4.7(b)). Cuando esto ocurre, se puede detectar contando el número de componentes conexas existentes en la imagen y analizando las dimensiones y posición de dichas componentes para corroborar si alguna de ellas puede ser un dedo desconectado de la mano. En concreto, si en la imagen hay presentes más de una componente conexas, la más grande se considera como la mano y para el resto de ellas se comprueba:

- **Localización:** Que la componente esté situada en la zona correspondiente a los dedos, que se define como un rectángulo que cubre la mitad superior de la mano dejando un margen (por exceso) por los laterales y la parte superior.
- **Forma:** Que la componente tenga forma de dedo: debe ser rectangular, tener unas proporciones equivalentes al resto de los dedos y estar orientada de manera vertical (se permite una tolerancia de inclinación respecto de la vertical de  $\pm 45^\circ$ )

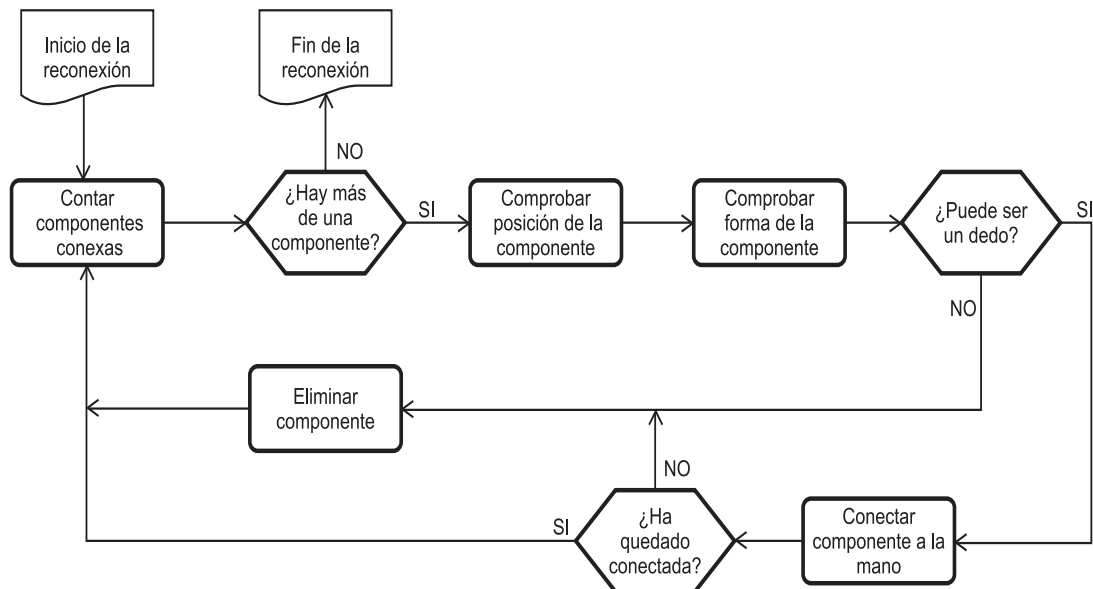


Figura 4.6: Diagrama de flujo del algoritmo de reconexión de dedos.

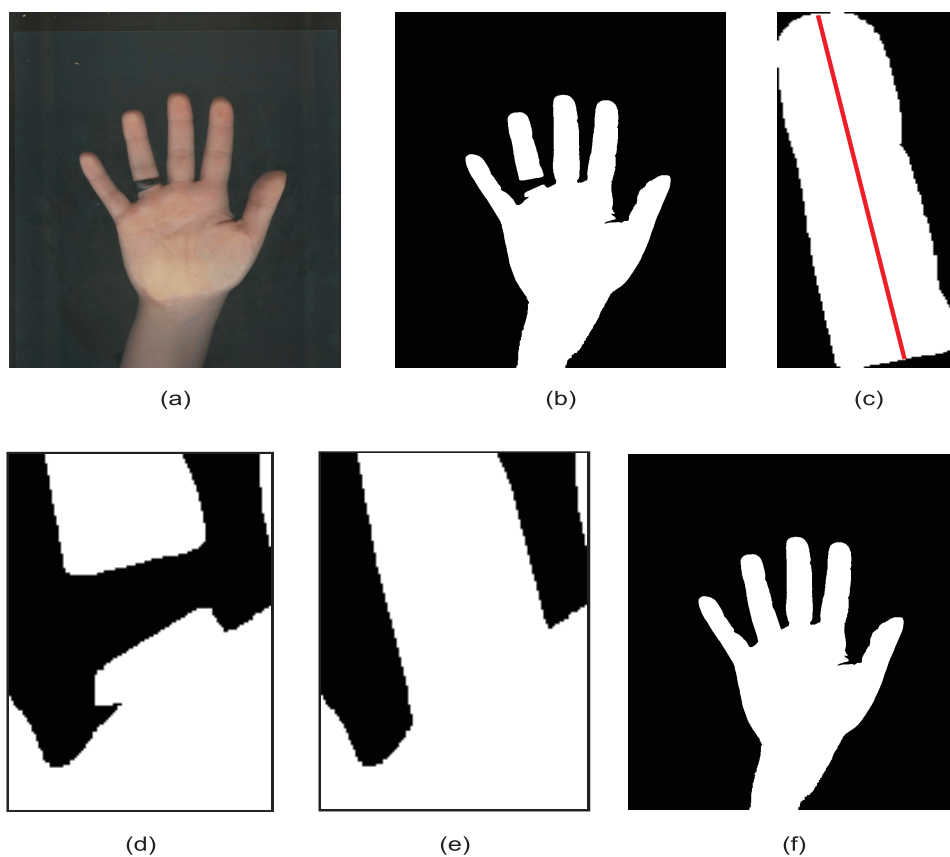


Figura 4.7: Imágenes intermedias extraídas del proceso de reconexión de un dedo.

El diagrama de flujo del algoritmo de reconexión de dedos implementado se muestra en la Fig. 4.6. Cuando una componente ha cumplido las condiciones de localización y forma, se intenta conectar la componente a la mano. En la Figura 4.7 aparece un ejemplo de este proceso. En primer lugar, se calcula el eje principal de la componente y se crea como elemento estructurante una línea recta con una pendiente igual a la del eje principal y una longitud suficiente para cubrir el hueco de separación que creó el artefacto entre las dos partes del dedo seccionado (Fig. 4.7(c)). A continuación, se selecciona una región que contenga la parte inferior de la componente y la

parte superior de la mano para hacer la reconexión (Fig. 4.7(d)). Sobre la región seleccionada se realiza un cierre morfológico utilizando el elemento estructurante descrito. El resultado de esta operación se muestra en la Fig. 4.7(e). Finalmente, se sitúa la región reconectada en su posición original de la imagen (Fig. 4.7(f)). Este proceso se realiza para todas las componentes conexas encontradas y si, después de todo, algún dedo no se ha conectado a la mano (sigue habiendo más de una componente conexa) se elimina de la imagen final.

En este punto, las componentes han sido reconectadas o eliminadas y ya sólo queda una componente en la imagen. El último paso del pre-procesado es el recorte la imagen a la altura de la muñeca para quedarnos sólo con la mano y evitar que aparezcan partes del brazo, pulseras, etc. Esto se realiza, barriendo la imagen en sentido vertical y observando a qué altura la anchura de la componente principal (mano) supera un determinado tamaño (la mitad de la anchura de la imagen). Las filas que no cumplen este criterio se eliminan. Finalmente, se recorta la imagen para que se ciña a los bordes de la mano y no queden zonas del fondo por los laterales ni en la parte superior. En la Figura 4.8 se muestra el resultado de aplicar estas operaciones en la imagen binarizada de la Fig. 4.3(b).

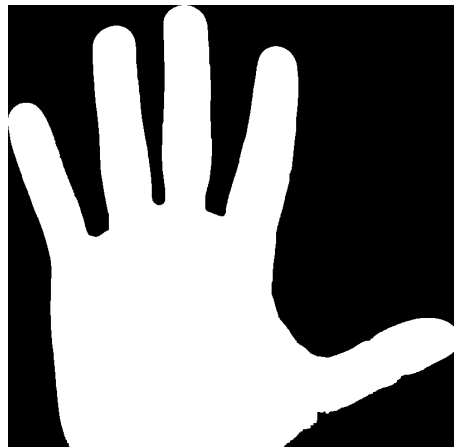


Figura 4.8: Imagen de la Fig. 4.3(b) pre-procesada.

### 4.3. Detección de puntas y valles

El conjunto de medidas geométricas que consideramos en este proyecto se muestran en la Fig. 4.9. El vector de características está formado por un subconjunto de las medidas mostradas pero en este apartado explicaremos cómo calcular el conjunto completo de características debido a que algunas medidas que no forman parte del vector de características son usadas en los experimentos para realizar pruebas de selección de características.

En primer lugar, obtenemos el contorno de la imagen binarizada. Recorriendo el contorno en sentido horario (ver Fig. 4.10(a)), se calcula para cada punto del mismo su distancia euclídea al punto de referencia de la muñeca,  $P_r$ , que se define como el punto medio de la línea que define la muñeca (píxeles con valor 1 de la última fila de la imagen). Como resultado obtenemos una función como la mostrada en la Fig. 4.10(b). Examinando esta función es inmediato localizar las coordenadas de las puntas de los dedos y los valles entre dedos adyacentes ya que se corresponden con los máximos y los mínimos de la función, respectivamente. Sin embargo, necesitamos conocer los dos puntos que definen la base de cada dedo y desconocemos la posición de los puntos 10, 11 y 12 (Fig. 4.10(c)). Para calcularlos buscamos, en las proximidades del punto que queremos calcular, el punto más cercano al punto de la base de ese dedo que sí conocemos (Fig. 4.10(d)). Por ejemplo, para calcular el punto 10 buscamos, en la parte izquierda del dedo meñique, el punto que tenga menor distancia euclídea con el punto 2.

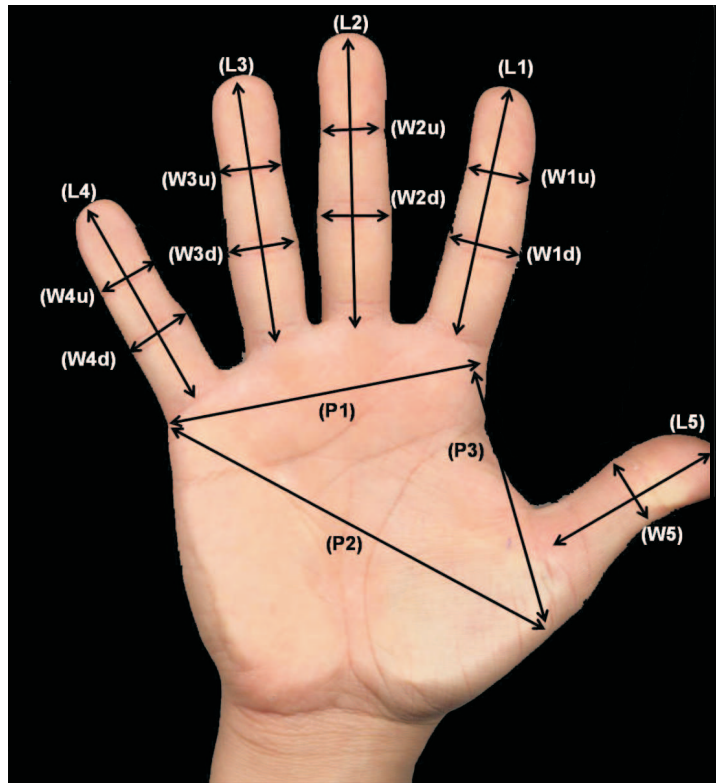


Figura 4.9: Conjunto total de medidas geométricas que se estudian en el proyecto.

#### 4.4. Extracción de características

La elección de las medidas geométricas que componen el vector de características del sistema propuesto está basada en un experimento de selección de características que se detalla en el capítulo 5. En dicho experimento, se prueba el rendimiento del sistema para varias combinaciones de las características mostradas en la Fig. 4.9. Los resultados determinaron que el conjunto de medidas geométricas que mejor rendimiento proporcionaba era:  $L1$ ,  $W1u$ ,  $W1d$ ,  $L2$ ,  $W2u$ ,  $W2d$ ,  $L3$ ,  $W3u$ ,  $W3d$ ,  $L4$ ,  $W4u$  y  $W4d$ . A continuación explicamos cómo calcular estas medidas.

- **Cálculo de longitudes:** Una vez conocemos los dos puntos que definen la base de cada dedo, trazamos un segmento que los una y calculamos el punto medio de este segmento (ver Fig. 4.10(e)). La longitud de un dedo se calcula entonces como la distancia euclídea entre la punta del dedo y el punto medio del segmento que define su base (ver Fig. 4.10(f)).
- **Cálculo de anchuras:** La anchura superior del dedo,  $Wiu$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ), se calcula como la longitud del segmento cuyos extremos están situados a una distancia  $\frac{1}{3}Li$  de la punta del dedo. Análogamente, la anchura inferior del dedo,  $Wid$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ), se calcula como la longitud del segmento cuyos extremos están situados a una distancia  $\frac{2}{3}Li$  de la punta del dedo. En la Fig. 4.10(e) se muestran, en cada dedo, los puntos que definen la anchura superior e inferior.

En la Fig. 4.10(f) se muestran todas las medidas geométricas que componen el vector de características.

#### 4.5. Detección de muestras inválidas

Debido a problemas en la etapa de adquisición, pueden obtenerse imágenes de baja calidad. Por ejemplo, un problema típico es la presencia de humedad en la superficie del escáner (ver Fig. 4.11(a)).



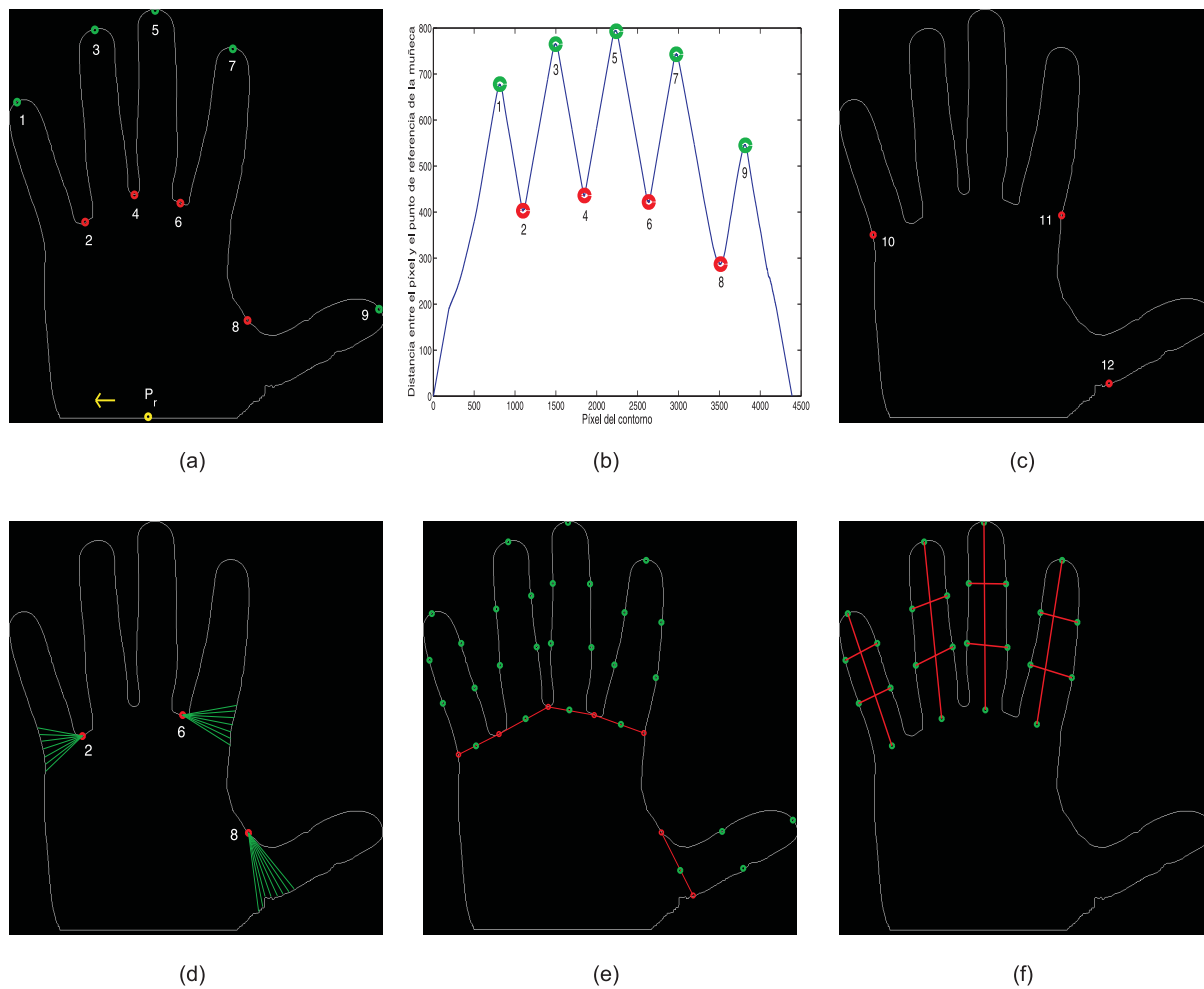


Figura 4.10: Etapas de procesado del sistema de reconocimiento propuesto basado en geometría de la mano.

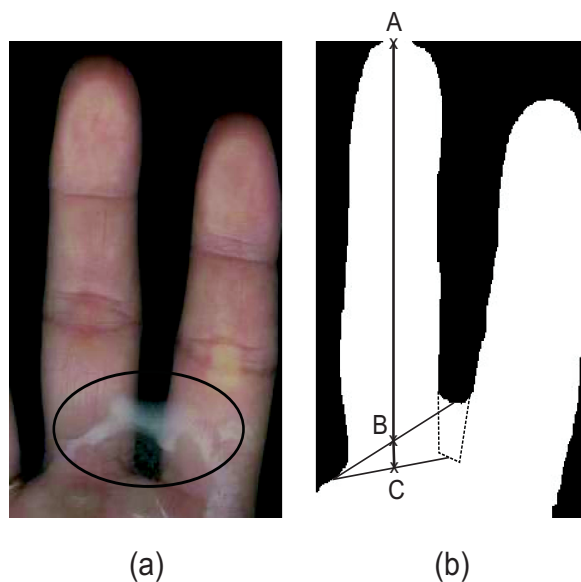


Figura 4.11: Ejemplo de imagen inválida en la que se comete un error en el cálculo de la longitud debido a la humedad presente en la superficie del escáner.

Debido a esto, el contorno extraído de la imagen de entrada puede no representar correctamente la mano del usuario (ver Fig. 4.11(b)). En este ejemplo, la longitud del dedo corazón ( $L_2$ ) será calculada como el segmento  $AB$ , siendo su longitud real el segmento  $AC$ . Por lo tanto,

debido a la baja calidad de la imagen se ha introducido un error (segmento  $BC$ ) en la medida de longitud, que deteriorará el rendimiento del sistema.

Para solucionar este problema, la arquitectura de nuestro sistema de autenticación basado en mano se modifica para incorporar un módulo de detección de muestras inválidas, tal y como se muestra en la Fig. 4.12. Este módulo recibe el vector de características, lo examina y, en función de una serie de restricciones geométricas, decide si la muestra actual debe ser aceptada o rechazada.

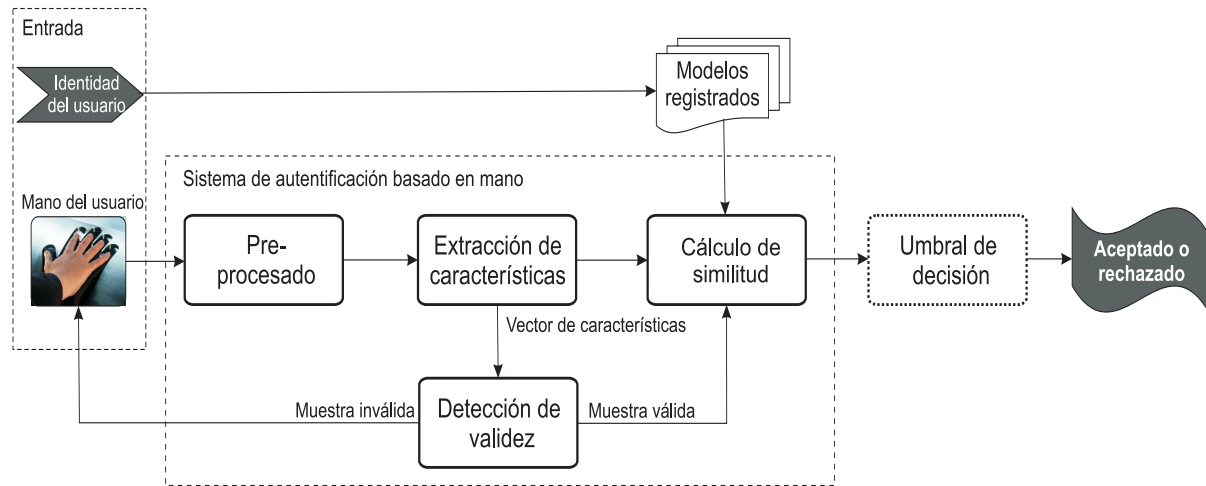


Figura 4.12: Esquema básico de un sistema de autenticación basado en mano que incorpora detección de muestras inválidas.

#### 4.5.1. Definición de las constantes geométricas

Puesto que el vector de características del sistema está basado sólo en medidas realizadas sobre los dedos de la mano, el principal problema son los artefactos entre los dedos en la imagen de entrada que producen un contorno similar al de una muestra sin dichos artefactos, como se observa en el ejemplo de la Fig. 4.11. Por esta razón, definimos tres cocientes entre longitudes de dedos que pueden ayudarnos a decidir si las proporciones de la mano actual no son anatómicamente correctas (ver nomenclatura en la Fig. 4.9):

$$r_1 = L3/L4 \quad (4.1)$$

$$r_2 = L2/L3 \quad (4.2)$$

$$r_3 = L2/L1 \quad (4.3)$$

#### 4.5.2. Algoritmo de detección y descarte

El funcionamiento del módulo de detección de validez se ilustra en la Fig. 4.13.

