



INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO DE UN SISTEMA
BIOMÉTRICO BASADO EN VENAS

Grado en Ingeniería Informática

Universidad de Valladolid

14 de julio de 2016

Sergio Modino Catalán
Tutor : Carlos Enrique Vivaracho Pascual

Abstract

The use of the finger-vein recognition is emerging as a new form of biometrics. This new biometrics has already commercial devices but scientific research is just beginning. The goal of this research is to cover the gap between research and commercial devices.

The first aspect is to design a device for capture the finger-vein patterns. At present there are few finger-vein databases published available, this is why the second aspect is the collection of a dataset to work with.

The image is improved by applying different techniques to highlight the finger-veins against the rest of the image.

The last aspect is to do verification experiment with our database. In our case we have been tested with different systems based in distance classifiers. One is based on image correlation (will be our reference system), another one is based on fractals, another one is based on DCT and the last one is based on the Hamming distance, the latter two are a newproposal in this research.

Resumen

El uso de los patrones de las venas de los dedos como nueva forma de reconocimiento biométrico es una idea que está emergiendo. Este nuevo tipo de biometría ya tiene dispositivos comerciales pero la investigación científica solo está comenzando. El propósito de estas investigaciones es cubrir esa brecha entre la investigación y los dispositivos comerciales. Para ello se marcan tres aspectos importantes a llevar a cabo.

El primer aspecto es diseñar un dispositivo capaz de realizar la captura de las venas de los dedos. A día de hoy la cantidad de bases de datos públicas que existe es muy pequeña, por eso el segundo aspecto a llevar a cabo es obtener una base de datos de muestras válidas para poder trabajar con ellas.

A continuación se mejora la imagen aplicando distintas técnicas para resaltar las venas de los dedos frente al resto de la imagen.

El último aspecto a tener en cuenta es el uso de un sistema de verificación de las muestras, en nuestro caso se han probado distintos sistemas con clasificadores basados en distancia. Uno de ellos es el basado en correlación de imágenes (será nuestro sistema de referencia), basado en fractales (obtenido estado del arte), basado en la transformada discreta del coseno y uno basado en la distancia de Hamming, estos dos últimos son una propuesta novedosa para esta investigación.

Agradecimientos

En primer lugar quisiera agradecer a Carlos E. Vivaracho, por su confianza en mi al proponerme realizar este proyecto y por toda su ayuda en el transcurso del mismo. A Arancha Simón y Esperanza Manso por compartir sus conocimientos conmigo.

Al grupo de investigación “eca-simm” por permitirme trabajar en su laboratorio. Y en general a la Escuela de ingeniería informática y a la Universidad de Valladolid por proporcionar los medios para realizar esta investigación.

A los profesores y alumnos por su tiempo y su colaboración en la obtención de capturas para la base de datos.

A mi familia, pareja y amigos por su apoyo incondicional, puesto que sin él, tal vez no estuviese escribiendo esto.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Descripción del proyecto	1
1.2. Objetivos del proyecto	1
1.3. Glosario	2
1.4. Estructura del documento	2
2. Estado del Arte	4
2.1. El dedo	4
2.1.1. Propiedades	5
2.1.2. Antropometría del dedo	6
2.2. Dispositivo de captura	6
2.2.1. Tipos de dispositivos	7
2.2.2. Orientación	8
2.2.3. Iluminación	9
2.2.4. Cámara	10
2.2.5. Dispositivos comerciales	10
2.3. Algoritmos	11
2.3.1. Extracción de la zona de interés	11
2.3.2. Alineamiento	11
2.3.3. Preprocesado	12
2.3.4. Extracción de características y clasificación	12
2.4. Bases de datos	13
3. Diseño del dispositivo de captura	14
3.1. Primeras pruebas	14
3.1.1. Iluminación	14
3.1.2. Cámara	18
3.1.3. Conclusión	19
3.2. Prototipo	19
3.2.1. Iluminación	19
3.2.2. Circuito de LEDs	20
3.2.3. Estructura del prototipo	21
3.3. Diseño final	22

3.3.1.	Iluminación	23
3.3.2.	Cámara	23
3.3.3.	Dimensiones y posición de los elementos	24
4.	Obtención de capturas	26
4.1.	Voluntarios	26
4.2.	Estructura de la base de datos	26
4.3.	Imágenes	27
4.4.	Sesiones	28
4.5.	Protección de datos	28
5.	Mejora de la imagen	29
5.1.	Región de interés	29
5.2.	Reescalado	31
5.3.	Preprocesado	32
6.	Experimentos y resultados	35
6.1.	Medidas de rendimiento	35
6.2.	Conjuntos experimentales	36
6.3.	Normalización de los resultados	37
6.4.	Sistema basado en correlación	38
6.4.1.	Descripción	38
6.4.2.	Resultados	41
6.4.3.	Discusión	44
6.5.	Sistema basado en fractales	44
6.5.1.	Descripción	45
6.5.2.	Resultados	47
6.5.3.	Discusión	48
6.6.	Sistema basado en DCT	49
6.6.1.	Descripción	49
6.6.2.	Resultados	50
6.6.3.	Discusión	55
6.7.	Sistema basado en binarización	55
6.7.1.	Descripción	56
6.7.2.	Resultados	58
6.7.3.	Discusión	59
7.	Conclusión y trabajo futuro	61
	Bibliografía	63
	A. Contenido del CD	66

Capítulo 1

Introducción

1.1. Descripción del proyecto

En este documento se presenta un proyecto de investigación para el desarrollo de un sistema biométrico basado en el reconocimiento de venas de las manos. Este es un campo de investigación que está emergiendo con mucha fuerza, a diferencia de otros sistemas de reconocimiento biométrico que ya tienen un firme hueco en la comunidad científica como las huellas dactilares, el iris, la firma . . .

Las venas de las manos no pueden verse a simple vista, ni pueden capturarse directamente, por lo que habrá que utilizar distintos métodos para poder ver las venas y diferenciarlas del resto de la mano. Se utilizará luz cercana al espectro infrarrojo para resaltar las venas y poder capturar imágenes de las mismas.

Esas imágenes serán tratadas y procesadas para poder diferenciar las imágenes de las venas de una persona con las de otra persona.

1.2. Objetivos del proyecto

El objetivo principal del proyecto es realizar una investigación preliminar en reconocimiento biométrico basado en las venas de los dedos. Esta investigación supone unos objetivos específicos, estos son:

- Análisis del estado del arte
- Diseñar y construir un dispositivo de captura para las venas de las manos.
- Crear una base de datos propia o utilizar bases de datos públicas.
- Realizar mejoras de las imágenes de la base de datos.
- Probar distintos algoritmos de reconocimiento.

- Implementación de un prototipo de sistema, si todos los puntos anteriores dieran buenos resultados.

Al ser una investigación no se pueden marcar fechas específicas para la realización de cada apartado, se debe trabajar con una fecha límite pde finalización del trabajo.

El proyecto se comienza en Septiembre de 2015 y se marca como fecha límite o deadline principios de Julio de 2016.

1.3. Glosario

- Captura: A lo largo del documento se hablará de captura para referirse a las imágenes de las venas de los dedos tomadas por el dispositivo de captura.
- Patrones vasculares: son las distintas bifurcaciones creadas tanto las venas como las arterias. En el documento se hará referencia a las “venas de los dedos” refiriendose a los patrones vasculares, esto es así porque el término “finger-vein” o “venas de los dedos” está generalizado en el estado del arte.
- Máscara: es una imagen en blanco y negro, que siempre tiene una imagen original asociada. La máscara determinará con el blanco las partes de interés de la imagen original y con negro el resto.
- Histograma de una imagen: es la representación en un gráfico de histogramas de los valores de color de una imagen, donde cada barra representa el número de pixeles que representan cada uno de los valores de color.
- Zona interfalángica: zona de unión entre cada una de las falanges de los dedos. Para cada dedo se encontrarán siempre dos zonas interfalángicas: la correspondiente a la falange proximal y la falange media; y la correspondiente a la falange media y la falange distal.

1.4. Estructura del documento

En este documento se diferencian cuatro grandes bloques, estos son:

- **Estudio del estado del arte:** Donde se comprobará e investigará a que nivel de desarrollo se encuentran los distintos estudios sobre la materia, para aplicar ideas y mejoras a nuestra propuesta de sistema.

- **Diseño del dispositivo de captura:** Se aplicarán los conocimientos obtenidos del estudio del estado del arte y conclusiones propias basadas en las pruebas realizadas, para crear un dispositivo de captura de las venas de los dedos.
- **Mejora de las capturas:** Las capturas realizadas con el dispositivo diseñado se estudian y se plantea una forma de mejorarlas para que sean más fáciles de procesar.
- **Realización de experimentos:** En base a las imágenes resultantes se aplican distintos sistemas de verificación, se evalúan resultados y se clasifican en base a su eficiencia.