Tras el preprocesado de la imagen y la extracción de características, se calculan los cocientes  $r_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) del vector de características obtenido y, se comprueba que cada uno de ellos esté dentro del rango definido por la ecuación:

$$\mu_i - k\sigma_i < r_i < \mu_i + k\sigma_i \quad (4.4)$$

donde  $i = 1, 2, 3$  y  $k$  es un parámetro que controla la anchura del rango de aceptación.

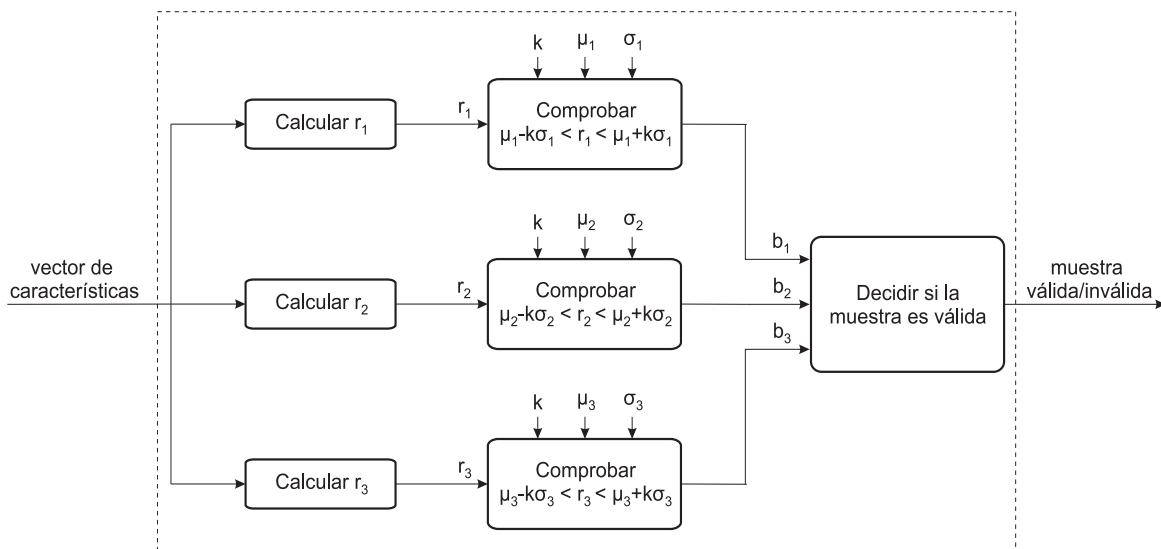


Figura 4.13: Diagrama de bloques del módulo de detección de validez.

Previamente, se deben haber calculado, de un modo fiable, los parámetros  $\mu_i$  y  $\sigma_i$  para  $i = 1, 2, 3$ . En la sección 5.4 se explica detalladamente el procedimiento seguido para calcular dichos parámetros.

Las variables booleanas  $b_1, b_2$  y  $b_3$  tomarán el valor *true/false* en función de si el cociente asociado está dentro del rango de aceptación. Si los tres cocientes cumplen la ecuación 4.4 ( $b_1 = b_2 = b_3 = \text{true}$ ) la muestra actual es aceptada y el vector de características asociado puede ser utilizado para el cálculo de similitud. En caso contrario ( $\exists b_i \neq \text{true}$ ), consideramos que la muestra es inválida, queda descartada y, a todos los efectos, es como si dicha muestra no existiera. En una aplicación real, en lugar de descartar la muestra se debería recurrir a alguno de los procedimientos explicados en la sección 2.3.4.

## 4.6. Comparación de vectores

Una vez el vector de características ha sido calculado y ha pasado satisfactoriamente el test de validez, el siguiente paso es calcular el score de comparación entre dos manos. En nuestro sistema, basado en una medida de distancia, valores pequeños del score corresponden a manos con mucha similitud, por lo que se dice que el score de comparación representa una medida de disimilitud.

Si llamamos  $m_1[i], i = 1, \dots, N$  al vector de características de una mano y  $m_2[i], i = 1, \dots, N$  al vector de características de otra mano, entonces su disimilitud se puede calcular como:

$$d(m_1, m_2) = \sum_{i=1}^N |m_1[i] - m_2[i]| \quad (4.5)$$

donde  $N$  es la longitud de los vectores de características.

# 5

## Experimentos realizados y resultados

Durante el desarrollo del sistema la primera necesidad que surgió fue elegir un conjunto de características sencillo pero a la vez suficientemente discriminante. El primer experimento consiste, por tanto, en probar el rendimiento del sistema con diferentes combinaciones de características extraídas de la mano. Los resultados obtenidos, sobre una base de datos de desarrollo, nos indican cuál es el subconjunto de características más discriminante y, por tanto, el que hemos incorporado en la fase de extracción de características del sistema que proponemos. El sistema con esta configuración será el que usemos para los otros dos experimentos.

Las imágenes de entrada pueden ser en color (p.ej. BiosecurID y Biosecure). Dependiendo de las condiciones de adquisición, en algunos casos se podrá segmentar la imagen convirtiéndola primero a una escala de grises y en otros será necesario utilizar la información proporcionada por los canales de color. Existen dos maneras de segmentar una imagen basándose en el color: mediante un modelo paramétrico y mediante un modelo no paramétrico (basado en aprendizaje). En el segundo experimento, probaremos ambos métodos sobre la base de datos Biosecure y, en función de los resultados, escogeremos uno de los dos métodos para segmentar las imágenes de dicha base de datos.

Una vez tenemos un conjunto de características suficientemente discriminante (Experimento 1) y podemos segmentar imágenes en color (Experimento 2) procederemos a evaluar el rendimiento del sistema para las dos bases de datos más grandes: BiosecurID y Biosecure.

Al trabajar con bases de datos cuyas condiciones de adquisición no están suficientemente controladas (p.ej. iluminación variable, pose arbitraria de la mano), pueden obtenerse imágenes de baja calidad. Por ejemplo, en el experimento anterior, hemos visto que un porcentaje de las muestras presentaban defectos debidos a la iluminación, suciedad en el sensor, fondo no uniforme, etc. por lo que tras los procesos de segmentación no se obtenía una representación fidedigna de la mano real. Puesto que estas anomalías empeoran la tasa de reconocimiento del sistema, nuestro tercer experimento tiene como objetivo estudiar el módulo de detección de muestras inválidas que, automáticamente, detecta y descarta las imágenes de mano defectuosas. Además, en este tercer experimento, se estudia la mejora de rendimiento en el sistema propuesto con respecto al rendimiento obtenido antes de incorporar este módulo.

Este capítulo se estructura de la siguiente forma. En primer lugar, se resumen las características de las bases de datos utilizadas en los experimentos. A continuación, se explican los tres experimentos realizados (selección de características, segmentación en color y detección de muestras inválidas). Cada experimento individual consta de una breve descripción, el protocolo experimental, los resultados obtenidos y, finalmente, unas conclusiones.

## 5.1. Bases de datos

### 5.1.1. Base de datos de desarrollo

El Grupo de Procesado Digital de Señales (GPDS) del Departamento de Señales y Comunicaciones de la Universidad de las Palmas de Gran Canaria pone a disposición pública una base de datos de imágenes de la mano de 50 usuarios. Debido a que se trata de una base de datos de pequeño tamaño y con imágenes fáciles de procesar, en este proyecto hemos utilizado esta base de datos para desarrollar las etapas básicas del sistema de autenticación basado en geometría de la mano propuesto.

La descripción de esta base de datos, así como algunos experimentos llevados a cabo en ella, por el grupo GPDS, aparecen publicados en [17] y en el Cuadro 5.1 se resumen sus características principales:

Cuadro 5.1: Características básicas de la base de datos de desarrollo.

Número de usuarios	50
Número de sesiones	1
Imágenes por sesión	10 (todas mano derecha)
Número total de imágenes	$50 \times 1 \times 10 = 500$
Método de adquisición	Escáner
Resolución	$1403 \times 1021$ píxeles
Profundidad de color	256 niveles de gris

La nomenclatura de las imágenes es la siguiente: *manoX\_Y*, donde *X* corresponde al número de usuario (desde 01 a 50) e *Y* corresponde al número de muestra (desde 01 a 10). En la Fig. 5.1(b) aparecen algunos ejemplos de las imágenes contenidas en esta base de datos.

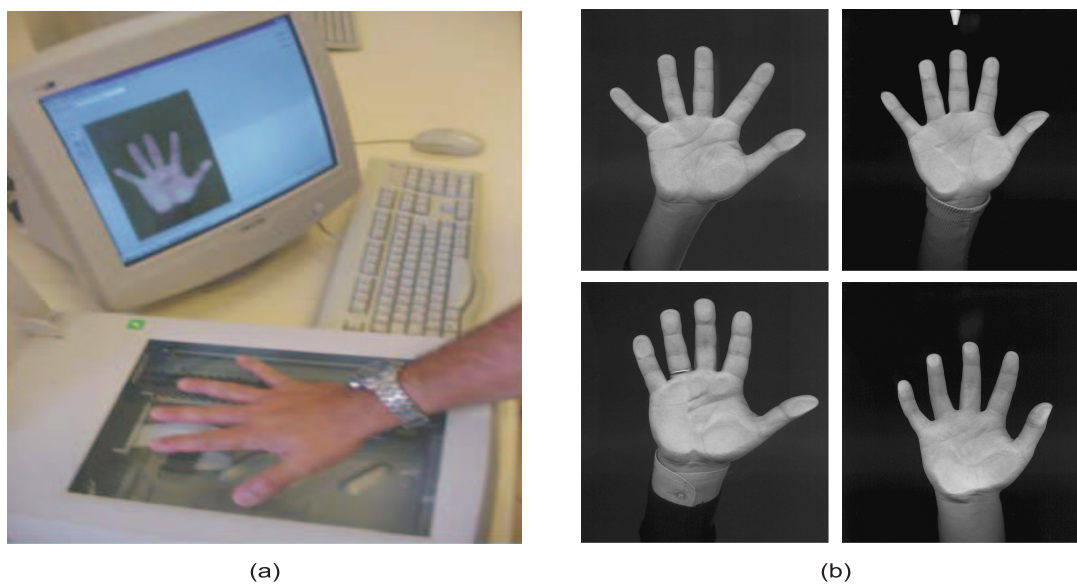


Figura 5.1: Base de datos de desarrollo. (a) Escenario de adquisición. (b) Ejemplos de imágenes capturadas.

### 5.1.2. BiosecurID

Esta base de datos multi-biométrica [27] forma parte del proyecto BiosecurID e incluye, entre otros rasgos, imágenes de mano de 400 usuarios. Sus características principales son: escenario de adquisición realista, distribuciones de población y género equilibradas, disponibilidad de información sobre grupos demográficos particulares (p.ej. edad, género), etc.

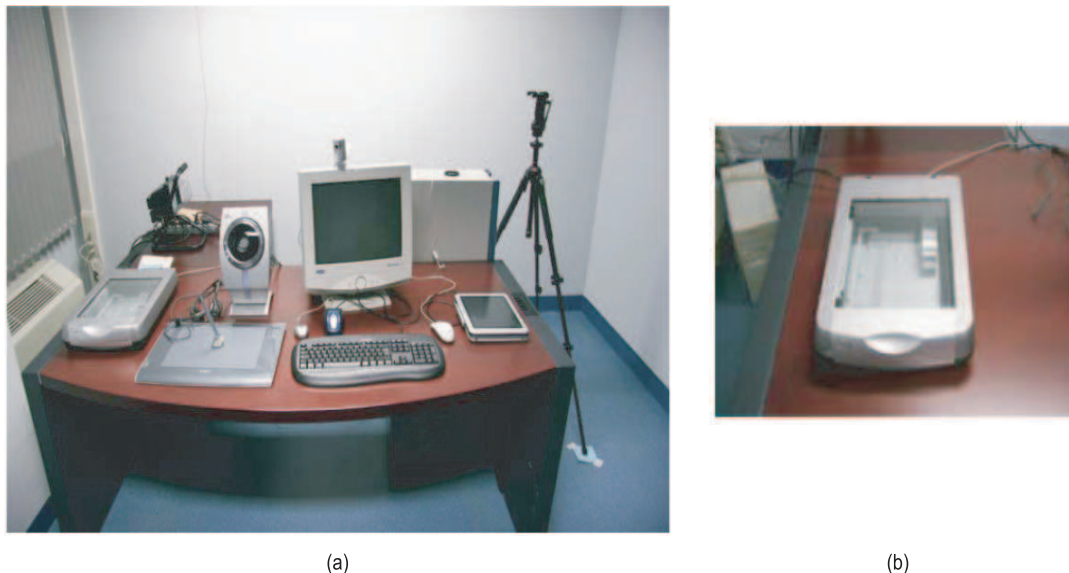


Figura 5.2: Base de datos BiosecurID. (a) Escenario de adquisición de varios rasgos biométricos. (b) Escáner utilizado para capturar las imágenes de mano.

Las muestras de la base de datos BiosecurID fueron capturadas en 6 universidades diferentes y con un entorno que simulaba un puesto de trabajo en una oficina, para hacerlo más realista (ver Fig. 5.2(a)). Se tomaron 4 sesiones en un intervalo de tiempo de 4 meses. Por esto, se pueden tener en cuenta tres niveles de variabilidad temporal:

1. Entre muestras de la misma sesión: Minutos, ya que las muestras no fueron tomadas consecutivamente.
2. Entre muestras de dos sesiones consecutivas: Semanas.
3. Entre muestras de dos sesiones no consecutivas: Meses.

Para la adquisición de las imágenes de mano se utilizó el escáner mostrado en la Fig. 5.2(b) y, para aislarlo de la iluminación exterior, se cubrió con una caja opaca con un pequeño agujero para que el usuario insertara la mano. Las características básicas del conjunto de imágenes de mano capturado en esta base de datos se resumen en el Cuadro 5.2.

Cuadro 5.2: Características básicas de la base de datos BiosecurID.

Número de usuarios	400
Número de sesiones	4
Imágenes por sesión	8 (4 mano derecha + 4 mano izquierda)
Número total de imágenes	$400 \times 4 \times 8 = 12800$
Método de adquisición	Escáner de sobremesa
Resolución	$2530 \times 1760$ píxeles
Color	16 millones de colores

Como se explicó en la Sección 4.1 del Capítulo 4, sólo trabajamos con manos derechas por lo que, al eliminar las imágenes de la mano izquierda, en cada sesión quedan 4 imágenes y, en total, 6400 muestras. Algunos ejemplos de imágenes de mano contenidas en esta base de datos se muestran en la Fig. 5.3.

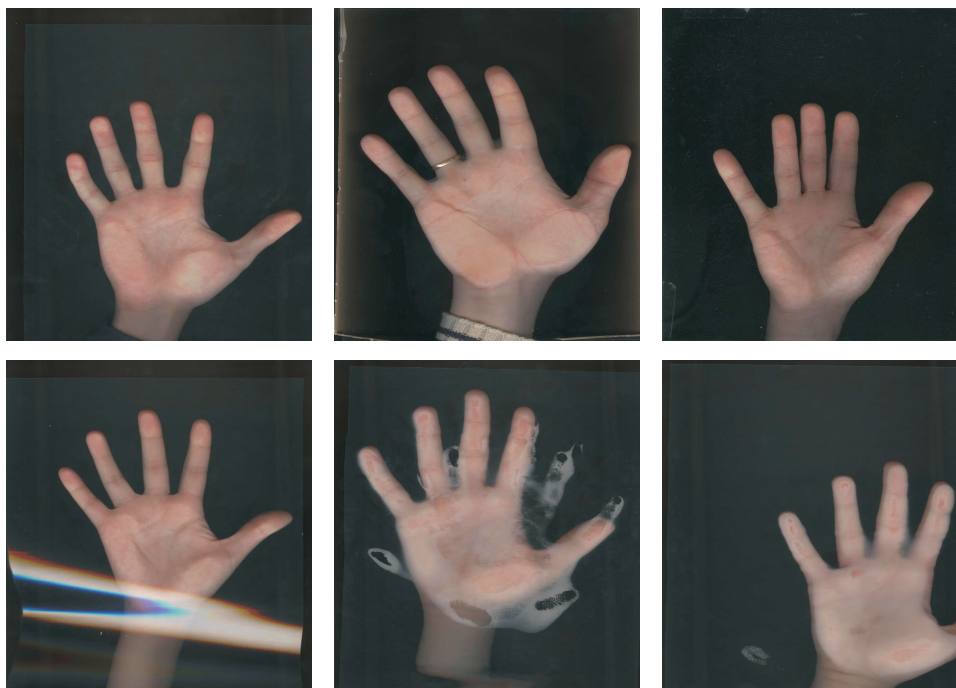


Figura 5.3: Ejemplos de imágenes de mano de la base de datos BiosecureID.

En la Fig. 5.3 se puede observar que, a diferencia de la base de datos de desarrollo, en BiosecureID la adquisición de imágenes está poco controlada. Esto provoca que haya imágenes de baja calidad debido a reflejos, suciedad en la superficie del escáner, incorrecto posicionamiento de la mano, etc.

### 5.1.3. Biosecure

Esta base de datos multi-biométrica [28] ha sido diseñada y adquirida dentro del proyecto europeo *Biosecure*. Las muestras han sido capturadas en 11 instituciones europeas por lo que se garantiza una gran diversidad demográfica. La adquisición está controlada por un supervisor que se encarga de validar las muestras y guiar al usuario durante el proceso de adquisición.

A diferencia de las otras dos bases de datos presentadas en esta sección, para la captura de las imágenes de mano se utiliza una cámara digital, situada a una distancia fija de la mano del usuario, en lugar de un escáner de sobremesa. El único requerimiento impuesto al usuario es que los dedos de las manos no pueden estar en contacto unos con otros. Ejemplos de imágenes capturadas se pueden ver en la Fig. 5.4 mientras que en el Cuadro 5.3 se resumen las características principales de esta base de datos.

Debido a que en cada institución las condiciones de captura de las imágenes fueron ligeramente distintas, el fondo que hay detrás de la mano no es constante para todos los usuarios (ver Fig. 5.4). Este fenómeno, junto con la sombra proyectada por la mano en el fondo, repercute negativamente en la etapa de segmentación ya que dificulta el cálculo de una frontera de separación óptima entre la mano y el fondo.



Figura 5.4: Ejemplos de imágenes de mano de la base de datos Biosecure. Arriba: Imágenes capturadas con flash en la cámara. Abajo: Imágenes capturadas sin flash.

Cuadro 5.3: Características básicas de la base de datos Biosecure.

Número de usuarios	210
Número de sesiones	2
Imágenes por sesión	8 (4 mano derecha + 4 mano izquierda)
Número total de imágenes	$210 \times 2 \times 8 = 3360$
Método de adquisición	Cámara CCD
Resolución	$3504 \times 2336$ píxeles
Color	16 millones de colores

Al igual que hicimos en BiosecurID, del conjunto total de muestras sólo usamos las correspondientes a la mano derecha. Por ello, el número de imágenes por sesión es 4 y el número total de imágenes se reduce a 1680.



## 5.2. Experimento 1: Selección de características

### 5.2.1. Descripción

A la hora de diseñar un sistema de reconocimiento biométrico, una etapa muy importante es la selección de un conjunto de características que tengan un alto grado discriminante. Para poder determinar un conjunto de medidas suficientemente discriminante hemos seguido dos etapas:

1. Recopilación de medidas geométricas utilizadas en la etapa de extracción de características de otros sistemas basados en geometría de la mano.
2. Evaluación del rendimiento, sobre una base de datos, de varias combinaciones de las medidas geométricas obtenidas en la etapa 1.

En nuestro caso, tras revisar varios trabajos, escogimos un conjunto de características que contiene 17 medidas de diferentes zonas de la mano. En concreto, hay 5 longitudes de los dedos, 9 anchuras de los dedos y 3 medidas de la palma. Este conjunto está basado en una selección de las mejores características propuestas en [17] y algunas características estudiadas en [16]. En la Fig. 4.9 se muestran todas las medidas.

Para minimizar la influencia de factores externos (p.ej. imágenes de baja calidad que dificultan la segmentación), en la etapa 2, se utilizó una base de datos de pequeño tamaño y con calidad de imágenes bastante favorable (base de datos de desarrollo). Sobre esta base de datos se realizaron pruebas de rendimiento para diferentes configuraciones del vector de características y los resultados se comparan con los obtenidos para un sistema de referencia, que describimos a continuación. Dicho sistema de referencia fue desarrollado por otros autores y nos servirá para ubicar la bondad de nuestro sistema respecto al estado del arte.

### Sistema de referencia

El diagrama de bloques del sistema de reconocimiento usado como referencia se muestra en la Fig. 5.5 y las etapas de procesado en la Fig. 5.6. Este sistema de referencia está descrito completamente y disponible en [29]. En el sistema de referencia, la imagen es primero preprocesada y luego, para cada dedo, se calcula el histograma de las distancias euclídeas entre los puntos del contorno y el eje principal del dedo. El vector de características lo componen los cinco histogramas normalizados. Finalmente, dadas dos manos, se calcula la distancia simétrica de Kullback-Leibler entre densidades de probabilidad para medir su grado de similitud.

### 5.2.2. Protocolo experimental

La base de datos de desarrollo contiene una única sesión por usuario, donde hay diez muestras de la mano derecha que se organizan de acuerdo al Cuadro 5.6.

Cuadro 5.4: Configuración experimental en el experimento de selección de características.

Modelo de usuario	Primera muestra
Scores genuinos	Últimas 5 muestras disponibles de un usuario vs. su propio modelo
Scores de impostor	Modelo de usuario vs. sexta muestra de los usuarios restantes

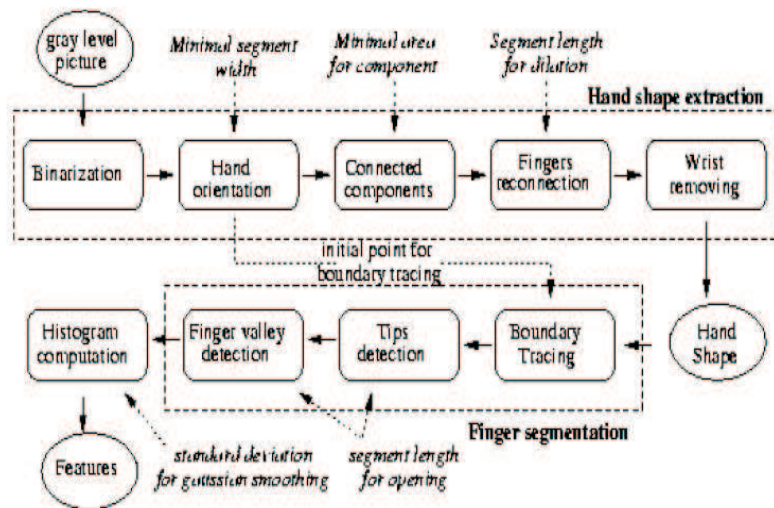


Figura 5.5: Sistema de referencia. Diagrama de bloques de las etapas de procesamiento para extraer las características geométricas. Extraído de [29].