Capítulo 2

Estado del Arte

En esta sección se mostrará una visión general de las venas del dedo como identificador biométrico de personas, así como un resumen del estado de la investigación en el tema, abarcando desde la captura hasta su reconocimiento. Esta sección se dividirá en cuatro partes principales, la primera parte tratará sobre el dedo y las propiedades que son importantes para obtener una captura de las venas de los dedos apropiada. La segunda parte trata sobre el dispositivo de obtención de las capturas, especialmente el tipo de luz que es necesaria, los tipos de cámaras y los dispositivos comerciales que existen actualmente. En la tercera parte se hablará de los algoritmos más utilizados en la extracción de características. Por último un pequeño inciso en las bases de datos de capturas de venas de los dedos existentes y su posibilidad de acceso.

2.1. El dedo

El dedo es una de las partes principales a tener en cuenta a la hora de diseñar un dispositivo de reconocimiento de patrones vasculares.

La mayoría de los artículos sobre la captura de patrones vasculares de los dedos fotografían la parte interna del dedo, es decir, la parte de la huella dactilar. El pulgar suele evitarse por tener un grosor superior a los demás dedos y una longitud inferior, por lo que habría que adaptar el dispositivo usado a ese dedo y no sería un tamaño óptimo para el resto.

Para mostrar de una forma más gráfica como están localizados los capilares de venas y arterias en la mano se muestra un angiograma de la mano en la figura 2.1. Un angiograma se obtiene inyectando un líquido de contraste en la sangre y tomando una imagen de rayos X. En la figura 2.1 puede verse como la cantidad de venas y arterias en los dedos es muy densa.



Figura 2.1: Angiograma de la mano.

2.1.1. Propiedades

Hay una gran cantidad de propiedades aplicables a los dedos de las manos, algunas de las que pueden influenciar la calidad de la captura de los patrones vasculares son:

- Pliegues
- Callos
- Heridas
- Temperatura
- Color de piel
- Grosor
- Mano Dominante
- Edad
- Arrugas

A pesar de que hay muy poca literatura sobre el efecto de estas propiedades en la calidad de las imágenes de patrones vasculares, se pueden comentar algunos

datos sobre ello. Para un entendimiento completo de estos factores son necesarias más investigaciones al respecto.

La gente que realiza trabajo con las manos tiende a tener más *callos* en los dedos, esta piel es más gruesa, dejará pasar menos la luz y en consecuencia las venas de esa parte serán menos visibles.

Las *heridas y cicatrices* tienen gran influencia en los resultados de las capturas, puesto que durante el proceso de curación pasa más sangre por esa zona y puede mostrar patrones que sin la herida no se verían. El artículo de Dai et al. [1] menciona que si un dedo tiene una herida, en esa zona las venas son difíciles de observar y la cicatriz oscurece la captura en esa sección.

La cantidad de sangre que fluye a través de las venas de los dedos también influye en la calidad de las capturas, cuanto más flujo de sangre más oscuro se verá el patrón vascular respecto del resto de la imagen. Esta característica puede verse alterada por la temperatura, consumo de alcohol, género y edad.

La *mano dominante* de una persona también influye en la calidad de las imágenes, en el caso de las personas diestras las capturas realizadas a la mano derecha de esa persona son peores que las realizadas a la mano izquierda, es decir, la calidad de las imágenes de la mano dominante es ligeramente inferior que las de su mano no dominante.

Para obtener un sistema de autenticación biométrica válido es necesario que la información no cambie significativamente a lo largo del tiempo. La singularidad de las venas de los dedos ha sido estudiada por Yanagawa et al.[2] y concluyeron que la singularidad de los patrones vasculares es comparable al iris, por ello las venas pueden ser utilizadas como un identificador único y personal.

2.1.2. Antropometría del dedo

Para el diseño de un dispositivo de captura de las venas de los dedos es importante asegurarse de que la gran mayoría de la gente puede utilizarlo. Por ello se han buscado estudios que indiquen valores medios de longitud y grosor promedio para hombres y mujeres.

En la tabla 2.1 se pueden ver estos valores para dos artículos distintos donde se indica la longitud y anchura de los dedos de una muestra de población representativa para los percentiles 5, 50 y 95. Teniendo en cuenta estos valores medios se fabricó el prototipo utilizado que se mostrará en secciones posteriores.

2.2. Dispositivo de captura

Los artículos consultados no se centran en explicar de una forma clara el dispositivo que utilizan para la captura de los patrones vasculares del dedo, ya que

Fuente	Medida	Percentiles		
		5 %	50 %	95 %
Jürgens et al. [3]	Longitud	64	73	80
	Anchura	16	20	24
Brandtmiller et al. [4]	Longitud (hombres)	64	74	82
	Anchura (hombres)	16	20	24
	Longitud (mujeres)	62	69	76
	Anchura (mujeres)	13	15	17

Tabla 2.1: Valores antropométricos de los dedos en milímetros.

se considera una cuestión secundaria. Esta sección empezará con una visión general de los tipos de dispositivos de captura más utilizados. Como componentes de este dispositivo de captura también se tratará las fuentes de luz y las cámaras utilizadas.

2.2.1. Tipos de dispositivos

El “White Paper” de Hitachi [5] menciona tres métodos de captura de los patrones vasculares de los dedos. Estos tres métodos se muestran en la figura 2.2.

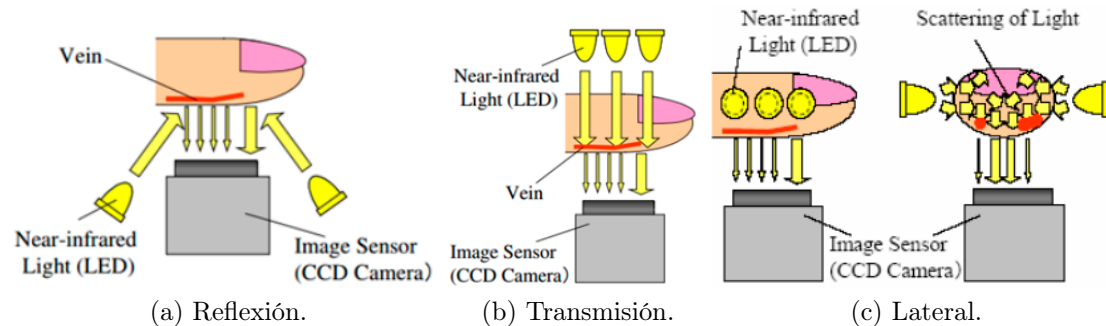


Figura 2.2: Tres métodos de iluminación para la captura de los patrones de venas del dedo [5].

El método de reflexión (fig. 2.2a) consiste en colocar la luz y la cámara en el mismo lado del dedo. La cámara captará esa luz reflejada por el dedo. El fuerte reflejo de la superficie de la piel y la poca penetración de la luz debajo de la piel hace que el contraste de las imágenes sea muy débil [5], aunque el tamaño de los dispositivos que usan este método es el más pequeño de los tres.

El método de transmisión de luz (fig. 2.2b) consiste en colocar el dedo entre la cámara y los emisores de luz. Estos dispositivos producen las mejores imágenes puesto que la luz atraviesa directamente el dedo y la luz ambiental no tiene influencia. La desventaja de este método es que el usuario tendrá que meter el dedo en un aparato desconocido sin ver el interior, lo que puede llegar a ser una barrera psicológica.

Con el propósito de solventar los problemas de la reflexión de la piel y tener un dispositivo abierto, se propuso el método de iluminación lateral (fig. 2.2c). En este método la luz se encuentra en los laterales del dedo y la cámara debajo. Al no ser necesario colocar nada encima del dedo el usuario puede verlo en todo momento, pero las imágenes no llegan a tener tan buen contraste como las producidas por el método de transmisión.

La mayoría de los artículos consultados utilizan el método de transmisión [1, 6, 7, 8, 9, 10, 11]. El artículo de Yu et al [12] usa el método de reflexión de la luz. También hay otros que combinan ambos métodos [13, 14] con un único LED de transmisión y dos LEDs a cada lado de la cámara usando el método de reflexión.

En cuanto al ámbito comercial, Sony presentó un dispositivo de captura de patrones vasculares de los dedos utilizando el método de iluminación lateral. Pero en vez de iluminar los dos lados del dedo solo iluminaba un lado. La ventaja del método presentado por Sony es que el dedo puede ser posicionado justo encima de la fuente de luz, en contrapartida, al dar tanta posibilidad de giro del dedo al usuario, los patrones vasculares tendrán un fuerte factor de variabilidad que dificultaría la verificación.