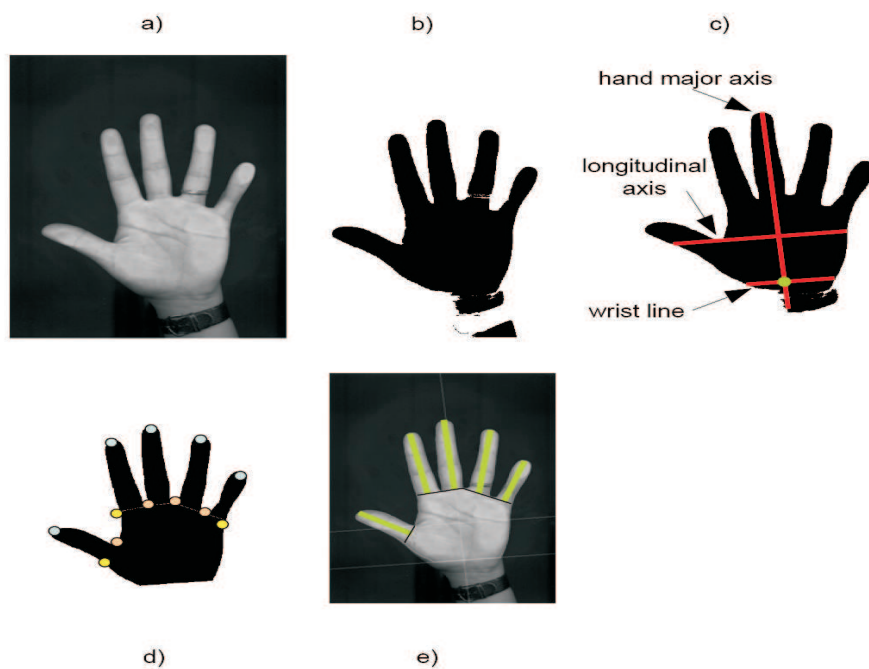


Figura 5.6: Sistema de referencia. Etapas de procesamiento y extracción de características. Extraído de [29].

Como se explicó en el capítulo 2, en un sistema biométrico real el modelo de usuario se crea en la etapa de registro, cuando el usuario presenta su rasgo por primera vez ante el sensor y se almacena el vector de características de dicha muestra. En este experimento, creamos el modelo de usuario a partir de la muestra *manoX\_01*, donde  $X$  es el número de usuario que va desde 01 hasta 50.

Los scores genuinos representan comparaciones entre muestras del mismo usuario. La comparación entre la muestra *manoX\_01* (modelo de usuario) y las muestras *manoX\_06* - *manoX\_10* (manos de test del mismo usuario) producen 5 scores genuinos por usuario. Por tanto, en total tendremos  $5 \times 50 = 250$  puntuaciones de este tipo.

Los scores de impostor representan comparaciones entre muestras de usuarios distintos. Para no generar un número demasiado grande de puntuaciones de impostor en comparación con los scores genuinos, únicamente se utiliza la muestra *manoZ\_06* (de un usuario distinto al del modelo) para comparar con el modelo de un usuario dado. Para el primer usuario se compara su modelo frente a la sexta muestra de los usuarios 02 a 50. Para el segundo usuario se compara su modelo frente a la sexta muestra de los usuarios 03 a 50. Como se puede observar, el modelo del usuario  $i$  no se compara con el usuario  $i - 1$ ,  $i - 2$ , etc. De este modo, evitamos repetir comparaciones que ya hemos realizado (p.ej. usuario 02 vs usuario 01). Como resultado, habremos generado  $49 + 48 + \dots + 2 + 1 = 1225$  puntuaciones de impostor.

### 5.2.3. Resultados

El Cuadro 5.5 muestra el EER obtenido para cada subconjunto de características.

Cuadro 5.5: EER para diferentes subconjuntos de características. La nomenclatura es la misma que la usada en la Fig. 4.9.

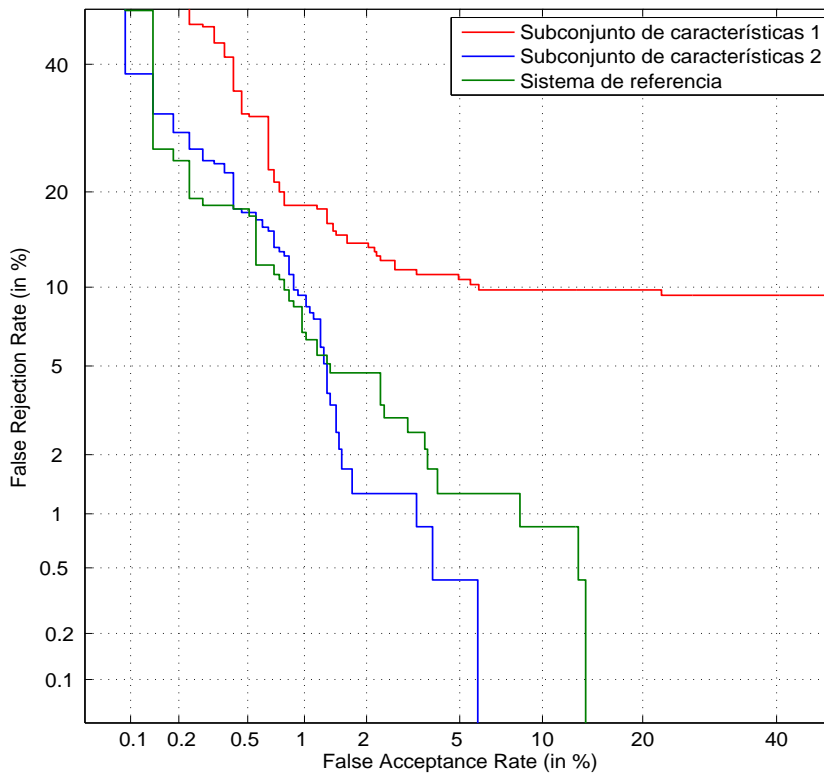
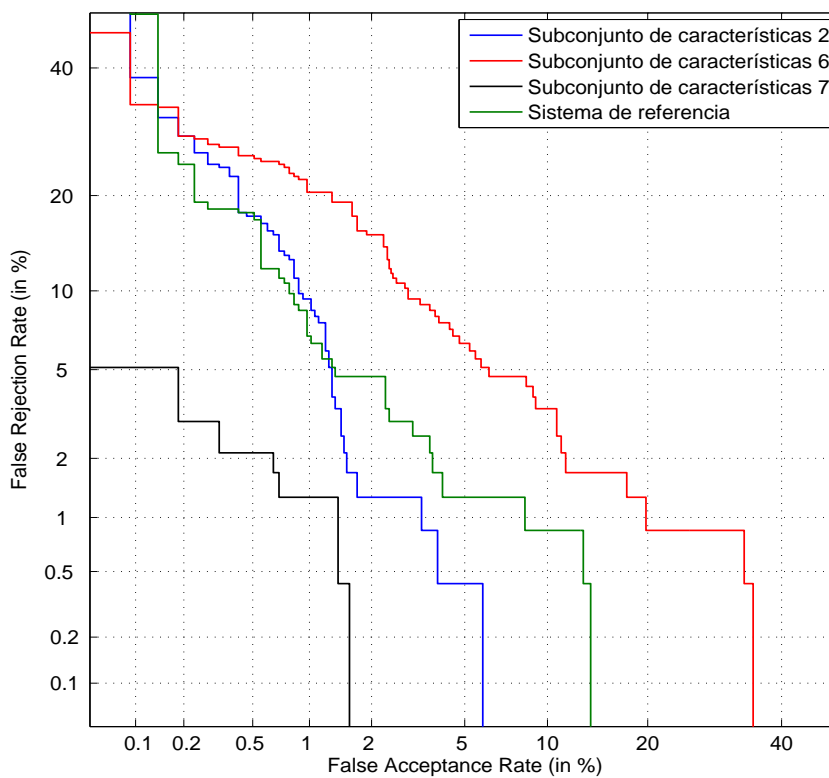
Subconjunto de características	Características incluídas	EER (%)
1	$L1, L2, L3, L4, L5$	9,66
2	$L1, L2, L3, L4$	1,68
3	$L1, L4$	5,70
4	$L2, L3$	4,83
5	$L2, L3, L4$	3,06
6	$L1, L2, L3, L4, P1, P2, P3$	5,54
7	$L1, L2, L3, L4, W1u, W1d, W2u, W2d, W3u, W3d, W4u, W4d$	1,24
8	$L1, L2, L3, L4, W1u, W1d, W2u, W2d, W3u, W3d, W4u, W4d, P1, P2, P3$	5,09
Sistema de referencia		2,97

El rendimiento del sistema para una selección de los subconjuntos de características detallados en el Cuadro 5.5 se ha analizado para todos los umbrales de operación mediante las curvas DET representadas en las Figuras. 5.7(a) y 5.7(b). La Figura 5.7(a) muestra el rendimiento para: (i) Las cinco longitudes de los dedos (subconjunto 1), (ii) cuatro longitudes de los dedos, excluyendo el pulgar (subconjunto 2) y (iii) el sistema de referencia. La Figura 5.7(b) muestra el rendimiento para: (i) cuatro longitudes de los dedos, excluyendo el pulgar (subconjunto 2), (ii) el conjunto usado en (i) más las anchuras de la palma ( $P1$  a  $P3$ ) (subconjunto 6), (iii) cuatro longitudes de los dedos y sus anchuras asociadas (subconjunto 7) y (iv) sistema de referencia.

Podemos observar que no considerar la información del pulgar (ni longitud ni anchura) produce una importante mejora de rendimiento (desde más del 9,6% EER hasta menos del 1,7% EER). Este resultado concuerda con los resultados presentados en [11, 16, 15] y puede ser debido a la libertad de movimiento de este dedo, lo cual dificulta la localización correcta de los puntos que definen su base (Puntos 8 y 12 en la Fig. 4.10). Por ello, para formar nuestro conjunto de características descartamos las medidas relacionadas con el dedo pulgar ( $L5$  y  $W5$ ).

A partir de los datos presentados en el Cuadro 5.5, podemos deducir que las longitudes de los otros cuatro dedos sí que son útiles debido a que si eliminamos alguna de ellas del vector de características se deteriora el rendimiento del sistema (subconjuntos 3, 4 y 5 vs. subconjunto 2).

Por otro lado, las medidas de la palma de la mano consideradas en este experimento ( $P1$  a  $P3$ ) no proporcionan ningún beneficio (subconjunto 6 vs. subconjunto 2). Quizás esto sea debido a que estas medidas de la palma usan los tres puntos exteriores (Puntos 10, 11 y 12 en

(a) Estudio de la influencia de la medida  $L5$ .

(b) Estudio de la influencia de las anchuras de los dedos y de las medidas de la palma.

Figura 5.7: Comparación entre el rendimiento del sistema propuesto utilizando distintas configuraciones del vector de características y el rendimiento del sistema de referencia.

la Fig. 4.10) que no son extraídos directamente de la distancia radial al punto de referencia de la muñeca por lo que resulta más difícil estimar sus coordenadas.

Finalmente, en el Cuadro 5.5, podemos ver que la información básica aportada por las longitudes de los dedos (subconjunto 2) se beneficia de la incorporación de las anchuras de los dedos (subconjunto 7) al vector de características.

Otro resultado interesante es que el mejor EER alcanzado en el sistema propuesto (1,24%) es más bajo que el del sistema de referencia (2,97%). En concreto, el conjunto de características seleccionado produce una mejora relativa del 50% con respecto al sistema de referencia, utilizando el mismo protocolo experimental y base de datos.

#### 5.2.4. Conclusiones

- Las características relacionadas con el dedo pulgar son poco discriminantes.
- Las anchuras de la palma también producen un mal rendimiento.
- Las longitudes y anchuras de los cuatro dedos restantes (excluyendo el pulgar) es el subconjunto más discriminante de todos los propuestos.

## 5.3. Experimento 2: Segmentación en color

---

### 5.3.1. Descripción

Cuando trabajamos con imágenes en color puede ocurrir que la conversión a una escala de grises previamente al binarizado de la imagen no funcione adecuadamente. Como se vió en el capítulo 4, las imágenes en color tipo II (p.ej. imágenes de la base de datos Biosecure) convertidas a escala de grises presentan un histograma unimodal por lo que el método de Otsu no funciona adecuadamente para realizar la binarización de la imagen. En estos casos, se debe realizar una segmentación basada en color donde se crea un modelo del color de la piel. El objetivo del modelado del color de la piel es construir una regla de decisión que diferencie entre los píxeles de una imagen que corresponden al color de la piel y aquéllos que no. Principalmente, hay dos formas de hacerlo: mediante reglas fijas o basado en aprendizaje.

#### Reglas fijas

Este método consiste en definir, mediante unas reglas numéricas, los límites de la región correspondiente al color de la piel en un espacio de color determinado. Por ejemplo, en el trabajo [30] se definen unas reglas para modelar el color de la piel en el espacio de color RGB:

$$\begin{aligned} R > 95 \text{ and } G > 40 \text{ and } B > 20 \text{ and} \\ \text{máx}\{R, G, B\} - \text{mín}\{R, G, B\} > 15 \text{ and} \\ |R - G| > 15 \text{ and } R > G \text{ and } R > B \end{aligned} \tag{5.1}$$

Este método permite una clasificación rápida de los píxeles de una imagen debido a la simplicidad de las reglas de decisión. En contraposición, al ser un método estático no tiene mucha robustez ya que no es capaz de adaptarse a las condiciones del entorno de adquisición de las imágenes (p.ej. iluminación, fondo).

Existen otros métodos que trabajan en espacios de color distintos al RGB (p.ej. HSV, YCbCr, CMY). Existen trabajos que afirman que el color de la piel puede ser modelado, en el espacio HSV, con sólo dos dimensiones (Tono (H) y Saturación (S)). Este fenómeno podría resolver el problema de la iluminación ya que ésta sólo afectaría a la componente de Intensidad (V) de los píxeles de la imagen, que no interviene en el modelo de color de la piel.

#### Basado en aprendizaje

El fundamento de estos métodos reside en estimar la distribución de color de la piel por medio de entrenamiento, en lugar de derivar un modelo explícito. El resultado de este método suele ser una frontera de separación entre la región del color de la piel y todo aquello que no es piel, en el espacio de color en el que estemos trabajando. Para un píxel de una imagen, se determina si es piel o fondo en función de a qué lado de la frontera de decisión se sitúe.

La principal ventaja del modelo no paramétrico es que, teóricamente, es independiente de la forma de la distribución de la piel. Además, como el entrenamiento se realiza con imágenes reales obtenidas en las mismas condiciones de adquisición que las imágenes con las que va a trabajar el sistema, este modelo se adapta a las condiciones de iluminación, fondo, etc. Sin embargo, debido a que el etiquetado de las imágenes de entrenamiento se realiza de forma manual, se requiere mucho tiempo y con cualquier cambio que se produzca en el escenario de adquisición se debe recalcular el modelo.

### 5.3.2. Protocolo experimental

#### Reglas fijas

Una imagen está compuesta por  $N \times M$  píxeles, donde cada píxel almacena información de los tres canales de color (rojo (R), verde (G) y azul (B)). Los valores  $R$ ,  $G$  y  $B$  se almacenan con 8 bits por lo que cada uno de ellos puede representar 256 intensidades de color. Para cada píxel de la imagen de entrada, se introducen sus tres componentes ( $R$ ,  $G$  y  $B$ ) en la ecuación 5.1 para ver si se cumple. En caso afirmativo, el píxel se clasifica como piel.

Este procedimiento se realiza para todas las imágenes de la base de datos Biosecure y se observan las imágenes resultantes para evaluar el desempeño de este método de segmentación basado en color.

#### Basado en aprendizaje

Como se explicó anteriormente, primero debe realizarse un entrenamiento con imágenes etiquetadas manualmente para, posteriormente, evaluar cada píxel de la imagen de manera individual.

1. Para un conjunto de 25 usuarios de la base de datos Biosecure, se selecciona manualmente, de una de sus muestras, una zona que pertenezca al interior de la mano y otra zona que pertenezca al fondo de la imagen, tratando de recoger todas las tonalidades presentes tanto en la mano como en el fondo (ver ejemplos en Fig. 5.8). Con los píxeles de la zona de la mano y de la zona del fondo de las imágenes procedentes de los 25 usuarios de entrenamiento se crean dos clases: una que corresponde a la mano y otra que corresponde al fondo. Con estas dos clases se entrena un clasificador lineal (Linear Discriminant Analysis ó LDA) que produce como resultado una frontera de separación óptima entre ambas clases (ver Fig 5.9).

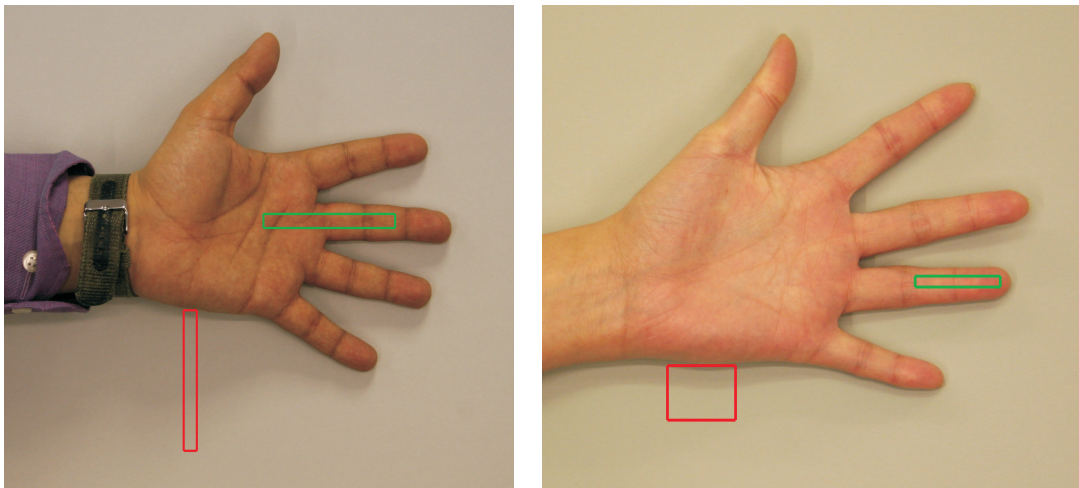


Figura 5.8: Ejemplo de etiquetado manual de píxeles de la mano (interior del rectángulo verde) y píxeles del fondo (interior del rectángulo rojo) en imágenes de entrenamiento.

2. Para cada imagen de la base de datos, se observa la posición de cada píxel de la imagen con respecto a la frontera de separación para determinar la probabilidad de pertenecer a cada una de las dos clases: piel y fondo. El píxel será asignado a la clase que obtenga mayor probabilidad. Finalmente, al igual que con las reglas fijas, se observan las imágenes resultantes tras este proceso y se evalúa, visualmente, la calidad de la segmentación.

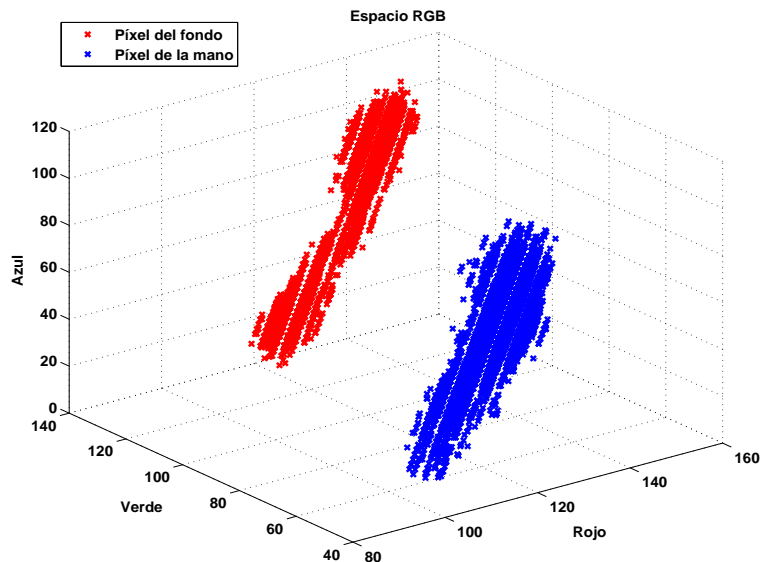


Figura 5.9: Espacio de color RGB de una imagen en color tipo II. La frontera de separación obtenida mediante un clasificador LDA (Linear Discriminant Analysis) sería un hiperplano situado entre las dos clases.

### 5.3.3. Resultados

En la Figura 5.10 se muestran las imágenes resultantes tras la segmentación basada en color, utilizando los dos métodos explicados, para tres imágenes de la base de datos Biosecure.

Como se puede observar, el modelo basado en aprendizaje produce, generalmente, una separación de la mano y el fondo mucho más definida. No obstante, en el tercer ejemplo de la Fig. 5.10 los resultados de dicho modelo no son demasiado buenos. Esto es debido a que entre las imágenes de entrenamiento del modelo no se incluyó ninguna que tuviese el fondo negro, como la del ejemplo mostrado. Por lo tanto, queda demostrado que, para la segmentación basada en color con modelos de aprendizaje, es importante recoger, durante la fase de entrenamiento del modelo, toda la variabilidad posible del fondo de la imagen así como de la tonalidad de la piel.

### 5.3.4. Conclusiones

A la vista de los resultados obtenidos, para la segmentación de imágenes en color tipo II utilizaremos el modelo basado en aprendizaje ya que produce mejores resultados que la segmentación mediante el método de Otsu (ver Sec. 4.2.1) y que la segmentación basada en reglas fijas.