2.2.2. Orientación

Para la comparación de dos capturas es importante que ambas capturas tengan la misma orientación y localización. Una posible diferencia de orientación entre capturas puede estar debida a que se ha desplazado el dedo ligeramente en el eje de las x , o bien, una rotación sobre el mismo eje. Estos cambios sobre el eje x pueden ser determinados cuando se captura la imagen o mediante el dispositivo de captura colocando un sensor en la posición en la que la punta de dedo debe estar colocada. Este método es descrito por Hitachi en una de sus patentes [15].

En la figura 2.3 se muestran todos los movimientos posibles de traslación y rotación que puede realizar el dedo, cada uno de estos movimientos en muy pocos casos se van a dar por separado, siempre nos encontraremos una combinación de dos o más de estos movimientos. De los movimientos de traslación los más comunes serán los de los ejes x e y puesto que el movimiento en el eje z suele estar controlado con sistemas de apoyo.

Con respecto a los movimientos de rotación, los dos que se pueden encontrar en el estado del arte son el movimiento de rotación sobre el eje x y el de rotación sobre

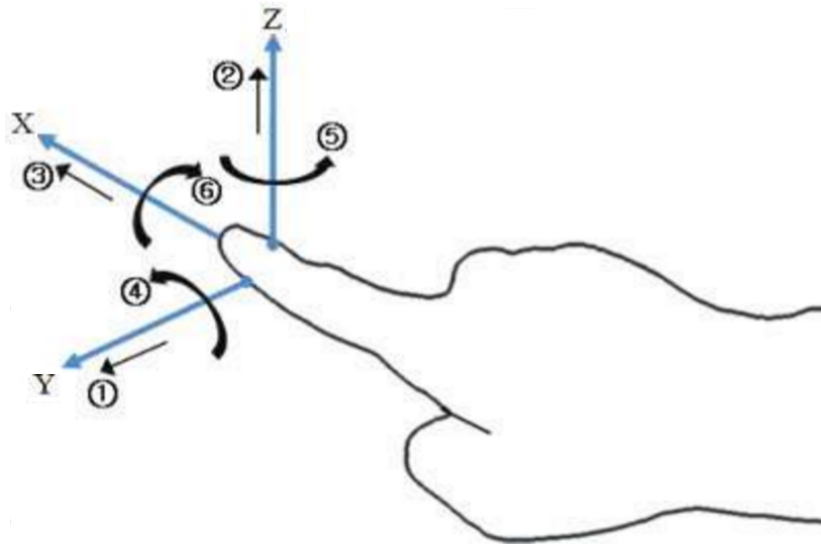


Figura 2.3: Rotación y traslación sobre los ejes x, y, z [16]

el eje z . Este último será muy fácil de tratar puesto que solo hay que calcular la dirección del dedo y rotarlo programáticamente a la posición correcta, en cambio la rotación sobre el eje x (movimiento número 6 en la figura 2.3) supone un mayor problema puesto que al rotar el dedo aparecerán patrones de venas que en otra posición no se verían.

En muchos dispositivos la punta del dedo es usada para reposar el dedo mientras se hace la captura, teniendo como consecuencia que no se capture esa parte. Esto no supone un problema para el patrón de las venas de los dedos por dos razones: En la mayoría de los casos la uña interfiere en gran medida en el paso de la luz y la gran cantidad de capilares que se podrían ver en la punta de los dedos es tan densa que no se podría sacar información útil.

2.2.3. Iluminación

La longitud de onda elegida para la luz del dispositivo debe ser escogida de tal manera que el contraste entre los vasos sanguíneos y el resto del tejido sea el mayor posible. El sistema más común usado en los dispositivos de captura es el LED, pero la luz láser también puede ser usada [17].

El espectro de absorción de luz del agua, la hemoglobina oxigenada y la hemoglobina deoxigenada es distinto [18]. Debido a que tanto los vasos sanguíneos con sangre oxigenada y deoxigenada deberían ser visibles en la imagen capturada, es necesario tener en cuenta ambos valores de absorción espectral (cercaos entre sí). La longitud de onda idónea está entre 800nm y 1000nm. La longitud de onda más

usada en los dispositivos que utilizan iluminación LED es 850nm.

Un problema común en la captura de imágenes es la diferencia de brillo entre capturas. El factor de brillo depende de muchas variables, como puede ser: luz ambiental, posición del dedo, temperatura de la mano, humedad ambiental . . . Para pruebas experimentales se aconseja variar la intensidad de los LEDs de forma manual [7], verificando visualmente la calidad de las imágenes.

2.2.4. Cámara

Cada uno de los dispositivos nombrados en la literatura hace uso de filtros de luz visible para bloquear toda luz que no sea cercana a la luz infrarroja. El tamaño de las imágenes capturadas varía entre 320x240 píxeles y 640x480 [7, 8] y la resolución de estas imágenes no es conocida. El formato de almacenamiento de las imágenes más usado es de 8-bits en escala de grises.

En el caso de las cámaras usadas para la adquisición de imágenes es muy variado, entre ellas está la cámara CCD *SV1310FM* de Dahend Image y la NC300AIR de Takenaka Systems [1, 7].

Otro dato importante es la calidad de la imagen para el procesamiento posterior. Los requisitos para obtener una buena imagen dependen del algoritmo utilizado para la extracción de características. Alguno de estos requisitos puede ser la longitud total de las venas, número de bifurcaciones o la desviación estándar de los valores de grises.

2.2.5. Dispositivos comerciales

Hitachi es uno de los pioneros en cuanto a dispositivos comerciales de verificación biométrica de venas, es por ello que, a día de hoy, ha sacado al mercado gran cantidad de dispositivos y su investigación es la que más tiempo lleva activa. En la figura 2.4 se muestra algunos de los dispositivos de captura producidos por Hitachi y Sony. Los dos dispositivos de la izquierda son propiedad de Hitachi, al consultar la información de estos productos, ambos reclaman un FRR (False Rejection Rate o Tasa de Falsos Negativos) de 0,01 % y un FAR (False Acceptance Rate, Tasa de Falso Positivo) de 0,0001 %. La figura 2.4a muestra un lector de acceso con conexión USB, el Hitachi H1 Unit, dispositivo creado usando el método de transmisión, es por eso que tiene un recubrimiento total de la ranura para el dedo.

La figura en el centro (figura 2.4b) corresponde al dispositivo TS-E3F1. Este dispositivo hace uso del método de iluminación lateral. El rendimiento de este dispositivo fue evaluado por el “International Biometric Group” en 2006 [19], con un EER (Equal Error Rate) de 1.33 %.

Sony también tiene un dispositivo de reconocimiento de venas del dedo, sacado a mercado en 2009, la gama FVA-U. El último dispositivo de esta gama es el FVA-

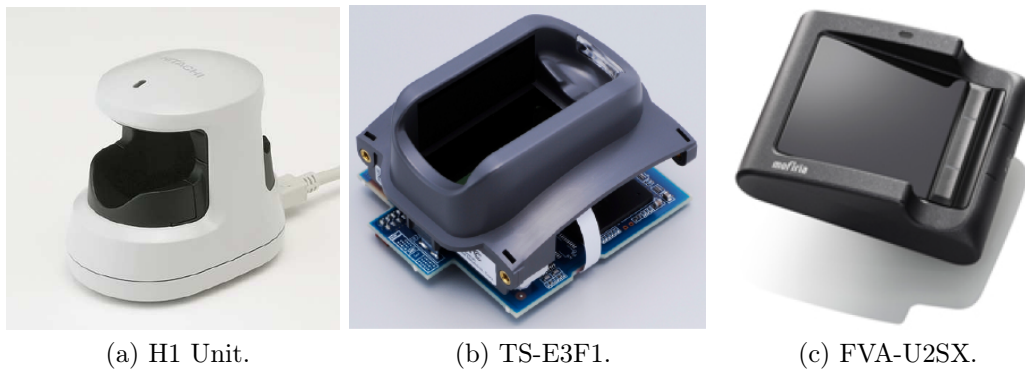


Figura 2.4: Dispositivos comerciales de reconocimiento de venas del dedo.

U2SX correspondiente a la figura 2.4c. El método utilizado por este dispositivo es de iluminación lateral, pero solo alumbrando un lado del dedo. Para esta gama de dispositivos Sony no ha facilitado sus valores de rendimiento.

2.3. Algoritmos

En esta sección se intentará resumir los distintos métodos de preprocesado, extracción de características y comparación. Al final de la sección se compararán resultados del estado del arte para algunos de estos métodos.

2.3.1. Extracción de la zona de interés

Para algunos algoritmos o dispositivos es necesario obtener el contorno de la imagen. La forma del contorno del dedo contiene información sobre la geometría del dedo que también puede ser usada como una característica más para mejorar los resultados de comparación.

Un método posible para extraer el contorno del dedo es utilizar una máscara para diferenciar el contorno exterior del interior [20]. Otro método más complejo es el uso de “active contours”, curvas generadas que se colocan sobre la imagen para encontrar los límites de un objeto y la estimación de la curvatura de los contornos [6].