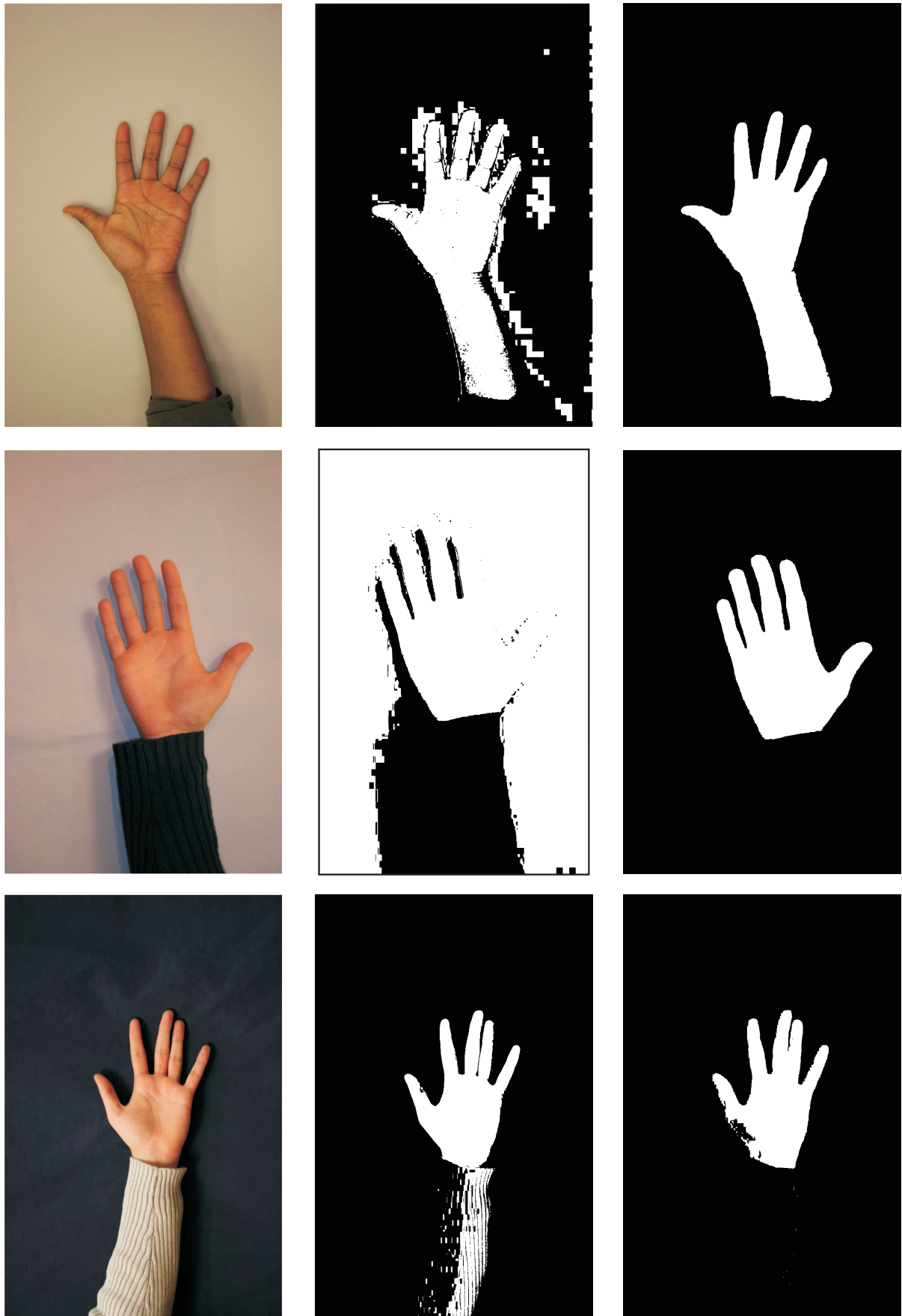


Figura 5.10: Resultados de la segmentación basada en color para imágenes de la base de datos Biosecure. Izquierda: Imágenes originales. Centro: Imágenes segmentadas con reglas fijas. Derecha: Imágenes segmentadas con el modelo basado en aprendizaje.

## 5.4. Experimento 3: Detección de muestras inválidas

### 5.4.1. Descripción

Las imágenes de la mano son, generalmente, obtenidas mediante un escáner o una cámara. En el primer caso, las imágenes escaneadas pueden presentar ruido debido a humedad presente en la superficie del escáner (p.ej. sudor de la mano), reflejos de la luz, deformación de los dedos (excesiva presión del usuario sobre la superficie), etc. En imágenes procedentes de una cámara, el mayor problema viene determinado por la sombra que proyecta la mano sobre el fondo debido a la iluminación. Estas condiciones, a su vez, afectan a la calidad de las imágenes adquiridas. En la Fig. 5.11 se muestran tres ejemplos de imágenes de mala calidad procedentes de la base de datos BiosecurID junto con las imágenes obtenidas tras la binarización de las mismas. Como se puede observar, es imposible sacar información útil de estas muestras.



Figura 5.11: Arriba: Ejemplos de imágenes de mala calidad de la base de datos BiosecurID. Abajo: Resultado de la binarización de dichas imágenes.

Las muestras de baja calidad incrementan la tasa de falso rechazo del sistema ( $FRR$ ), y por consiguiente reducen la tasa de aceptación positiva (True Acceptance Rate o  $TAR$ ), definida como  $1 - FRR$ . Estos errores imposibilitan el acceso a información o instalaciones a personas autorizadas. Por consiguiente, en sistemas de adquisición no supervisados es deseable detectar las muestras defectuosas para poder solicitar nueva información válida.

La arquitectura típica de un sistema automático de verificación basado en mano que incorpora detección de muestras inválidas, se muestra en la Figura 4.12.

En general, el cuerpo humano conserva ciertas proporciones (p.ej. la longitud de la mano es aproximadamente la décima parte de la altura de un hombre). Experimentalmente, hemos medido los cocientes  $r_1$  a  $r_3$  (ver Sec. 4.5) en un conjunto grande de muestras y hemos observado que esos cocientes son prácticamente constantes. Este hecho propicia que cada cociente  $r_i$  pueda

ser modelado por una función Gaussiana de media  $\mu_i$  y desviación típica pequeña  $\sigma_i$ .

### 5.4.2. Protocolo experimental

#### Caracterización de las constantes geométricas

Los parámetros que modelan las constantes geométricas ( $\mu_i$  y  $\sigma_i$ ) deberían ser, preferiblemente, extraídos de imágenes bien segmentadas. Una forma posible de hacer esto es lanzar, para cada usuario de la base de datos, comparaciones entre sus propias muestras. Después, se crea una lista con todas las puntuaciones (genuinas) producidas ordenadas de manera ascendente. Debido a que, en nuestro sistema, la comparación entre vectores de características está basada en una medida de disimilitud, las muestras involucradas en una puntuación genuina pequeña tienen una alta probabilidad de corresponder al mismo usuario. Por lo tanto, las muestras involucradas en las  $N$  primeras puntuaciones de la lista, al ser las puntuaciones más bajas, son las imágenes mejor segmentadas de la base de datos.

Para la caracterización de las constantes geométricas hemos seleccionado las muestras correspondientes a las 9000 puntuaciones más bajas producidas por las comparaciones genuinas de los 400 usuarios de la base de datos BiosecurID. De este modo, obtenemos un amplio conjunto de imágenes que, con alta probabilidad, son de buena calidad.

Para cada imagen de las seleccionadas anteriormente, se calculan los tres cocientes descritos en la Sec. 4.5.1 y se almacenan los valores obtenidos en un vector. Con este vector, de  $N$  filas  $\times$  3 columnas, se calculan tres histogramas que representen los valores más frecuentes de cada cociente. Finalmente, se calcula la media y la desviación estándar de cada relación, que serán los parámetros que la caracterizen.

#### Evaluación del rendimiento

En el Cuadro 5.6 se resume la organización de las imágenes de las bases de datos utilizadas para generar el modelo de usuario, los scores genuinos y los scores de impostor. Con los scores genuinos y de impostor podremos obtener el rendimiento del sistema.

Cuadro 5.6: Configuración experimental en el experimento de selección de características.

	BiosecurID	Biosecure
Modelo de usuario	Muestras disponibles de las sesiones 1 y 2	Muestras disponibles de la sesión 1
Scores genuinos	Modelo de usuario vs. muestras disponibles de las sesiones 1 y 2	Modelo de usuario vs. muestras disponibles de la sesión 2
Scores de impostor	Modelo de usuario vs. primera muestra disponible de las sesiones 3 ó 4	Modelo de usuario vs. primera muestra disponible de la sesión 2

Cuando el modelo de usuario está compuesto por más de una muestra, el score final asociado a un vector de características dado se calcula haciendo la media aritmética entre los scores parciales ( $score[i]$ ) obtenidos de la comparación entre el vector de características de la muestra actual y los vectores de características que componen el modelo de usuario. Si el modelo tiene  $N$  imágenes:

$$score_{final} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N score[i] \quad (5.2)$$

para  $i = 1, \dots, N$

Cuadro 5.7: Parámetros del modelo de caracterización.

Medida geométrica	$\mu$	$\sigma$
$r_1$	1,2894	0,0564
$r_2$	1,0676	0,0256
$r_3$	1,1103	0,0349

### 5.4.3. Resultados

En las siguientes secciones primero mostramos los resultados correspondientes a las constantes geométricas. Después, estudiamos el rendimiento del sistema para diferentes rangos de validez (ver sec. 4.5). Los rendimientos globales del sistema se muestran por medio de curvas DET.

#### Caracterización de las constantes geométricas

En el Cuadro 5.7 se muestran los parámetros, calculados empíricamente, que definen las constantes geométricas. Además, en las Figuras 5.12, 5.13 y 5.14 se han representado los tres histogramas obtenidos junto con las distribuciones normales de probabilidad que los caracterizan, estimadas a partir de los parámetros  $\mu$  y  $\sigma$  del Cuadro 5.7.

#### Evaluación del rendimiento

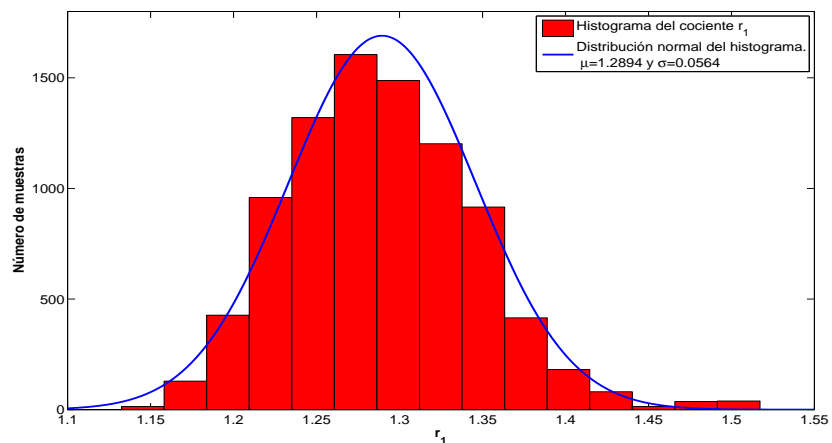
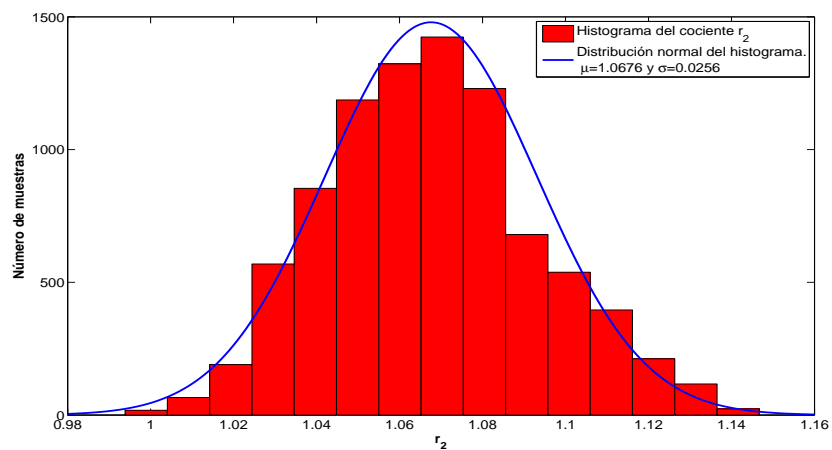
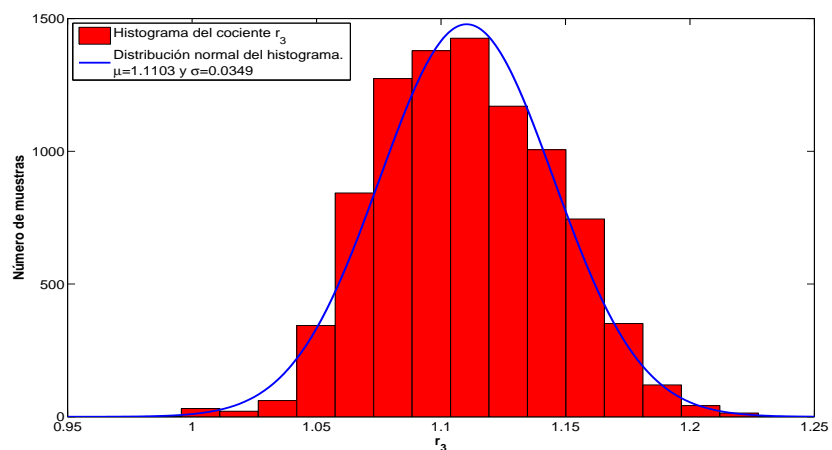
En la Fig. 5.15(a,b) se muestra, para ambos escenarios, el rendimiento en verificación usando diferentes configuraciones. En concreto, se muestran los resultados para tres situaciones: sin detección de validez (Sin DV) y con detección de validez (DV) para  $k = 6$  y  $k = 3$ . Se puede observar que, en los dos escenarios, el rendimiento crece a medida que se descartan más muestras inválidas. Mientras que en BiosecurID (Fig. 5.15(a)) la tasa de error del sistema puede ser reducida desde el 2,8 % EER hasta el 0,15 % EER, en Biosecure (Fig. 5.15(b)) la mejora de rendimiento es menos significativa (desde el 22 % EER hasta el 8 % EER).

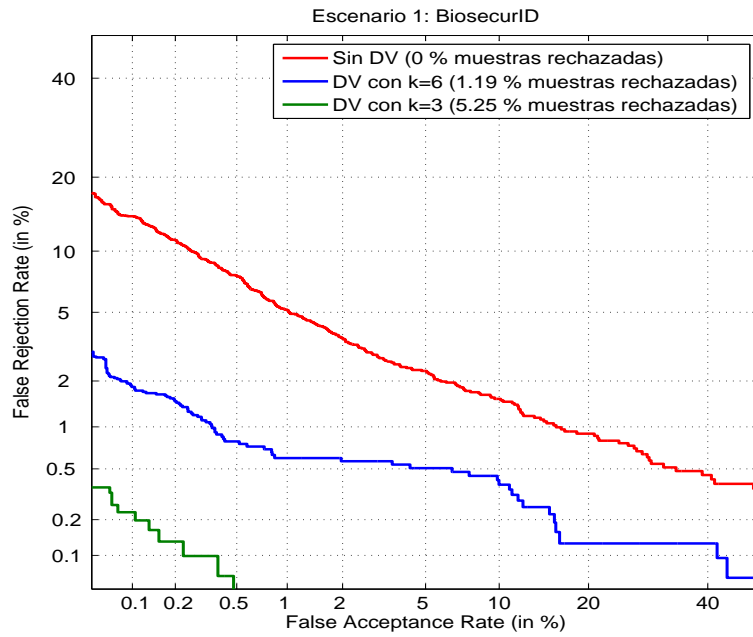
En la Fig. 5.16(a,b) mostramos el EER según rechazamos usuarios con un número creciente de muestras inválidas. Para BiosecurID (Fig. 5.16(a)), podemos observar que las muestras inválidas más dañinas están concentradas en sólo dos o tres usuarios y, cuando estos usuarios son rechazados, el EER mejora desde el 2,8 % al 0,15 %. Por otro lado, la Fig. 5.16(b) muestra que, en el segundo escenario, la mayoría de los usuarios tienen muestras que no cumplen nuestro criterio de validez porque para reducir el error al 50 %, al menos es necesario rechazar el 20 % de los usuarios. Esto puede ser debido al fondo no uniforme que dificulta la segmentación de las imágenes en el segundo caso. Además, la gran diferencia de rendimiento observada entre los dos escenarios (Fig. 5.15(a) vs. Fig. 5.15(b)) puede ser una consecuencia del mismo factor. Estos resultados demuestran la utilidad del módulo de detección de validez.

Si consideramos una aplicación práctica, donde el rendimiento del sistema puede ser tan importante como la comodidad del usuario, el parámetro  $k$  puede ser ajustado para equilibrar el EER y el porcentaje de muestras rechazadas. Por ejemplo, la Fig. 5.17 muestra el valor óptimo de  $k$ , para la base de datos BiosecurID, que maximiza la función

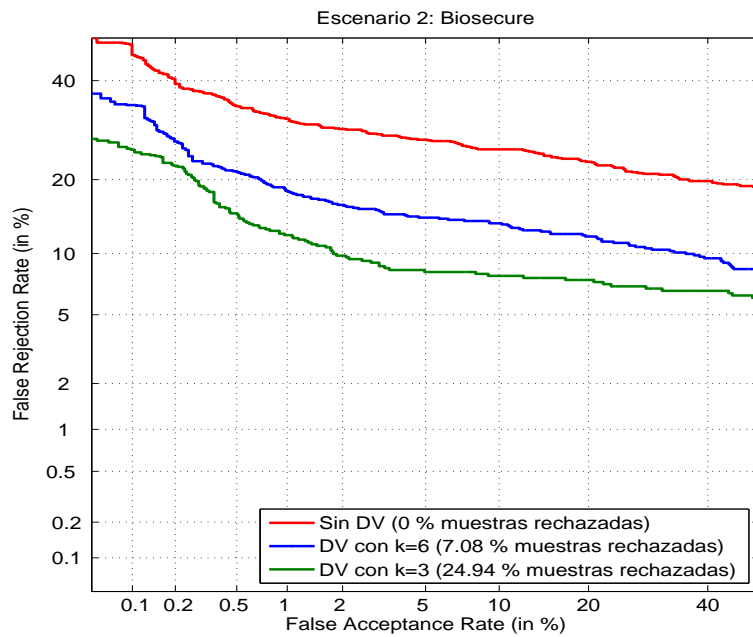
$$f = \frac{1}{EER \times Rechazo} \quad (5.3)$$

donde  $EER$  significa Equal Error Rate y  $Rechazo$  es el porcentaje de muestras rechazadas. En este ejemplo, la combinación óptima se alcanza para  $k = 3,7$ , lo que produce un  $EER$  del 0,16 % y una tasa de rechazo del 2,25 %.

Figura 5.12: Histograma del cociente  $r_1$ .Figura 5.13: Histograma del cociente  $r_2$ .Figura 5.14: Histograma del cociente  $r_3$ .



(a) Base de datos BiosecurID.



(b) Base de datos Biosecure.

Figura 5.15: Comparación del rendimiento obtenido para distintos valores de  $k$ .

#### 5.4.4. Conclusiones

- La detección y eliminación de muestras inválidas aumenta significativamente el rendimiento del sistema.
- Además, el parámetro ajustable  $k$  permite controlar el EER a costa de aumentar/reducir la tasa de rechazo de usuarios.
- Se propone una función que equilibra el porcentaje de muestras rechazadas y de EER.



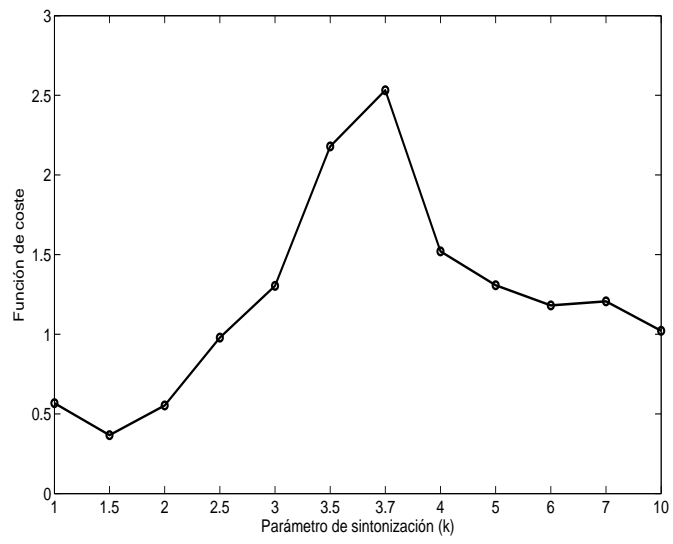


Figura 5.17: Ejemplo de compromiso entre error y porcentaje de rechazo.



# 6

## Conclusiones y trabajo futuro

### 6.1. Conclusiones

---

En una sociedad interconectada como la nuestra, los sistemas de reconocimiento biométrico están sustituyendo, cada vez con mayor frecuencia, a los sistemas de identificación tradicionales. El uso de la geometría de la mano como rasgo biométrico presenta ciertas ventajas (p.ej. aceptación, facilidad de uso, bajo coste computacional) que lo convierten en un rasgo interesante para determinadas aplicaciones (p.ej. control de accesos). En este proyecto se ha realizado el diseño e implementación de un sistema biométrico basado en geometría de la mano que proporciona una identificación fiable en poblaciones de tamaño mediano.

Los experimentos realizados para seleccionar un conjunto de características discriminante han demostrado que las medidas geométricas realizadas sobre el dedo pulgar ( $L5$ ) no son robustas (desde el 9,66 % EER para el conjunto de características  $L1, L2, L3, L4, L5$  hasta el 1,64 % EER para el conjunto de características  $L1, L2, L3, L4$ ). Esto puede ser debido a la movilidad de este dedo, que dificulta el cálculo de sus puntos característicos. Sin embargo, la información proporcionada por los otros cuatro dedos resulta de gran utilidad para determinar la identidad de un individuo. En particular, las longitudes y anchuras principales de los cuatro dedos de la mano (excluyendo el pulgar) forman un conjunto de características de reducidas dimensiones (12 coeficientes) con alta capacidad discriminante. Sobre una base de datos de 50 usuarios se ha evaluado el rendimiento del sistema propuesto con dicho conjunto de características y el rendimiento de un sistema contrastado tomado como referencia. Los resultados del sistema propuesto (1,24 % EER) han disminuido en más de un 50 % el error alcanzado por un sistema de referencia proporcionado por otros autores (2,97 % EER).