2.3.2. Alineamiento

Un paso que suele realizarse dependiendo de las características del dispositivo es el alineamiento de la imagen, esto es necesario porque la orientación del dedo

puede variar entre distintas capturas del mismo dedo. Las posibles diferencias de orientación pueden venir dadas por el giro del dedo en el plano xy . Para determinar el movimiento en el plano horizontal se utiliza el método del mínimos cuadrados para estimar una línea recta que pase por el centro del dedo [16]. Las propiedades de esta recta pueden ser usadas para transformar la imagen de tal manera que la línea central esté en el centro de la imagen. Para evitar esto, lo normal es poner una estructura de apoyo, donde, al menos, la posición del dedo pueda ser controlada. Esta es posiblemente la razón por la que Hitachi coloca un sensor táctil en sus dispositivos. Otra posible solución para normalizar la posición del dedo es calcular la posición de las zonas interfalángicas. En la zona de unión de las falanges hay ausencia de hueso, lo que permite que la luz tenga más facilidad para pasar y esa zona se ve más brillante. Diferenciar las dos zonas interfalange, determinar su posición y su giro sería su principal aplicación, pero también es usada la distancia entre esos puntos como una característica adicional a la hora de obtener resultados.

2.3.3. Preprocesado

El preprocesado de las capturas juega un papel muy importante en la extracción de las características, debido a que si se ha dado un tratamiento inicial la extracción de las características tendrá mejores resultados. Un paso muy utilizado es la eliminación del ruido de la imagen, mediante el uso de un *filtro paso bajo* [7, 8]. Otro método utilizado en el preprocesado de la captura es la *disminución de la escala* [8, 6, 11], esto disminuye el tiempo de computación pero puede provocar pérdidas de información respecto de la imagen original. Uno de los métodos más vistos en el estado del arte es la *Ecualización de histograma* [8, 11], utilizado para compensar el contraste de la imagen, intentando resaltar las venas sobre el resto del dedo.

2.3.4. Extracción de características y clasificación

El método de verificación más simple y con unos resultados bastante buenos es determinar la semejanza ente la imagen de referencia y la captura usada mediante el uso de la correlación de coeficientes [7]. Otra alternativa muy común es el método del valor umbral [8, 20, 12], consiguiendo así separar los patrones de venas del resto de los elementos, creando una esqueletización de la imagen. De esta esqueletización se pueden obtener características únicas, como: bifurcaciones o puntos de inicio y fin.

También podemos encontrar el uso de algoritmos de seguimiento de líneas [6, 11, 21]. De este modo se obtienen las características mediante el seguimiento de las líneas de las venas. Estas características pueden compararse directamente con las de la imagen objetivo o puede añadirse un paso de normalización de los datos.

Una combinación del método de valores umbral y el seguimiento de líneas puede ser usada para obtener unos mejores resultados [12].

Una alternativa única para la extracción de características es la descrita por Wang et al. [22]. Proponen el uso de la *Transformada de Radon* (Transformación integral que consiste en la integral de una función sobre un conjunto de rectas) y la descomposición de valores singulares (SVD), que consiste en la factorización de la matriz de la imagen.

2.4. Bases de datos

La cantidad de bases de datos libres sobre el reconocimiento de las venas del dedo es muy pequeña. La universidad de Peking cuenta con una base de datos obtenida por el “AI Lab, Peking University, China”, pero no facilitan ninguna información de la base de datos, ni de como acceder a ella. “The Idiap Research Institute” también cuenta con un dataset libre y, al contrario que con el dataset de Peking, proporcionan información previa a la petición de adquisición de la base de datos.

La base de datos de “The Idiap Research Institute” cuenta con 440 capturas de 110 personas. A cada persona se le ha tomado dos capturas por cada uno de los dos índices, con una diferencia de 5 minutos entre capturas. Esta formada por 40 mujeres y 70 hombres con edades comprendidas entre 18 y 60 años. Además junto a la base de datos se incluye un archivo de *metadatos* con la información de género y edad de cada usuario.

El número de muestras de esta base de datos es bastante grande, pero solo toman dos capturas de cada dedo lo que imposibilita la comparación con más de una muestra verdadera, pudiéndose generar falsos negativos en capturas con el dedo correcto y unas condiciones externas distintas (iluminación, posición, temperatura, etc.).