La segmentación basada en color resulta ser una alternativa eficaz para segmentar aquellas imágenes en color en las que el método de Otsu no proporciona resultados aceptables. En concreto, el modelado basado en aprendizaje del color de la piel junto con un clasificador lineal (LDA) ha funcionado bastante bien en las tareas de segmentación de las imágenes de mano de la base de datos Biosecure, donde el método de Otsu y el modelado con reglas fijas han fracasado.

Durante la etapa de adquisición de las imágenes, muestras de baja calidad pueden ser obtenidas. Si estas muestras pasan desapercibidas, el falso rechazo del sistema (porcentaje de usuarios genuinos a los que se les deniega el acceso) aumenta considerablemente. Nuestra propuesta ha sido desarrollar un algoritmo de detección automática de muestras inválidas mediante una serie de restricciones anatómicas de los dedos de la mano. Como se ha visto en los experimentos, la detección y descarte de las muestras de baja calidad produce una mejora significativa del rendi-

miento del sistema (desde el 2,8 % EER hasta el 0,15 % EER en BiosecurID y desde el 22 % EER hasta el 8 % EER en Biosecure). Además, observando la distribución de las muestras inválidas entre los usuarios, hemos podido deducir las posibles causas de esta baja calidad. Mientras que en BiosecurID las muestras inválidas se concentran en 2 ó 3 usuarios, en Biosecure están repartidas entre muchos más usuarios. En el primer caso, esto puede ser debido a un problema puntual en el proceso de adquisición (suciedad de la superficie del escáner, incorrecto posicionamiento de la mano). Sin embargo, en el segundo caso, debido a la naturaleza de las imágenes el proceso de segmentación basado en color presenta dificultades a la hora de obtener un contorno preciso de la mano. Esto provoca como consecuencia que el rendimiento obtenido en esta base de datos sea un orden de magnitud inferior que en BiosecurID (22 % EER frente a 2,8 % EER).

## 6.2. Trabajo futuro

---

En cuanto al trabajo futuro, se listan a continuación varias líneas de investigación:

- **Experimentos de selección automática de características:** En este proyecto se han realizado experimentos de selección de características de forma manual. Existen algoritmos (p.ej. SFFS o Sequential Floating Forward Selection) que realizan este proceso de manera automática, es decir, reciben un conjunto inicial de  $N$  características y devuelven un subconjunto de  $M$  características ( $M \leq N$ ) que minimiza una función de coste (p.ej. EER). Esto permitiría considerar un conjunto inicial de características mucho más amplio que el que hemos considerado en este trabajo.
- **Uso de medidas de calidad:** En el sistema desarrollado hemos realizado una medida de calidad que únicamente discrimina entre muestras válidas/inválidas. Lo ideal sería disponer de medidas de calidad que indiquen, cuantitativamente, la calidad de la imagen de entrada. De este modo, se podría realizar procesamiento basado en calidad en las diferentes etapas del sistema como, por ejemplo, ajustar el umbral de decisión en función de la calidad de la muestra o realizar un procesado alternativo para las imágenes de baja calidad.
- **Fusión con huella palmar:** En las imágenes con las que hemos trabajado en este proyecto también se puede obtener la huella palmar de la mano. Este rasgo biométrico presenta un mayor nivel discriminativo que la geometría de la mano, pero requiere más complejidad en el procesado. Nuestro objetivo es diseñar un sistema independiente de autenticación utilizando la información biométrica contenida en la huella palmar. Finalmente, se podrían fusionar los dos sistemas desarrollados (geometría y huella palmar) para aumentar el rendimiento obtenido con el sistema basado en geometría de la mano.



## Bibliografía

- [1] Anil K. Jain, Arun Ross, and Salil Prabhakar. An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techn.*, 14(1):4–20, 2004.
- [2] Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos, and Javier Ortega-Garcia. Comparison of distance-based features for hand geometry authentication. In Julian Fierrez, Javier Ortega-Garcia, Anna Esposito, Andrzej Drygajlo, and Marcos Faundez-Zanuy, editors, *Proceedings of BioID-Multicomm 2009*, volume 5707 of *LNCS*, pages 325–332. Springer, September 2009.
- [3] Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos, Maria Puertas, and Javier Ortega-Garcia. Detecting invalid samples in hand geometry verification through geometric measurements. *Workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-based Biometrics, International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul, August 2010 (to appear).
- [4] Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos, Maria Puertas, and Javier Ortega-Garcia. Detección de muestras inválidas en sistemas basados en geometría de la mano utilizando medidas geométricas. *V Jornadas de Reconocimiento Biométrico de Personas*, Huesca, Septiembre 2010 (aceptado).
- [5] Anil K. Jain, Sarat C. Dass, and Karthik Nandakumar. Soft biometric traits for personal recognition systems. In *Proc. ICBA*, pages 731–738, 2004.
- [6] Anil K. Jain, Patrick J. Flynn, and Arun Ross. *Handbook of Biometrics*. Springer, 2007.
- [7] A. Martin, G. Doddington, T. Kamm, M. Ordowski, and M. Przybocki. The det curve in assessment of detection task performance. In *Proceedings of the European Conference on Speech Communication and Technology*, pages 1895–1898, 1997.
- [8] Patrick Grother and Elham Tabassi. Performance of biometric quality measures. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 29(4):531–543, 2007.
- [9] J. Renaghan. Etched in stone. *Zoogoer*, August 1997.
- [10] Yaroslav Bulatov, Sachin Jambawalikar, Piyush Kumar, and Saurabh Sethia. Peg-free hand shape verification using high order zernike moments. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Workshop on Biometrics (in conjunction with the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition)*, New York, volume 2, pages 40–47, June 2006.
- [11] Guilherme Boreki and Alessandro Zimmer. Hand geometry: A new approach for feature extraction. In *Proceedings of the Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*, pages 149–154, 2005.
- [12] Erdem Yörük, Ender Konukoglu, Bülent Sankur, and Jérôme Darbon. Shape-based hand recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(7):1803–1815, 2006.
- [13] Xiaoqian Jiang, Wanhong Xu, Latanya Sweeney, Yiheng Li, Ralph Gross, and Daniel Yurovsky. New directions in contact free hand recognition. In *Proc. ICIP*, pages 389–392, 2007.

- 
- [14] Anil K. Jain, Arun Ross, and Sharath Pankanti. A prototype hand geometry-based verification system. *2nd Int. Conference on Audio- and Video-based Personal Authentication (AVBPA), Washington*, pages 166–171, March 1999.
- [15] Matteo Golfarelli, Dario Maio, and Davide Maltoni. On the error-reject trade-off in biometric verification systems. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 19(7):786–796, 1997.
- [16] Raul Sanchez-Reillo, Carmen Sanchez-Avila, and Ana Gonzalez-Marcos. Biometric identification through hand geometry measurements. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 22(10):1168–1171, 2000.
- [17] Santiago Gonzalez, Carlos M. Travieso, Jesús B. Alonso, and Miguel A. Ferrer. Automatic biometric identification system by hand geometry. In *Proceedings of 37th IEEE International Carnahan Conference on Security and Technology*, pages 39–41, 2003.
- [18] Cenker Öden, Aytül Erçil, and Burak Büke. Combining implicit polynomials and geometric features for hand recognition. *Pattern Recognition Letters*, 24(13):2145–2152, 2003.
- [19] Anil K. Jain and Nicolae Duta. Deformable matching of hand shapes for user verification. In *Proc. ICIP*, pages 857–861, 1999.
- [20] Yaroslav Bulatov, Sachin Jambawalikar, Piyush Kumar, and Saurabh Sethia. Hand recognition using geometric classifiers. In *ICBA*, pages 753–759, 2004.
- [21] Ajay Kumar, David C. M. Wong, Helen C. Shen, and Anil K. Jain. Personal verification using palmprint and hand geometry biometric. In *AVBPA*, pages 668–678, 2003.
- [22] Raul Sánchez-Reillo. Hand geometry pattern recognition through gaussian mixture modeling. In *Proc. ICPR*, pages 2937–2940, 2000.
- [23] Cenker Öden, Aytül Erçil, Vedat Taylan Yildiz, Hikmet Kirmizitas, and Burak Büke. Hand recognition using implicit polynomials and geometric features. In *AVBPA*, pages 336–341, 2001.
- [24] Raymond Veldhuis, Asker Bazen, Wim Booij, and Anne Hendrikse. A comparison of hand-geometry recognition methods based on low- and high-level features. In *Proceedings of the 15th Annual Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing (ProRISC), Veldhoven, Netherlands*, pages 326–330, 2004.
- [25] Guilherme Boreki and Alessandro Zimmer. Hand geometry feature extraction through curvature profile analysis. In <http://w3.impa.br/~lvelho/sibgrapi2005/html/p13063/p13063.pdf>.
- [26] Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 9(1):62–66, jan. 1979.
- [27] J. Fierrez, J. Galbally, J. Ortega-Garcia, M. R. Freire, F. Alonso-Fernandez, D. Ramos, D. T. Toledano, J. Gonzalez-Rodriguez, J. A. Siguenza, J. Garrido-Salas, E. Anguiano, G. Gonzalez de Rivera, R. Ribalda, M. Faundez-Zanuy, J. A. Ortega, V. Cardeñoso-Payo, A. Vilorio, C. E. Vivaracho, Q. I. Moro, J. J. Igarza, J. Sanchez, I. Hernaez, C. Orrite-Uruñuela, F. Martinez-Contreras, and J. J. Gracia-Roche. Biosecrid: A multimodal biometric database. *Pattern Analysis and Applications*, 13(2):235–246, May 2010.
- [28] J.Ortega-Garcia, J.Fierrez, F.Alonso-Fernandez, J.Galbally, M.R.Freire, J.Gonzalez-Rodriguez, C.Garcia-Mateo, J.-L.Alba-Castro, E.Gonzalez-Agulla, E.Otero-Muras, S.Garcia-Salicetti, L.Allano, B.Ly-Van, B.Dorizzi, J.Kittler, T.Bourlai, N.Poh, F.Deravi, M.W.R.Ng, M.Fairhurst, J.Hennebert, A.Humm, M.Tistarelli, L.Brodo, J.Richiardi, A.Drygajlo, H.Ganster, F.M.Sukno, S.-K.Pavani, A.Frangi, L.Akarun, and A.Savran. The multi-scenario multi-environment biosecure multimodal database (bmdb). *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(6):1097–1111, June 2010.
-

- [29] Geoffroy Fouquier, Laurence Likforman-Sulem, Jérôme Darbon, and Bülent Sankur. The biosecure geometry-based system for hand modality. In *Proc. ICASSP*, pages 801–804, 2007.
- [30] Jure Kovac, Peter Peer, and Franc Solina. Human skin colour clustering for face detection. In *submitted to EUROCON 2003 - International Conference on Computer as a Tool*.





## Presupuesto

<b>1) Ejecución Material</b>	
▪ Compra de ordenador personal (Software incluido)	1.500 €
▪ Alquiler de impresora láser durante 6 meses	50 €
▪ Material de oficina	150 €
▪ Total de ejecución material	1.700 €
<b>2) Gastos generales</b>	
▪ 16 % sobre Ejecución Material	272 €
<b>3) Beneficio Industrial</b>	
▪ 6 % sobre Ejecución Material	102 €
<b>4) Honorarios Proyecto</b>	
▪ 640 horas a 15 €/ hora	9600 €
<b>5) Material fungible</b>	
▪ Gastos de impresión	80 €
▪ Encuadernación	180 €
<b>6) Subtotal del presupuesto</b>	
▪ Subtotal Presupuesto	11.560 €
<b>7) I.V.A. aplicable</b>	
▪ 16 % Subtotal Presupuesto	1.849,6 €
<b>8) Total presupuesto</b>	
▪ Total Presupuesto	13.409,6 €

Madrid, Julio 2010  
El Ingeniero Jefe de Proyecto

Fdo.: Javier Burgués Calderón  
Ingeniero Superior de Telecomunicación







## Pliego de condiciones

### Pliego de condiciones

Este documento contiene las condiciones legales que guiarán la realización, en este proyecto, de un *Reconocimiento biométrico de personas basado en imágenes de la mano*. En lo que sigue, se supondrá que el proyecto ha sido encargado por una empresa cliente a una empresa consultora con la finalidad de realizar dicho sistema. Dicha empresa ha debido desarrollar una línea de investigación con objeto de elaborar el proyecto. Esta línea de investigación, junto con el posterior desarrollo de los programas está amparada por las condiciones particulares del siguiente pliego.

Supuesto que la utilización industrial de los métodos recogidos en el presente proyecto ha sido decidida por parte de la empresa cliente o de otras, la obra a realizar se regulará por las siguientes:

#### *Condiciones generales.*

1. La modalidad de contratación será el concurso. La adjudicación se hará, por tanto, a la proposición más favorable sin atender exclusivamente al valor económico, dependiendo de las mayores garantías ofrecidas. La empresa que somete el proyecto a concurso se reserva el derecho a declararlo desierto.
2. El montaje y mecanización completa de los equipos que intervengan será realizado totalmente por la empresa licitadora.
3. En la oferta, se hará constar el precio total por el que se compromete a realizar la obra y el tanto por ciento de baja que supone este precio en relación con un importe límite si este se hubiera fijado.
4. La obra se realizará bajo la dirección técnica de un Ingeniero Superior de Telecomunicación, auxiliado por el número de Ingenieros Técnicos y Programadores que se estime preciso para el desarrollo de la misma.
5. Aparte del Ingeniero Director, el contratista tendrá derecho a contratar al resto del personal, pudiendo ceder esta prerrogativa a favor del Ingeniero Director, quien no estará obligado a aceptarla.
6. El contratista tiene derecho a sacar copias a su costa de los planos, pliego de condiciones y presupuestos. El Ingeniero autor del proyecto autorizará con su firma las copias solicitadas por el contratista después de confrontarlas.

- 
7. Se abonará al contratista la obra que realmente ejecute con sujeción al proyecto que sirvió de base para la contratación, a las modificaciones autorizadas por la superioridad o a las órdenes que con arreglo a sus facultades le hayan comunicado por escrito al Ingeniero Director de obras siempre que dicha obra se haya ajustado a los preceptos de los pliegos de condiciones, con arreglo a los cuales, se harán las modificaciones y la valoración de las diversas unidades sin que el importe total pueda exceder de los presupuestos aprobados. Por consiguiente, el número de unidades que se consignan en el proyecto o en el presupuesto, no podrá servirle de fundamento para entablar reclamaciones de ninguna clase, salvo en los casos de rescisión.
  8. Tanto en las certificaciones de obras como en la liquidación final, se abonarán los trabajos realizados por el contratista a los precios de ejecución material que figuran en el presupuesto para cada unidad de la obra.
  9. Si excepcionalmente se hubiera ejecutado algún trabajo que no se ajustase a las condiciones de la contrata pero que sin embargo es admisible a juicio del Ingeniero Director de obras, se dará conocimiento a la Dirección, proponiendo a la vez la rebaja de precios que el Ingeniero estime justa y si la Dirección resolviera aceptar la obra, quedará el contratista obligado a conformarse con la rebaja acordada.
  10. Cuando se juzgue necesario emplear materiales o ejecutar obras que no figuren en el presupuesto de la contrata, se evaluará su importe a los precios asignados a otras obras o materiales análogos si los hubiere y cuando no, se discutirán entre el Ingeniero Director y el contratista, sometiéndolos a la aprobación de la Dirección. Los nuevos precios convenidos por uno u otro procedimiento, se sujetarán siempre al establecido en el punto anterior.
  11. Cuando el contratista, con autorización del Ingeniero Director de obras, emplee materiales de calidad más elevada o de mayores dimensiones de lo estipulado en el proyecto, o sustituya una clase de fabricación por otra que tenga asignado mayor precio o ejecute con mayores dimensiones cualquier otra parte de las obras, o en general, introduzca en ellas cualquier modificación que sea beneficiosa a juicio del Ingeniero Director de obras, no tendrá derecho sin embargo, sino a lo que le correspondería si hubiera realizado la obra con estricta sujeción a lo proyectado y contratado.
  12. Las cantidades calculadas para obras accesorias, aunque figuren por partida alzada en el presupuesto final (general), no serán abonadas sino a los precios de la contrata, según las condiciones de la misma y los proyectos particulares que para ellas se formen, o en su defecto, por lo que resulte de su medición final.
  13. El contratista queda obligado a abonar al Ingeniero autor del proyecto y director de obras así como a los Ingenieros Técnicos, el importe de sus respectivos honorarios facultativos por formación del proyecto, dirección técnica y administración en su caso, con arreglo a las tarifas y honorarios vigentes.
  14. Concluida la ejecución de la obra, será reconocida por el Ingeniero Director que a tal efecto designe la empresa.
  15. La garantía definitiva será del 4 % del presupuesto y la provisional del 2 %.
  16. La forma de pago será por certificaciones mensuales de la obra ejecutada, de acuerdo con los precios del presupuesto, deducida la baja si la hubiera.
  17. La fecha de comienzo de las obras será a partir de los 15 días naturales del replanteo oficial de las mismas y la definitiva, al año de haber ejecutado la provisional, procediéndose si no existe reclamación alguna, a la reclamación de la fianza.
  18. Si el contratista al efectuar el replanteo, observase algún error en el proyecto, deberá comunicarlo en el plazo de quince días al Ingeniero Director de obras, pues transcurrido ese plazo será responsable de la exactitud del proyecto.

- 
19. El contratista está obligado a designar una persona responsable que se entenderá con el Ingeniero Director de obras, o con el delegado que éste designe, para todo relacionado con ella. Al ser el Ingeniero Director de obras el que interpreta el proyecto, el contratista deberá consultarle cualquier duda que surja en su realización.
  20. Durante la realización de la obra, se girarán visitas de inspección por personal facultativo de la empresa cliente, para hacer las comprobaciones que se crean oportunas. Es obligación del contratista, la conservación de la obra ya ejecutada hasta la recepción de la misma, por lo que el deterioro parcial o total de ella, aunque sea por agentes atmosféricos u otras causas, deberá ser reparado o reconstruido por su cuenta.
  21. El contratista, deberá realizar la obra en el plazo mencionado a partir de la fecha del contrato, incurriendo en multa, por retraso de la ejecución siempre que éste no sea debido a causas de fuerza mayor. A la terminación de la obra, se hará una recepción provisional previo reconocimiento y examen por la dirección técnica, el depositario de efectos, el interventor y el jefe de servicio o un representante, estampando su conformidad el contratista.
  22. Hecha la recepción provisional, se certificará al contratista el resto de la obra, reservándose la administración el importe de los gastos de conservación de la misma hasta su recepción definitiva y la fianza durante el tiempo señalado como plazo de garantía. La recepción definitiva se hará en las mismas condiciones que la provisional, extendiéndose el acta correspondiente. El Director Técnico propondrá a la Junta Económica la devolución de la fianza al contratista de acuerdo con las condiciones económicas legales establecidas.
  23. Las tarifas para la determinación de honorarios, reguladas por orden de la Presidencia del Gobierno el 19 de Octubre de 1961, se aplicarán sobre el denominado en la actualidad "Presupuesto de Ejecución de Contrata" y anteriormente llamado "Presupuesto de Ejecución Material" que hoy designa otro concepto.

### ***Condiciones particulares.***

La empresa consultora, que ha desarrollado el presente proyecto, lo entregará a la empresa cliente bajo las condiciones generales ya formuladas, debiendo añadirse las siguientes condiciones particulares:

1. La propiedad intelectual de los procesos descritos y analizados en el presente trabajo, pertenece por entero a la empresa consultora representada por el Ingeniero Director del Proyecto.
2. La empresa consultora se reserva el derecho a la utilización total o parcial de los resultados de la investigación realizada para desarrollar el siguiente proyecto, bien para su publicación o bien para su uso en trabajos o proyectos posteriores, para la misma empresa cliente o para otra.
3. Cualquier tipo de reproducción aparte de las reseñadas en las condiciones generales, bien sea para uso particular de la empresa cliente, o para cualquier otra aplicación, contará con autorización expresa y por escrito del Ingeniero Director del Proyecto, que actuará en representación de la empresa consultora.
4. En la autorización se ha de hacer constar la aplicación a que se destinan sus reproducciones así como su cantidad.
5. En todas las reproducciones se indicará su procedencia, explicitando el nombre del proyecto, nombre del Ingeniero Director y de la empresa consultora.
6. Si el proyecto pasa la etapa de desarrollo, cualquier modificación que se realice sobre él, deberá ser notificada al Ingeniero Director del Proyecto y a criterio de éste, la empresa consultora decidirá aceptar o no la modificación propuesta.

- 
7. Si la modificación se acepta, la empresa consultora se hará responsable al mismo nivel que el proyecto inicial del que resulta el añadirla.
  8. Si la modificación no es aceptada, por el contrario, la empresa consultora declinará toda responsabilidad que se derive de la aplicación o influencia de la misma.
  9. Si la empresa cliente decide desarrollar industrialmente uno o varios productos en los que resulte parcial o totalmente aplicable el estudio de este proyecto, deberá comunicarlo a la empresa consultora.
  10. La empresa consultora no se responsabiliza de los efectos laterales que se puedan producir en el momento en que se utilice la herramienta objeto del presente proyecto para la realización de otras aplicaciones.
  11. La empresa consultora tendrá prioridad respecto a otras en la elaboración de los proyectos auxiliares que fuese necesario desarrollar para dicha aplicación industrial, siempre que no haga explícita renuncia a este hecho. En este caso, deberá autorizar expresamente los proyectos presentados por otros.
  12. El Ingeniero Director del presente proyecto, será el responsable de la dirección de la aplicación industrial siempre que la empresa consultora lo estime oportuno. En caso contrario, la persona designada deberá contar con la autorización del mismo, quien delegará en él las responsabilidades que ostente.





## Publicaciones

**Título:** Comparison of Distance-Based Features for Hand Geometry Authentication  
**Autores:** Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos and Javier Ortega-Garcia  
**Conferencia:** BioID\_MultiComm, September 2009, Madrid  
**Estado:** Publicado en LNCS 5707, pp. 325-332, 2009. Springer-Verlag Berlin Heidelberg

---

**Título:** Detecting Invalid Samples in Hand Geometry Verification Through Geometric Measurements  
**Autores:** Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos, Maria Puertas and Javier Ortega-Garcia  
**Conferencia:** Emerging Techniques and Challenges for Hand-based Biometrics (ETCHB), August 2010, Istanbul  
**Estado:** Aceptado

---

**Título:** Detección de muestras inválidas en sistemas basados en geometría de la mano utilizando medidas geométricas  
**Autores:** Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos, Maria Puertas and Javier Ortega-Garcia  
**Conferencia:** V Jornadas de Reconocimiento Biométrico de Personas (JRBP), Septiembre 2010, Zaragoza  
**Estado:** Aceptado





# Comparison of Distance-Based Features for Hand Geometry Authentication

Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos, and Javier Ortega-Garcia

ATVS - Biometric Recognition Group, EPS, Universidad Autonoma de Madrid,  
Campus de Cantoblanco, C/ Francisco Tomas y Valiente 11, 28049 Madrid, Spain  
{javier.burgues, julian.fierrez, daniel.ramos,  
javier.ortega}@uam.es

**Abstract.** A hand-geometry recognition system is presented. The development and evaluation of the system includes feature selection experiments using an existing publicly available hand database (50 users, 500 right hand images). The obtained results show that using a very small feature vector high recognition rates can be achieved. Additionally, various experimental findings related to feature selection are obtained. For example, we show that the least discriminative features are related to the palm geometry and thumb shape. A comparison between the proposed system and a reference one is finally given, showing the remarkable performance obtained in the present development when considering the best feature combination.

**Keywords:** Hand geometry, biometrics, feature selection.

## 1 Introduction

Nowadays, people identification to control access to certain services or facilities is a very important task. The traditional method to assert that a person is authorized to perform an action (e.g. using a credit card) was the use of a password. This kind of identification methods has the problem of usually requiring long and complicated passwords to augment the security level, at the cost of user inconvenience.

People identification through biometric traits is a possible solution to enable secure identification in a user convenient way [1]. In biometric systems, users are automatically recognized by their physiological or behavioral characteristics (e.g. fingerprint, iris, face, hand, signature, etc.) In the present work, we focus on hand biometrics. Traditional hand recognition systems can be split in three modalities: geometry, texture and hybrid. We concentrate our efforts in the first one due to its simplicity.

In the literature, several hand geometry recognition systems have been developed [2-4]. For example, in [2] a hand recognition system is presented based on various fingers widths, heights, deviations and angles. The work described in [3] treats the

fingers individually by rotating and separating them from the hand. Oden *et al.* [4] used the finger shapes represented with fourth degree implicit polynomials.

On the other hand, in [5] only palm texture information of the hand is used to identify a user. Finally, a third kind of hand recognition methods employ fusion of hand geometry and texture, as for example [6].

As mentioned before, the present work is focused on hand geometry. In particular, we implement and study a distance-based hand verification system based on hand geometry features inspired by previous works [2,8]. These features are compared in order to find new insights into their discriminative capabilities. As a result, we obtain a series of experimental findings such as the instability of features related to the thumb shape and location. A comparison between the proposed system and a reference one is finally given, showing the remarkable performance obtained in the present development when considering the best feature combination.

The rest of the paper is structured as follows. In section 2 we describe the processing blocks of our authentication system based on hand geometry. Section 3 describes the experimental results and observations obtained related to feature selection. Finally, conclusions are drawn in section 5, together with the future work.

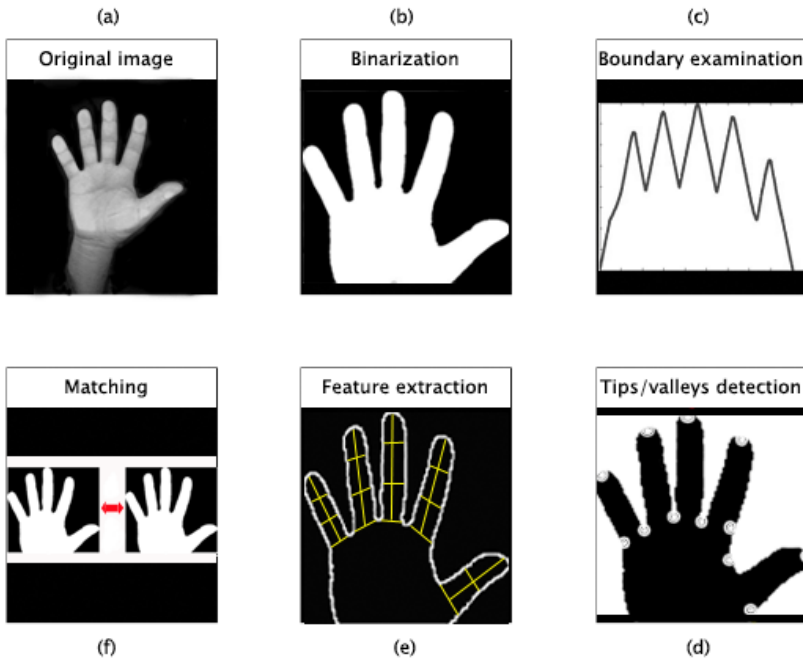
## 2 Distance-Based Hand Geometry Authentication

The global architecture of our system is shown in Fig. 1. The first step is a hand boundary extraction module, from which the hand silhouette is obtained. The radial distance from a fixed reference point is then computed for the silhouette to find, for all fingers, their valleys and tips coordinates. Then, some distance-based measures considering these reference points are calculated to conform the feature vector representation of the hands. Given test and enrolled hands, the matching is based on a distance measure between their feature vectors.

### 2.1 Boundary Extraction

Input images are first converted to a gray scale and then binarized using Otsu's method. A morphological closing with a small circle used as structuring element removes spurious irregularities. After that, we search for the connected components present in the image assuming that the largest component is the hand and the others (if any) are potentially disconnected fingers or noise. Various shape measures are computed for the disconnected components found in order to detect disconnected fingers (e.g. due to rings), case in which we reconnect the finger to the hand using morphological operations.

Once the hand boundary is extracted, we detect the wrist region. To do so, we search for the segment perpendicular to the major axis of the hand, closest to the center of the palm with a length equal or less than half of the maximum palm width (see Fig. 1 for example images).



**Fig. 1.** Block diagram of the main steps followed in our system to extract features and matching two hands. Original image (a) is first binarized (b). The boundary is then calculated and the plot (c) of the radial distance from a reference point lets us estimate the coordinates of tips and valleys (d). After that, feature extraction is done by measuring some finger lengths and widths (e). Last, given two hands, their matching is based on a distance between their feature sets.

## 2.2 Tips and Valleys Detection

Once the boundary of the hand is available we fix a reference point in the wrist, from which the boundary is clockwise scanned calculating the Euclidean distance to the reference point. The resulting one-dimensional function is examined to find local maxima and minima. Maxima of the curve correspond to finger tips and minima are associated to finger valleys. Depending on the hand acquisition, first maxima will correspond to the thumb or to the little finger. This process is depicted in Fig. 1c.

Before feature extraction, we compute a valley point for every finger at each side of its base (left and right). The only two fingers for which a simple analysis of the previous minima results in these valley points are the middle and ring fingers. For the other fingers we take as reference point the only available valley associated to the finger, and then we compute the Euclidean distance between this point and the boundary points at the other side of the finger. The point that yields the minimum distance is selected as the remaining valley point for that finger.

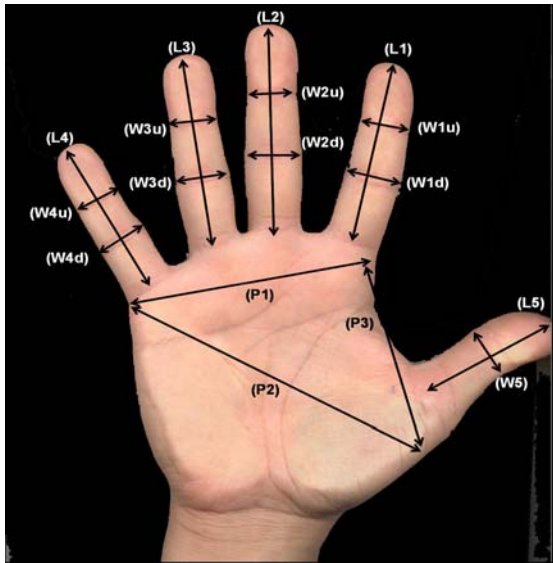


Fig. 2. Set of features studied in the proposed hand geometry authentication system

### 2.3 Feature Extraction

We define the reference point of a finger as the middle point between the two finger valleys. The length of the finger is calculated as the Euclidean distance from the tip to the finger reference point. Fig. 2 shows the notation used to name the hand features we propose. For each finger, its length is denoted with letter ‘L’ and a number that identifies the finger (1 for index, 2 for middle, 3 for ring, 4 for little and 5 for thumb). Finger widths (‘W’) keep the same numbering with an additional character indicating if it is the upper (‘u’) or the lower width (‘d’). See Fig. 3. The thumb only contains one width measure, at the middle of the finger, denoted as W5. There are some palm distance features named as P1, P2 and P3 (see Fig. 2).

In the experimental section we will study various combinations of these features.

### 2.4 Similarity Computation

Once the feature vector has been generated, the next step is to compute the matching score between two hands. In our system, based in a distance measure, lower values of the matching score represent hands with higher similarity, therefore the matching score represents dissimilarity.

If we denote the feature vector of one hand as  $m_1[i]$ ,  $i = 1, \dots, N$ , and the feature vector of another hand as  $m_2[i]$ ,  $i = 1, \dots, N$ , then their dissimilarity is computed as:

$$d(m_1, m_2) = \sum_{i=1}^N |m_1[i] - m_2[i]| \tag{1}$$

with  $N$  being the length of the feature vectors.

### 3 Experiments

In the first section, the database used in this work is detailed and the protocol used to generate genuine and impostor scores is explained. The reference system is summarized in section 3.2. Finally, the results obtained in the feature selection experiments are shown. The best combination achieved will be included in the final system to evaluate its performance in comparison to the reference system.

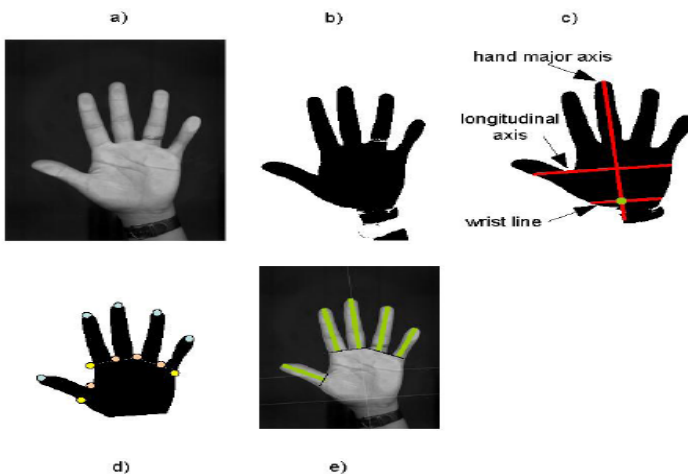
#### 3.1 Database and Experimental Protocol

The experiments have been carried out using a publicly available database, captured by the GPDS group of the Univ. de Las Palmas de Gran Canaria in Spain [8]. This database contains 50 users with 10 right hand samples per user. The image acquisition was supervised: users cannot place the hand in the scanner in any position, scanner surface was clean, illumination was non variable, etc. Hence, high quality images were obtained.

To fairly compare the performance of our system with the reference one, both systems were tested over the same database using the same protocol. Impostor scores are obtained by comparing the user model to one hand sample (the sixth one) of all the remaining users. Genuine scores are computed by comparing the last 5 available samples per user with its own model (which is constructed with the first hand sample). This protocol uses one sample per user for enrollment and five samples per user for test. Overall system performances are reported by means of DET plots [10].

#### 3.2 Reference System

Fig. 3 shows the processing steps of the recognition system used as reference for comparison with our development. This reference system is fully described and available through [9]. In the reference system the image is first preprocessed and then,



**Fig. 3.** Processing steps and feature extraction for the reference system (extracted from [7])

for each finger, the histogram of the Euclidean distances of boundary points to the major axis of the finger is computed. The features of the hand boundary are the five normalized histograms.

Then, given two hands, the symmetric Kullback-Leibler distance between finger probability densities is calculated in order to measure the grade of similarity.

### 3.3 Experiments

The set of features presented in Sect. 2.3 consists of 17 measures from different zones of the hand. Specifically, there are five finger lengths, nine finger widths and three palm widths. This set of features is based on a selection from the best features proposed in [8] and some features studied in [2].

In our first experiment, some subsets of features were manually chosen and then tested to check their performance. Table 1 shows the results. We observe that not considering the information of the thumb in the feature set (feature subset 2 vs. feature subset 1) provides a significant performance improvement (from more than 9.6% to less than 1.7% EER). This is in accordance with the results presented in [4], and may be due to the freedom of movement of this finger, which makes hard to estimate correctly its valley points. Because of this, for the rest of experiments we discard the features related to the thumb (i.e., L5 and W5).

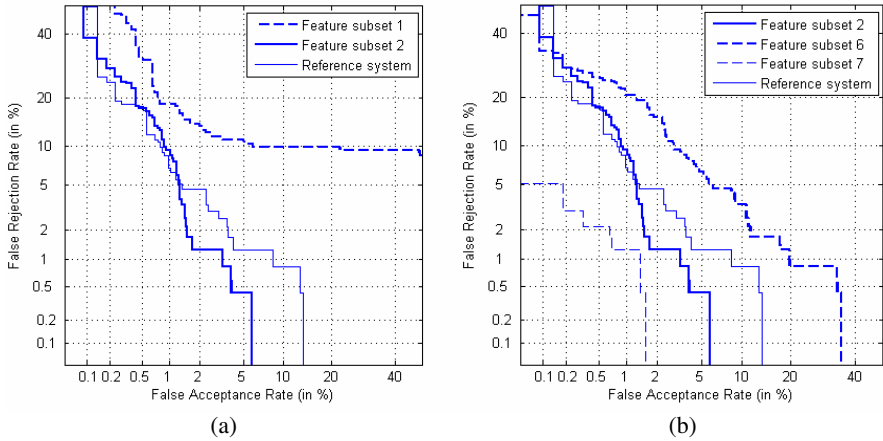
Also interesting, the lengths of the four remaining fingers are useful because removing any of them deteriorates the system performance (subsets 3, 4 and 5 vs. subset 2).

On the other hand, the palm lengths considered (P1 to P3) do not provide any benefit (subset 6 vs. subset 2). Maybe, this is due to the fact that these features related to the palm use the three exterior valley points which are most difficult to be precisely estimated. Finally, in Table 1, we can see that the basic information provided by the finger lengths (subset 2) benefits from the incorporation of the finger widths (subset 7).

The system performance for the feature sets present in Table 1 is analyzed for all the verification threshold operating points by means of DET plots in Fig. 4. Fig. 4a shows the DET plot of: (i) the five finger lengths (feature subset 1), (ii) four finger lengths, excluding the thumb (feature subset 2) and (iii) the reference system.

**Table 1.** EER for different subsets of features. Feature nomenclature is the same as the one used in Fig. 2.

Feature subset ID	Features	Equal Error Rate (%)
1	L1, L2, L3, L4, L5	9.66
2	L1, L2, L3, L4	1.68
3	L1, L4	5.70
4	L2, L3	4.83
5	L2, L3, L4	3.06
6	L1, L2, L3, L4, P1, P2, P3	5.54
7	L1, L2, L3, L4, W1u, W1d, W2u, W2d, W3u, W3d, W4u, W4d	1.24
8	L1, L2, L3, L4, W1u, W1d, W2u, W2d, W3u, W3d, W4u, W4d, P1, P2, P3	5.09
Reference system		2.97



**Fig. 4.** (a) Performance obtained using three different feature sets. This experiment reports results about which fingers must be included in the feature set. (b) DET comparative between four proposed feature sets. In this picture, the influence of palm and finger widths is examined.

Fig. 4b shows the results of the system evaluation with: (i) four finger lengths, excluding the thumb (feature subset 2), (ii) the set used in (i) plus palm widths (P1 to P3) (feature subset 6), (iii) four finger lengths and their associated widths (feature subset 7) and (iv) the reference system.

Also interesting, the best Equal Error Rate achieved in the proposed system (1.24%) is lower than the reference system (2.97%).

## 4 Conclusions and Future Work

A new recognition system based on hand geometry has been proposed. In this work, different sets of features have been evaluated and some experimental findings have been obtained. We have observed that the features based on the thumb are the least discriminative. This may be due to its freedom of movement, which makes hard to estimate correctly the valley points that define this finger.

For the four remaining fingers, we have concluded that their lengths and widths are the most discriminative features. Also interesting, the palm widths report bad results, perhaps due to their relation with the thumb valley points. Finally, the results obtained for the best feature combination (1.24% EER) improve the reference system performance (2.59% EER) over the same database and experimental protocol with a relative improvement of more than 50% in the EER.

Future work includes applying feature subset selection methods to the proposed set of features and the development of quality detection algorithms to automatically discard low quality images which worsen the system performance.

**Acknowledgements.** J. F. is supported by a Marie Curie Fellowship from the European Commission. This work was supported by Spanish MEC under project TEC2006-13141-C03-03.

## References

1. Jain, A.K., Ross, A., Prabhakar, S.: An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*. 14, 4–20 (2004)
2. Sanchez-Reillo, R., Sanchez-Avila, C., Gonzalez-Marcos, A.: Biometric identification through hand geometry measurements. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 22, 1168–1171 (2000)
3. Yörük, E., Konukoglu, E., Sankur, B.: Shape-Based Hand Recognition. *IEEE Trans. on Image Processing*. 15, 1803–1815 (2006)
4. Oden, C., Ercil, A., Buke, B.: Combining implicit polynomials and geometric features for hand recognition. *Pattern Recognition Letter* 24, 2145–2152 (2003)
5. Zhang, D., Kong, W.K., You, J., Wong, M.: Online Palmprint Identification. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 25, 1041–1050 (2003)
6. Kumar, A., Wong, D.C.M., Shen, H.C., Jain, A.K.: Personal authentication using hand images. *Pattern Recognition Letters* 27, 1478–1486 (2006)
7. Geoffroy, F., Likforman, L., Darbon, J., Sankur, B.: The Biosecure geometry-based system for hand modality. In: *ICASSP*, vol. 147, pp. 195–197 (2007)
8. González, S., Travieso, C.M., Alonso, J.B., Ferrer, M.A.: Automatic biometric identification system by hand geometry. In: *Proceedings. IEEE 37th Annual 2003 International Carnahan Conference Security Technology*, 2003, pp. 281–284 (2003)
9. Dutagaci, H., Fouquier, G., Yoruk, E., Sankur, B., Likforman-Sulem, L., Darbon, J.: Hand Recognition. In: Petrovska-Delacretaz, D., Chollet, G., Dorizzi, B. (eds.) *Guide to Biometric Reference Systems and Performance Evaluation*. Springer, London (2008)
10. Martin, A., Doddington, G., Kamm, T., Ordowski, M., Przybocki, M.: The DET curve in assessment of detection task performance. In: *EUROSPEECH 1997*, pp. 1895–1898 (1997)





# Detecting Invalid Samples in Hand Geometry Verification Through Geometric Measurements

Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos, Maria Puertas, Javier Ortega-Garcia  
Biometric Recognition Group - ATVS, EPS - Univ. Autonoma de Madrid  
C/ Francisco Tomas y Valiente, 11 - Campus de Cantoblanco - 28049 Madrid, Spain  
{javier.burgues, julian.fierrez, daniel.ramos, maria.puertas, javier.ortega}@uam.es

## Abstract

The performance of an automatic hand geometry authentication system relies heavily on the quality of the captured hand images. Factors related to the acquisition device (e.g. dirty scanner surface) or the user-sensor interaction process (e.g. hand positioning) can degrade the quality of the acquired sample. Therefore, upon capture of a hand sample it is important to assess its validity. In this paper, an invalid sample detection module based on geometric constraints is presented. The experimental setup consists of a hand geometry verification system tested in two different acquisition scenarios: BiosecurID (400 users, scanner) and Biosecure (210 users, camera). Results confirm a noticeable improvement in the system performance as the fraction of invalid samples rejected increases. In particular, discarding about 5 percent of the images in BiosecurID produces an improvement from 2.8 % EER to 0.1 % EER.

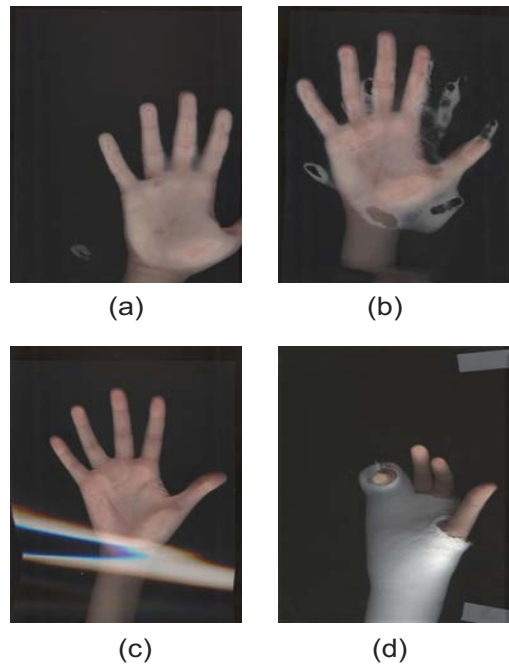


Figure 1. Examples of Invalid Images

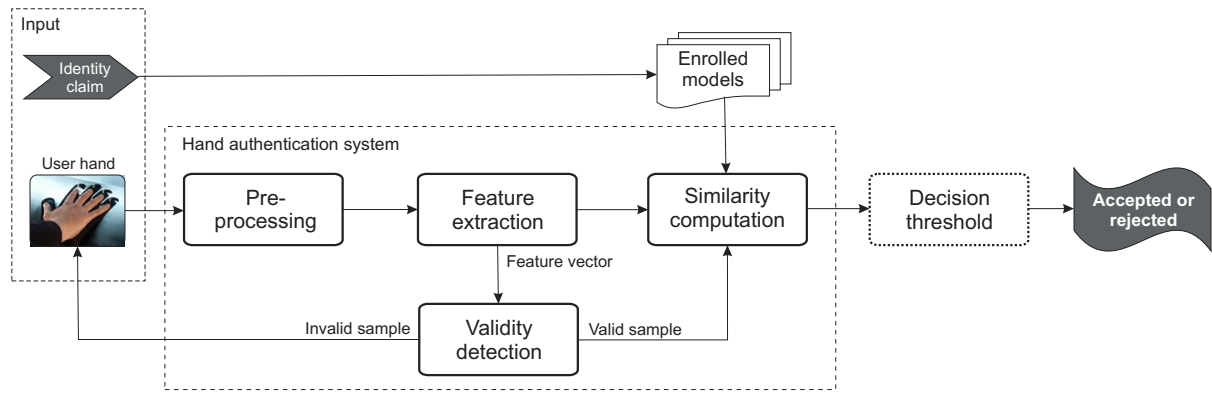
## 1. Introduction

Personal authentication in our highly inter-connected information society is becoming a crucial issue. Biometrics involves identifying an individual based on his physiological or behavioral traits (fingerprint, signature, iris, hand geometry, etc.) and provides more security and convenience than traditional authentication methods which rely in what you know (such as a password) or what you have (such as an ID card) [3].

For many access control applications, in which user acceptability is a significant factor, fingerprint and iris may not be acceptable for the sake of protecting an individual's privacy. In such situations, hand identification systems, characterized by their non-intrusive data collection, play an important role.

Two kinds of biometric indicators can be extracted from hand images: palm-print features (principal lines, wrinkles, minutiae, etc.) and hand geometry features (e.g. length and width of fingers). We concentrate our efforts in the second ones due to their simplicity. Many different hand geometry recognition systems have been considered in the literature [6, 7, 5]. For example, in [6] a hand recognition system is presented based on various fingers widths, heights, deviations and angles. The work described in [7] treats the fingers individually by rotating and separating them from the hand. Oden et al. [5] used the finger shapes represented with fourth degree implicit polynomials.

Hand images are usually obtained using a scanner



**Figure 2. Hand Verification System Architecture**

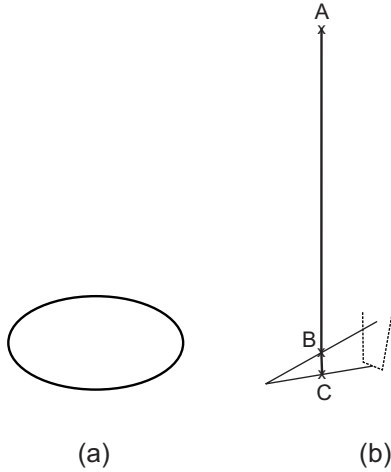
or a camera. In the first case, the scanned images may present some noise due to humidity in the scanner surface (due to wet hands), light reflexes, finger deformation (excessive user pressure on the surface), etc. In camera captured images, the main problem comes from the hand shadow over the background due to the light. These conditions, in turn, affect the quality of the acquired hand images (see Fig. 1). Poor sample quality increases the system's false reject rate (FRR), and thereby decreases the true accept rate (TAR). These errors keep authorized people from accessing information or facilities. Therefore, in non-supervised acquisition systems it is desirable to detect invalid samples in order to request new valid information.

The typical architecture of an automatic hand verification system is depicted in Fig. 2. As mentioned before, the present work is focused on hand geometry. In particular, the problem of invalid samples detection on hand geometry verification systems is studied. An analysis of the geometric proportions present in the hand is performed for a large population in order to define some constraints anatomically valid. The resulting constraints are checked, for an input image, to determine its validity. The rest of the paper is structured as follows. In section 2 we summarize the main concepts when operating with invalid samples in biometric systems. Section 3 explains the geometric constraints that are used in the validity detection stage. The experimental setup and results obtained are explained in sections 4 and 5, respectively. Finally, conclusions are drawn in section 6, together with future work.

## 2. Operating with invalid samples in biometric systems

Poor data quality is responsible for many or even most matching errors in biometric systems and may be the greatest weakness of some implementations. The impact of poor quality data can be reduced in various ways, many of which depend on effective methods of automated data quality measurement. Based on the assessed quality, we can invoke different processing algorithms, or we can reject the acquired signal. In this case, we should have defined an exception procedure for users whose samples are rejected by the quality assessment algorithm. Next we describe three operational procedures for dealing with low quality images.

- **Reacquisition:** To improve the quality of the final captured sample it is possible to acquire as many samples as are needed to satisfy a validity criteria. However, a persistent recapture loop may discomfort the user so the typical implementation is an "up to three attempts" policy. This depends on the application constraints, which may require to process the first acquired sample regardless of the quality. To avoid reacquisition, some systems select the best signal in a stream captured while the user is interacting with the sensor.
- **Quality based processing:** Quality measurement algorithms can be used to adapt the system's processes accordingly. In the preprocessing phase, an identification system detects the quality and tries to enhance the image and extract features more robust to the kind of degradation that the biometric signal is suffering. Depending on the quality of acquired templates, we can use different matching algorithms or adjust the decision threshold to give more weight to high quality features.



**Figure 3. Example of an Invalid Sample**

- **Invoke human intervention:** The last option for systems which do not incorporate quality processing, is to invoke human intervention for an alternative recognition procedure.

In this work, we only distinguish among high quality or low quality images, discarding the latter ones. As we will see in the experiments, there always exists a trade off between the system error rate and the number of samples rejected. If we want to reduce the EER, we must be more restrictive in the quality of the images so we must discard a higher number of samples. Depending on the application, the main restriction would be to minimize EER, user rejection rate or to have a trade off between the two variables. For example, in low security applications, a higher error can be tolerated so we can reduce the rejection rate in order to reduce the user inconvenience.

### 3. Definition of the geometric constraints

Due to problems in the acquisition stage, low quality images could be obtained. For example, a typical problem is the presence of humidity in the scanner surface (see Fig. 3a). Because of this, the contour extracted from the input image will not represent correctly the user hand (see Fig. 3b). Our approach is to detect this kind of images looking at the ratios between finger lengths. In general, the human body maintains some proportions (i.e. the length of the hand is approximately one-tenth of a man's height). Experimentally, we have measured the ratios between various couples of finger lengths in a large collection of samples and we have observed that these ratios are nearly constant. Due to this

**Figure 4. Feature Set**

fact, every ratio can be modeled by a Gaussian function with mean  $\mu$  and typical deviation  $\sigma$ .

#### 3.1. Geometric measurements

Our main problem are artifacts between the fingers in the input image that produce a contour similar to a sample with no artifacts, as shown in the example of Fig. 3. For this reason, we define three finger lengths ratios which can help us to decide when the actual hand proportions are not anatomically correct (see Fig. 4):

- $r_1 = L3/L4$
- $r_2 = L2/L3$
- $r_3 = L2/L1$

#### 3.2. Detection of the invalid samples

Suppose we have calculated, the parameters  $\mu$  and  $\sigma$  that model every of the ratios  $r_1$  to  $r_3$  explained in the previous section. For an input image, we examine its feature vector and calculate its finger length ratios. If every ratio is inside the range  $[\mu - k\sigma, \mu + k\sigma]$ , where  $k$  is a tuneable parameter, the actual sample is accepted. Otherwise, we consider that the sample is invalid and one of the procedures explained in Sect. 2 should be invoked.

### 4. Experimental setup

The hand subsets of two multimodal biometric databases BiosecurID [2] and Biosecure [4] are used

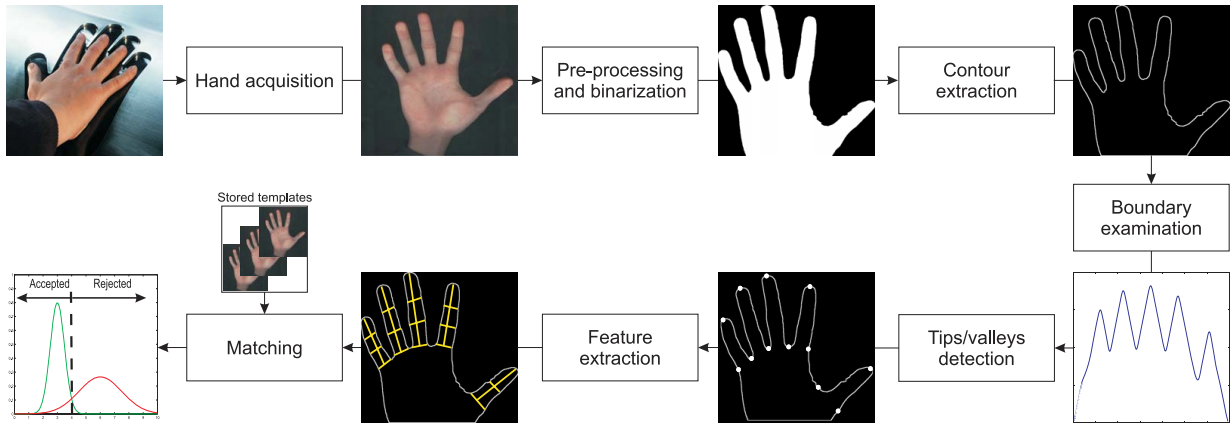


Figure 5. System Description



Figure 6. Examples of Valid Images. Top: BiosecurID database, Bottom: Biosecure database

for experiments. Our own hand geometry authentication system [1] is tested over these two different scenarios.

**Scenario 1: BiosecurID.** This database comprises a total of 12,800 different hand images from 400 users  $\times$  2 hands  $\times$  4 sessions  $\times$  4 samples. Color images are acquired using a desktop scanner (see Fig. 6 (top) for examples). For simplicity, before preprocessing, images are converted to gray scale. The samples from the first

two sessions (8 per user) are used to compute the user models only for the right hands.

**Scenario 2: Biosecure.** This database is made up by 210 users, 2 sessions and 4 images per session. In this case, color images are captured using a camera and, due to non-uniform background, color segmentation techniques are applied. A user model is constructed with the 4 hand samples of the first session. Some examples of images are shown in Fig. 6 (bottom).

Impostor scores are obtained by comparing the user model to one hand sample (the first one available from the sessions not used for extracting the user model) of all the remaining users. Genuine scores are computed by comparing the last available samples of a user with its own model.

The experiments are structured as follows: first, a statistical characterization of the geometric constraints is performed over the BiosecurID database. Next, the evolution of verification performance as the fraction of samples rejected varies is studied in both scenarios.

#### 4.1. System description

The global architecture of our system is shown in Fig. 5. The first step is a hand boundary extraction module, from which the hand silhouette is obtained. The radial distance from a fixed reference point is then computed for the silhouette to find, for all fingers, their valleys and tips coordinates. Then, some distance-based measures considering these reference points are calculated to conform the feature vector representation of the hands. The set of characteristics used in the system implementation is detailed in [1] and summarized in Fig. 4. Finally, given test and enrolled hands, the

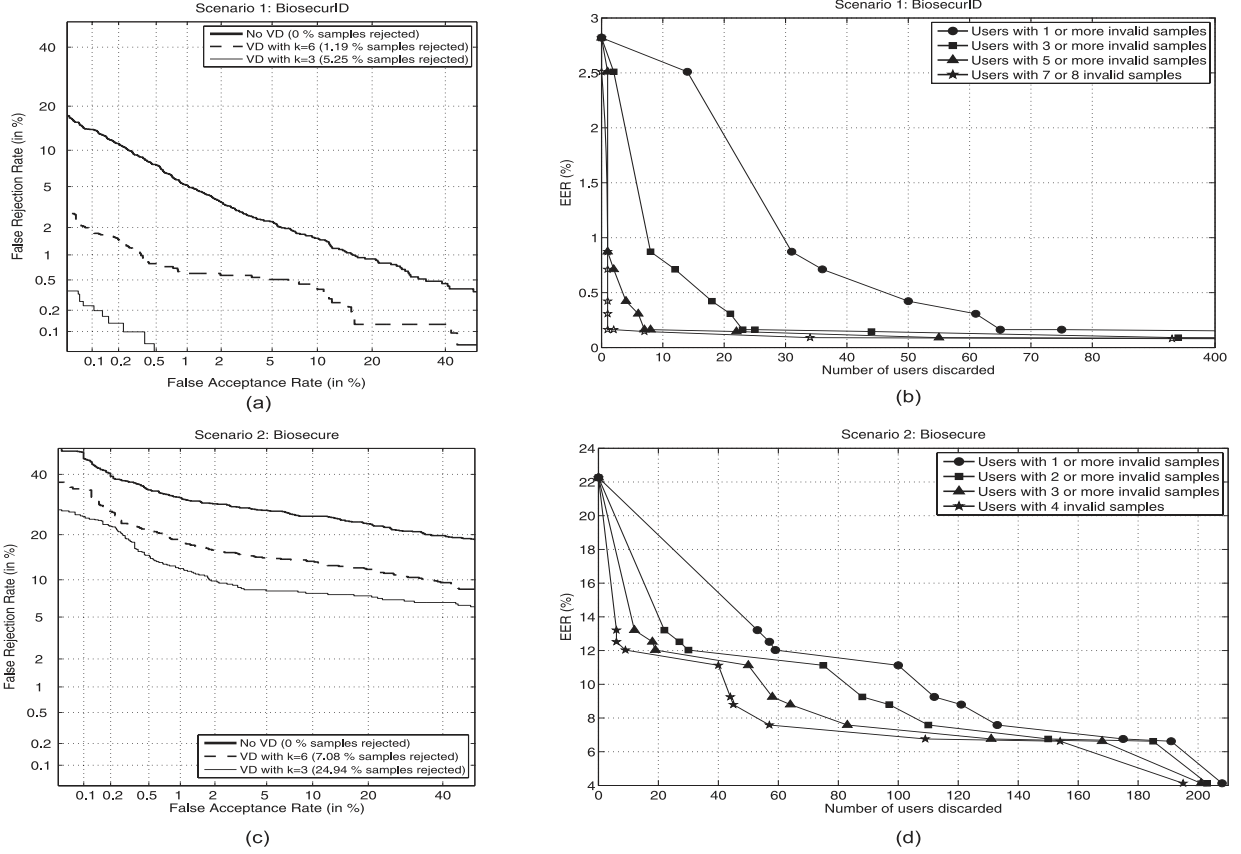


Figure 7. BiosecurlD and Biosecure Results

Table 1. Parameters of the characterization model.

Geometric measurement	$\mu$	$\sigma$
$r_1$	1.2894	0.0564
$r_2$	1.0676	0.0256
$r_3$	1.1103	0.0349

matching is based on a distance measure between their feature vectors.

## 5. Results

In the following sections we first explain how we have modeled the geometric constraints. Next, we study the system performance for different validity ranges defined by the formula

$$-k\sigma < r_i > k\sigma \quad (1)$$

for  $i = 1, 2, 3$  where  $r_i$  are the ratios explained in Sect. 3.1 and  $k$  controls the acceptance range width (see

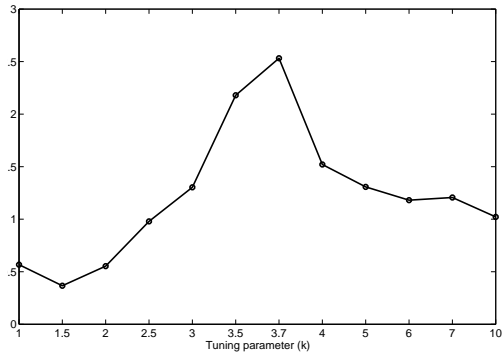
Sect. 3.2). Overall system performances are reported by means of DET plots.

### 5.1. Characterization of the geometric constraints

The parameters that model the geometric constraints should preferably be extracted from well segmented images. Consequently, the samples involved in the lowest genuine scores (our system is based on a dissimilarity measure so lower genuine scores correspond to higher similarity between users) are selected for this purpose. For every image, the three ratios described in Sect. 3.1 are measured and, finally, the mean and standard deviation of each ratio is obtained. Table 1 shows the result.

### 5.2. Performance evaluation

In Fig. 7 (left) the verification performance, in both scenarios, using different configurations is plotted. It can be observed that, in both scenarios, the performance increases as more invalid samples are discarded. While in BiosecurlD the system error rate can be reduced from



**Figure 8. Example of trade off between error and reject**

3% to 0.15%, in Biosecure the performance improvement is less significant (from 22% to 8%). In Fig. 7 (right) we show the EER as we reject users with an increasing number of invalid samples. For BiosecuID (Fig. 7b), we can observe that the most harmful invalid samples are concentrated in only two or three users and when these users are rejected the EER improves from 2.8% to 0.2%. On the other hand, Fig. 7d shows that, in the second scenario, most of the users have samples that not satisfy our validity criterion because to reduce the error a 50%, at least it is necessary to reject 20% of the users. This may be due to the non-uniform background which makes difficult the image segmentation in the second case. Also, the big difference in performance observed between the two scenarios (Fig. 7a vs. Fig. 7c) could be a consequence of the same factor. These results demonstrates the utility of the validity detection module.

Considering a practical application, where the system performance may be as important as the user convenience, the parameter  $k$  can be adjusted to trade off the EER and the fraction of samples rejected. For example, Fig. 8 shows the optimal  $k$  for the BiosecuID database that maximizes the function

$$f = \frac{1}{EER \times Reject} \quad (2)$$

where EER is the Equal Error Rate and Reject is the fraction of samples rejected. In this example, the optimum combination is achieved for  $k = 3.7$  producing an EER of 0.16% and a Reject rate of 2.25%.

## 6. Conclusions

The problem of detecting invalid samples in hand geometry verification systems has been studied. Perfor-

mance experiments have been conducted on two different scenarios (scanned-based BiosecuID and camera-based Biosecure). In both cases, it is observed a significant performance improvement when detecting and discarding invalid samples. However, while in the first scenario 0.5% of the users concentrate the invalid samples, in the second one the invalid samples are more equally distributed. The validity detection module proposed has a tuneable parameter ( $k$ ) that controls the EER at the cost of increasing/decreasing the user rejection rate. Future work includes the study of quantitative quality measures in order to add quality-based processing in hand geometry verification systems.

## 7 Acknowledgements

This work has been partially supported by: projects Bio-Challenge (TEC2009-11186) and BBfor2 (FP7 ITN-2009-238803), “Dirección General de la Guardia Civil”, and “Catedra UAM-Telefonica”. Author J. F. was supported by a Marie Curie Fellowship from the European Commission.

## References

- [1] J. Burgues, J. Fierrez, D. Ramos, and J. Ortega-Garcia. Comparison of distance-based features for hand geometry authentication. In *Springer LNCS*, volume 5707, pages 325–332, 2009.
- [2] J. Fierrez, J. Galbally, J. Ortega-Garcia, et al. BiosecuID: A multimodal biometric database. *Pattern Analysis and Applications*, 13(2):235–246, 2010.
- [3] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar. An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techn.*, 14(1):4–20, 2004.
- [4] J. Ortega-Garcia, J. Fierrez, F. Alonso-Fernandez, et al. The multi-scenario multi-environment biosecure multimodal database (BMDB). *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(6):1097–1111, 2010.
- [5] C. Öden, A. Erçil, and B. Büke. Combining implicit polynomials and geometric features for hand recognition. *Pattern Recognition Letters*, 24(13):2145–2152, 2003.
- [6] R. Sánchez-Reillo, C. Sanchez-Avila, and A. González-Marcos. Biometric identification through hand geometry measurements. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 22(10):1168–1171, 2000.
- [7] E. Yörük, E. Konukoglu, B. Sankur, and J. Darbon. Shape-based hand recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(7):1803–1815, 2006.





# Detección de muestras inválidas en sistemas basados en geometría de la mano utilizando medidas geométricas

Javier Burgues, Julian Fierrez, Daniel Ramos,  
Maria Puertas, and Javier Ortega-Garcia

Grupo de Reconocimiento Biométrico - ATVS, EPS - Univ. Autónoma de Madrid  
C/ Francisco Tomas y Valiente, 11 - Campus de Cantoblanco - 28049 Madrid, España  
{javier.burgues, julian.fierrez, daniel.ramos,  
maria.puertas, javier.ortega}@uam.es  
<http://atvs.ii.uam.es>

**Resumen** El rendimiento de un sistema de autenticación basado en geometría de la mano depende fuertemente de la calidad de las imágenes capturadas. Factores relacionados con el dispositivo de adquisición (p.ej. superficie del escáner sucia) o el proceso de interacción entre el usuario y el sensor (p.ej. posicionamiento de la mano) pueden deteriorar la calidad de la muestra adquirida. Por lo tanto, después de capturar una muestra es importante evaluar su validez. En este trabajo, se presenta un módulo para detectar imágenes inválidas a partir de medidas geométricas. La organización de los experimentos consiste en un sistema de verificación basado en geometría de la mano que es probado en dos diferentes escenarios de adquisición: BiosecurID (400 usuarios, escáner) y Biosecure (210 usuarios, cámara). Los resultados confirman una notable mejora en el rendimiento del sistema a medida que el porcentaje de muestras inválidas rechazadas aumenta. En concreto, un descarte de aproximadamente el 5 % de las imágenes en BiosecurID produce una mejora del 2.8 % EER al 0.1 % EER.

**Keywords:** Biometría, geometría de la mano, calidad, muestras inválidas

## 1. Introducción

La autenticación de personas en nuestra interconectada sociedad de la información se está convirtiendo en un asunto decisivo. La biometría consiste en identificar a una persona a través de sus rasgos fisiológicos o comportamentales (huella dactilar, firma, iris, geometría de la mano, etc.) y proporciona más seguridad y confort que los métodos de autenticación convencionales, que dependen de lo que sabes (como un password) o de lo que tienes (como una tarjeta identificativa) [1].

Para muchas aplicaciones de control de acceso, en las cuales la aceptación por parte del usuario es un factor importante, la huella dactilar y el iris pueden no ser adecuadas para la protección de la privacidad del individuo. En esas situaciones, los sistemas de identificación basados en mano, caracterizados por su recopilación de datos de modo no intrusivo, juegan un papel importante.

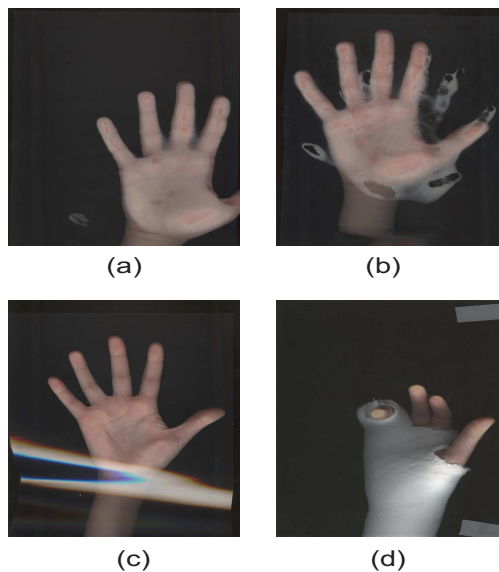


Figura 1: Ejemplos de imágenes inválidas

Dos tipos de indicadores biométricos pueden ser extraídos de las imágenes de la mano: rasgos de la huella palmar (líneas principales, arrugas, minucias, etc.) y características geométricas (p.ej. longitud y anchura de los dedos). Nosotros nos hemos centrado en el segundo tipo debido a su simplicidad. En la literatura, se han considerado muchos sistemas diferentes de reconocimiento basado en geometría de la mano [2,3,4]. Por ejemplo, en [2] se presenta un sistema basado en varias anchuras, alturas, desviaciones y ángulos de los dedos. El trabajo descrito en [3] trata los dedos individualmente rotándolos y separándolos de la mano. Oden et al. [4] usa la forma de los dedos representada con polinomios implícitos de cuarto grado.

Las imágenes de la mano son, generalmente, obtenidas mediante un escáner o una cámara. En el primer caso, las imágenes escaneadas pueden presentar ruido debido a humedad presente en la superficie del escáner (debido a manos mojadas), reflejos de luz, deformación de los dedos (excesiva presión del usuario sobre la superficie), etc. En imágenes procedentes de una cámara, el mayor problema viene determinado por la sombra que proyecta la mano sobre el fondo debido a la iluminación. Estas condiciones, a su vez, afectan a la calidad de las imágenes adquiridas (ver Fig. 1). Las muestras de baja calidad incrementan la tasa de falso rechazo del sistema (FRR), y por consiguiente reducen la tasa de aceptación positiva (TAR). Estos errores imposibilitan el acceso a información o instalaciones a personas autorizadas. Por consiguiente, en sistemas de adquisición no supervisados es deseable detectar las muestras defectuosas para poder solicitar nueva información válida.

La arquitectura típica de un sistema automático de verificación basado en mano se muestra en la Fig. 2. Como se ha mencionado antes, el presente trabajo está centrado en geometría de la mano. En particular, se estudia el problema de la detección de

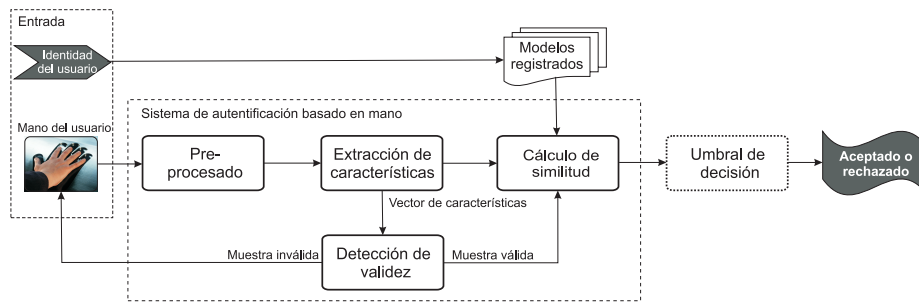


Figura 2: Arquitectura de un sistema de verificación basado en mano

muestras inválidas en sistemas de geometría de mano. Para una numerosa población, se realiza un análisis de las proporciones geométricas presentes en la mano con el objetivo de definir algunas constantes válidas anatómicamente. Para una imagen de entrada, se comprueban las constantes resultantes y así se determina su validez. El resto del artículo se estructura del siguiente modo. En la sección 2 resumimos los conceptos principales para trabajar con muestras inválidas en sistemas biométricos. La sección 3 explica las constantes geométricas usadas en la etapa de detección de validez. La configuración de los experimentos y los resultados obtenidos son explicados en las secciones 4 y 5, respectivamente. Finalmente, algunas importantes conclusiones son resaltadas en la sección 6, junto con el trabajo futuro.

## 2. Modos de trabajar con muestras inválidas en sistemas biométricos

La baja calidad en los datos es responsable de la mayoría de errores de correspondencia en los sistemas biométricos y puede ser la mayor debilidad de algunas implementaciones. El impacto de la información de baja calidad puede ser reducido de varios modos, muchos de los cuáles dependen de métodos efectivos para medir automáticamente la calidad de los datos. Basándonos en la calidad medida, podemos invocar diferentes algoritmos de procesamiento, o podemos rechazar la señal adquirida. En este caso, deberemos tener definido un procedimiento excepcional para aquellos usuarios que sus muestras sean rechazadas por el algoritmo de medida de calidad. A continuación se describen tres procedimientos operativos para tratar con imágenes de baja calidad:

- Readquisición:** Para mejorar la calidad de la muestra final capturada es posible adquirir tantas muestras como sean necesarias para satisfacer un criterio de validez. Sin embargo, un bucle de re-captura muy persistente puede incomodar al usuario por lo que una implementación típica es una política de “hasta tres intentos”. Esto depende de las especificaciones de la aplicación, donde puede ser obligatorio procesar la primera muestra adquirida sin tener en cuenta su calidad. Para evitar la readquisición, algunos sistemas escogen la mejor señal de un conjunto capturado mientras el usuario interactúa con el sensor.

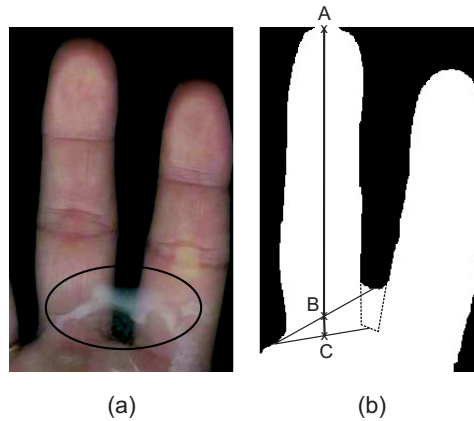


Figura 3: Ejemplo de una imagen inválida

- **Procesamiento basado en calidad:** Los algoritmos de medida de calidad pueden ser utilizados para adaptar los procesos del sistema adecuadamente. En la fase de pre-procesado, un sistema de identificación detecta la calidad e intenta mejorar la imagen y extraer características más robustas al tipo de degradación que está sufriendo la señal biométrica. Dependiendo de la calidad de las plantillas adquiridas, se pueden usar diferentes algoritmos de similitud o ajustar el umbral de decisión para dar más importancia a las características de alta calidad.
- **Intervención humana:** La última opción para sistemas que no incorporan procesamiento basado en calidad es recurrir a la intervención humana para realizar un proceso alternativo de reconocimiento.

En este trabajo, sólo distinguiremos entre imágenes de alta calidad o baja calidad, descartando las últimas. Como se verá en los experimentos, siempre existe un compromiso entre la tasa de error del sistema y el número de muestras rechazadas. Si se desea reducir el EER, deberemos ser muy restrictivos en la calidad de las imágenes y, por lo tanto, descartar un gran número de muestras. Dependiendo de la aplicación, la principal restricción podría ser minimizar el EER, la tasa de rechazo de usuarios o mantener un equilibrio entre estas dos variables. Por ejemplo, en una aplicación de baja seguridad, puede ser tolerado un error grande por lo que podemos reducir la tasa de rechazo de usuarios con el fin de minimizar las molestias al usuario.

### 3. Definición de las constantes geométricas

Debido a problemas en la etapa de adquisición, pueden obtenerse imágenes de baja calidad. Por ejemplo, un problema típico es la presencia de humedad en la superficie del escáner (ver Fig. 3a). Debido a esto, el contorno extraído de la imagen de entrada puede no representar correctamente la mano del usuario (ver Fig. 3b). En este ejemplo, la longitud del dedo corazón será calculada como el segmento AB, siendo su longitud

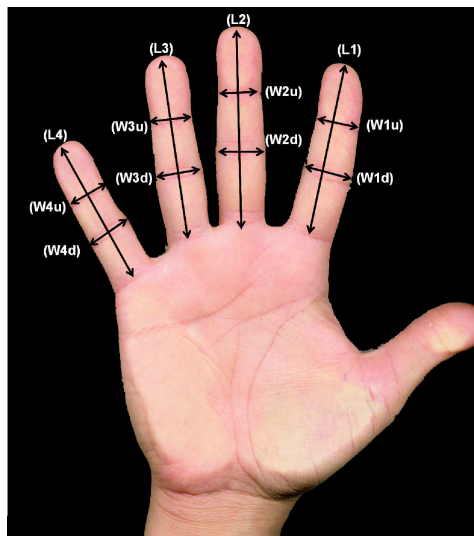


Figura 4: Conjunto de características

real el segmento AC. Por lo tanto, debido a la baja calidad de la imagen se ha introducido un error (segmento BC) en la medida de longitud, que deteriorará el rendimiento del sistema. Nuestra propuesta es detectar este tipo de imágenes fijándose en las relaciones entre las longitudes de los dedos. En general, el cuerpo humano conserva ciertas proporciones (p.ej. la longitud de la mano es aproximadamente la décima parte de la altura de un hombre). Experimentalmente, hemos medido los cocientes entre varias parejas de longitudes de dedos en un conjunto grande de muestras y hemos observado que esos cocientes son prácticamente constantes. Este hecho propicia que cada cociente pueda ser modelado por una función Gaussiana de media  $\mu$  y desviación típica  $\sigma$ .

### 3.1. Medidas geométricas

Nuestro principal problema son los artefactos entre los dedos en la imagen de entrada que producen un contorno similar al de una muestra sin dichos artefactos, como se observa en el ejemplo de la Fig. 3. Por esta razón, definimos tres cocientes entre longitudes de dedos que pueden ayudarnos a decidir si las proporciones de la mano actual no son anatómicamente correctas (ver Fig. 4):

- $r_1 = L3/L4$
- $r_2 = L2/L3$
- $r_3 = L2/L1$

### 3.2. Detección de las muestras inválidas

Supongamos que hemos calculado los parámetros  $\mu$  y  $\sigma$  que modelan cada uno de las relaciones  $r_1$  a  $r_3$  explicadas en la sección anterior. Para una imagen de entrada,

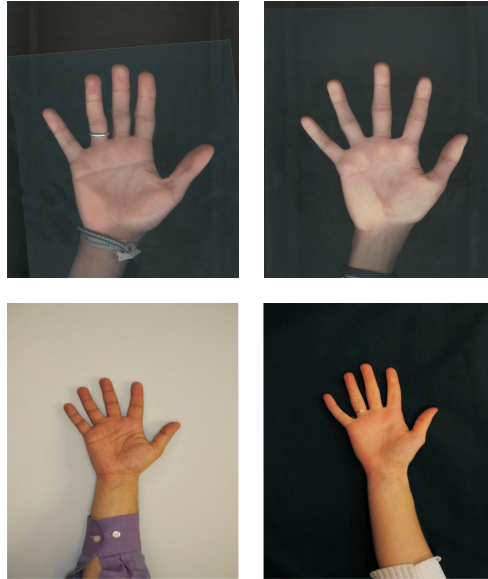


Figura 5: Ejemplos de imágenes válidas. Arriba: Base de datos BiosecurID, Abajo: Base de datos Biosecure

examinamos su vector de características y calculamos sus cocientes entre longitudes de los dedos. Si cada cociente está dentro del rango  $[\mu - k\sigma, \mu + k\sigma]$ , donde  $k$  es un parámetro modificable, la muestra actual es aceptada. En caso contrario, consideramos que la muestra es inválida y alguno de los procedimientos explicados en la sección. 2 debe ser invocado.

#### 4. Configuración experimental

Para los experimentos, se usarán los subconjuntos de mano de dos bases de datos biométricas multimodales BiosecurID [5] y Biosecure [6]. Nuestro propio sistema de autenticación basado en geometría de la mano [7] será probado sobre estos dos escenarios diferentes.

*Escenario 1: BiosecurID.* Esta base de datos comprende un total de 12.800 imágenes de mano diferentes provenientes de  $400 \text{ usuarios} \times 2 \text{ manos} \times 4 \text{ sesiones} \times 4 \text{ muestras}$ . Las imágenes en color han sido obtenidas utilizando un escáner de escritorio (ver ejemplos en Fig. 5 (arriba)). Por sencillez, antes del pre-procesado, las imágenes se convierten a escala de grises. Las muestras de las dos primeras sesiones (8 por usuario) son usadas para calcular los modelos de usuario, sólo para las manos derechas.



Figura 6: Descripción del sistema

*Escenario 2: Biosecure.* Esta base de datos está compuesta por 210 usuarios, 2 sesiones y 4 imágenes por sesión. En este caso, las imágenes en color han sido capturadas usando una cámara y, debido al fondo no uniforme, se aplican técnicas de segmentación basadas en color. Un modelo de usuario se construye con las 4 muestras de la primera sesión. Se muestran algunos ejemplos de imágenes en la Fig. 5 (abajo).

Las puntuaciones de impostor se obtienen mediante la comparación del modelo de usuario con una muestra de mano (la primera disponible en las sesiones que no han sido utilizadas para extraer el modelo de usuario) de todos los usuarios restantes. Las puntuaciones genuinas se calculan comparando las últimas muestras disponibles de un usuario con su propio modelo.

Los experimentos se estructuran de la siguiente manera: primero, se lleva a cabo una caracterización estadística de las constantes geométricas sobre la base de datos BiosecureID. A continuación, para ambos escenarios, se estudia la evolución del rendimiento en tareas de verificación a medida que el porcentaje de muestras rechazadas varía.

#### 4.1. Descripción del sistema

La arquitectura global de nuestro sistema se muestra en la Fig. 6. La primera etapa es un módulo de extracción de contorno de la mano, a partir de la cual se obtiene la silueta de la mano. Luego, se calcula la distancia radial entre una referencia fija y el contorno de la mano para encontrar las coordenadas de las puntas y valles de todos los dedos. A continuación, se calculan algunas medidas basadas en distancia considerando estos puntos de referencia para construir el vector de características de las manos. El conjunto de características usado en la implementación del sistema se detalla en [7] y se resume en la Fig. 4. Finalmente, la similitud entre las manos registradas y de test se basa en una medida de distancia entre sus vectores de características.

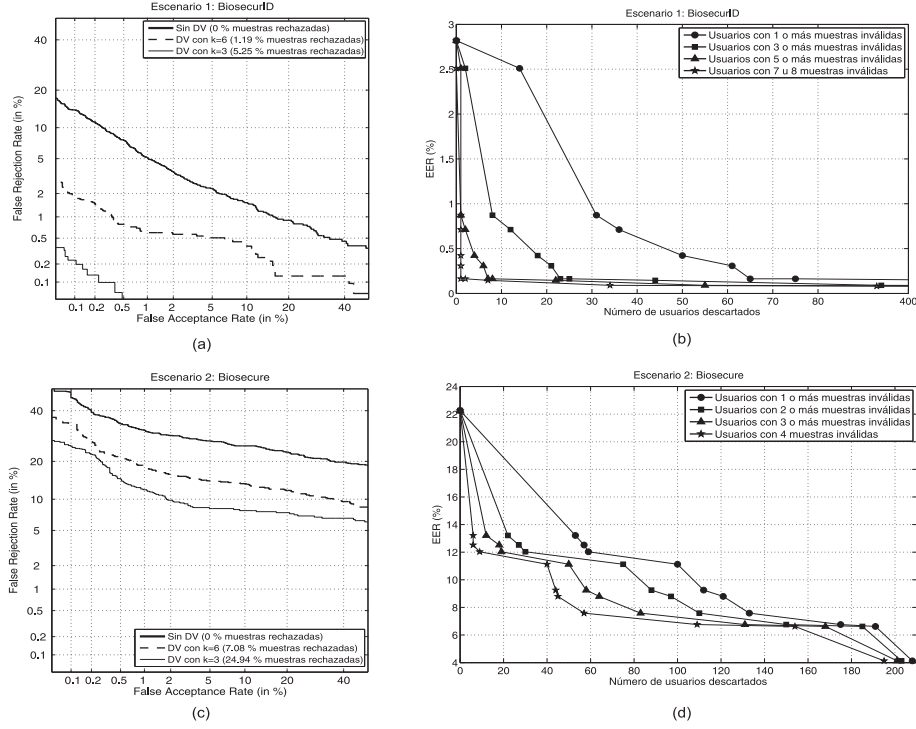


Figura 7: Resultados obtenidos en BiosecurID y Biosecure.

## 5. Resultados

En las siguientes secciones primero explicamos como hemos modelado las constantes geométricas. Después, estudiamos el rendimiento del sistema para diferentes rangos de validez definidos por la fórmula

$$-k\sigma < r_i > k\sigma \quad (1)$$

para  $i = 1, 2, 3$  donde  $r_i$  son las relaciones explicadas en la Sec. 3.1 y  $k$  controla la anchura del rango de aceptación (ver Sec. 3.2). Los rendimientos globales del sistema se muestran por medio de curvas DET.

### 5.1. Caracterización de las constantes geométricas

Los parámetros que modelan las constantes geométricas deberían ser, preferiblemente, extraídos de imágenes bien segmentadas. En consecuencia, las muestras involucradas en las puntuaciones genuinas más bajas (nuestro sistema está basado en una medida de disimilitud por lo que las puntuaciones genuinas bajas corresponden a una alta similitud entre usuarios) se seleccionan para este propósito. Para cada imagen, se



Cuadro 1: Parámetros del modelo de caracterización

Medida geométrica	$\mu$	$\sigma$
$r_1$	1,2894	0,0564
$r_2$	1,0676	0,0256
$r_3$	1,1103	0,0349

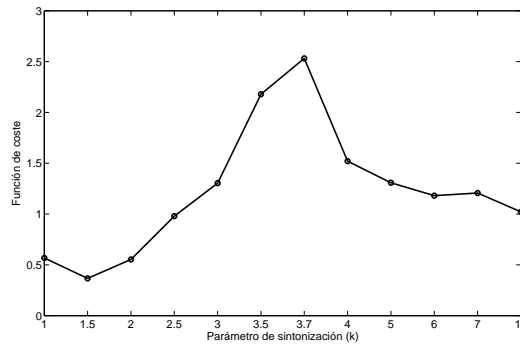


Figura 8: Ejemplo de compromiso entre error y porcentaje de rechazo

calculan los tres cocientes descritos en la Sec. 3.1 y, finalmente, se obtiene la media y desviación estándar de cada relación. La Tabla 1 muestra el resultado.

### 5.2. Evaluación del rendimiento

En la Fig. 7 (izq.) se muestra, para ambos escenarios, el rendimiento en verificación usando diferentes configuraciones. En concreto, se muestran los resultados para tres situaciones: sin detección de validez (Sin DV) y con detección de validez (DV) para  $k = 6$  y  $k = 3$ . Se puede observar que, en los dos escenarios, el rendimiento crece a medida que se descartan más muestras inválidas. Mientras que en BiosecurID la tasa de error del sistema puede ser reducida desde el 3 % hasta el 0.15 %, en Biosecure la mejora de rendimiento es menos significativa (desde el 22 % hasta el 8 %). En la Fig. 7 (der.) mostramos el EER según rechazamos usuarios con un número creciente de muestras inválidas. Para BiosecurID (Fig. 7b), podemos observar que las muestras inválidas más dañinas están concentradas en sólo dos o tres usuarios y, cuando estos usuarios son rechazados, el EER mejora desde el 2.8 % al 0.2 %. Por otro lado, Fig. 7d muestra que, en el segundo escenario, la mayoría de los usuarios tienen muestras que no cumplen nuestro criterio de validez porque para reducir el error al 50 %, al menos es necesario rechazar el 20 % de los usuarios. Esto puede ser debido al fondo no uniforme que dificulta la segmentación de las imágenes en el segundo caso. Además, la gran diferencia de rendimiento observada entre los dos escenarios (Fig. 7a vs. Fig. 7c) puede ser una consecuencia del mismo factor.

Estos resultados demuestran la utilidad del módulo de detección de validez. Si consideramos una aplicación práctica, donde el rendimiento del sistema puede ser tan importante como la comodidad del usuario, el parámetro  $k$  puede ser ajustado para equilibrar el EER y el porcentaje de muestras rechazadas. Por ejemplo, la Fig. 8 muestra el valor óptimo de  $k$ , para la base de datos BiosecurID, que maximiza la función

$$f = \frac{1}{EER \times Rechazo} \quad (2)$$

donde  $EER$  significa Equal Error Rate y  $Rechazo$  es el porcentaje de muestras rechazadas. En este ejemplo, la combinación óptima se alcanza para  $k = 3.7$ , lo que produce un  $EER$  del 0.16 % y una tasa de rechazo del 2.25 %.

## 6. Conclusiones

Se ha estudiado el problema de la detección de muestras inválidas en sistemas de verificación basados en geometría de la mano. Los experimentos de rendimiento han sido llevados a cabo en dos escenarios de adquisición diferentes (BiosecurID, basado en escáner y Biosecure, basado en cámara). En ambos casos, se ha observado una importante mejora en el rendimiento cuando se detectan y descartan las muestras defectuosas. Sin embargo, mientras que en el primer escenario un 0.5 % de los usuarios concentran las muestras inválidas, en el segundo dichas muestras están más uniformemente distribuidas. El módulo de detección de validez propuesto tiene un parámetro modificable ( $k$ ) que controla el EER a costa de aumentar/reducir la tasa de rechazo de usuarios. El trabajo futuro incluye el estudio de medidas de calidad cuantitativas con el objetivo de añadir procesamiento basado en calidad en los sistemas de verificación basados en geometría de la mano.

## Referencias

1. A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techn.*, vol. 14, no. 1, pp. 4–20, 2004.
2. R. Sánchez-Reillo, C. Sanchez-Avila, and A. González-Marcos, "Biometric identification through hand geometry measurements," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 10, pp. 1168–1171, 2000.
3. E. Yörüük, E. Konukoglu, B. Sankur, and J. Darbon, "Shape-based hand recognition," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 7, pp. 1803–1815, 2006.
4. C. Öden, A. Erçil, and B. Büke, "Combining implicit polynomials and geometric features for hand recognition," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 13, pp. 2145–2152, 2003.
5. J. Fierrez, J. Galbally, J. Ortega-Garcia, *et al.*, "Biosecurid: A multimodal biometric database," *Pattern Analysis and Applications*, 2010. to appear.
6. J. Ortega-Garcia, J. Fierrez, F. Alonso-Fernandez, *et al.*, "The multi-scenario multi-environment biosecure multimodal database (BMDDB)," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010. to appear.
7. J. Burgues, J. Fierrez, D. Ramos, and J. Ortega-Garcia, "Comparison of distance-based features for hand geometry authentication," in *Springer LNCS*, vol. 5707, pp. 325–332, 2009.