Capítulo 3

Diseño del dispositivo de captura

En este capítulo nos centraremos en el diseño del dispositivo de captura de imágenes capaz de resaltar los patrones de venas de los dedos, excluyendo el pulgar y el meñique por tener unas características muy distintas a los otros tres dedos de la mano.

La primera sección se centrará en las primeras fases de desarrollo del dispositivo, donde se mostrarán pruebas preliminares que fueron significativas para obtener experiencia en varios aspectos importantes que envuelven la captura de los patrones de las venas de los dedos. En la segunda sección se hablará del dispositivo final y todos sus componentes. Entre estos se hablará de la parte más importante del dispositivo, el proceso de iluminación.

3.1. Primeras pruebas

Antes de terminar el actual dispositivo se tuvieron que realizar distintas pruebas para determinar distintos aspectos técnicos, como por ejemplo: La posición de los LEDs, distancia a la que debe estar la cámara ...

3.1.1. Iluminación

Para determinar cual es la longitud de onda adecuada para resaltar los patrones de venas es necesario hacer una gran cantidad de pruebas con distinta longitud de onda y distintas posiciones. Como ya se comentó en la sección 2.2.3 la longitud de onda de los LEDs debe estar entre 800nm y 1000nm para diferenciar correctamente el patrón de venas respecto del resto del dedo.

En primer lugar se probó con una distribución circular de seis LEDs con longitud de onda de 800nm (fig. 3.1) y con ella se realizaron pruebas para determinar cual sería el mejor método de iluminación. No solo se probó distintas configuracio-

nes del dedo, sino que se plantearon distintas alternativas a la captura del dedo, como la palma de la mano o la parte dorsal de la muñeca.

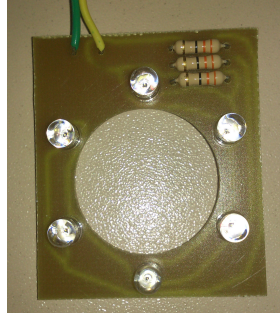


Figura 3.1: Disposición circular de seis LEDs de 800nm.

Disposición circular

Esta disposición no sería la definitiva puesto que para iluminar un único dedo era excesiva y se saturaría la imagen, pero sirvió como elemento de pruebas para determinar las condiciones de iluminación necesarias y saber el método de iluminación más adecuado.

La placa en la que estaban montados los LEDs tenía la zona central recortada lo que facilitaba acoplarlo a una cámara de tal manera que se pudiese probar la eficacia del *método de reflexión*, las primeras pruebas de reflexión se realizaron con el dorso de la mano (fig. 3.2).



(a) Sin filtro de luz visible. (b) Negativo de fotos como filtro. (c) Disquete como filtro.

Figura 3.2: Prueba del método de reflexión de la luz en la captura de patrones vasculares del dorso de la mano.

En estas primeras pruebas se comprobó que la luz natural impedía detectar claramente la luz cercana al espectro infrarrojo y por tanto los patrones vasculares de la mano. La figura 3.2a muestra una captura del dorso de la mano con la

iluminación activada y luz natural, como se puede ver las venas del dorso de la mano se ven resaltadas con un tono más azulado, pero no se diferencian bien por lo que el procesamiento sería complicado. Se optó entonces por utilizar un filtro de luz visible, que solo dejase pasar la luz cercana al infrarrojo. Debido al coste de los filtros comerciales se plantearon dos alternativas: un negativo de fotos o el disco magnético de un disquete de 3 1/2. Ambos materiales filtran bastante bien la luz visible, en la figura 3.2b se puede ver como con el negativo de un carrete de fotos las venas se resaltan mucho más, pero al usar el disco magnético de un disquete (fig. 3.2c) la luz visible es prácticamente eliminada y solo se ve la zona iluminada por nuestros LEDs de 800nm.

En estas pruebas se observó que la principal desventaja del método de reflexión de la luz, depende mucho de las características de la piel del individuo, si la piel es muy grasa las venas se verán en menor medida que en una piel seca.

Debido a esta posible variabilidad en la calidad de las muestras dependiendo de la piel del usuario se procedió a probar el *método de transmisión de la luz*, en el dorso de la mano, colocando la mano apoyada sobre los LEDs, los resultados son claramente mejores (fig. 3.3) mostrando las venas de una forma más clara que en el método de transmisión, pero nos encontramos con el inconveniente de que el grosor de la mano limita el paso de gran parte de la luz y donde el grosor disminuye el brillo de los LEDs oculta la posible información de la zona.

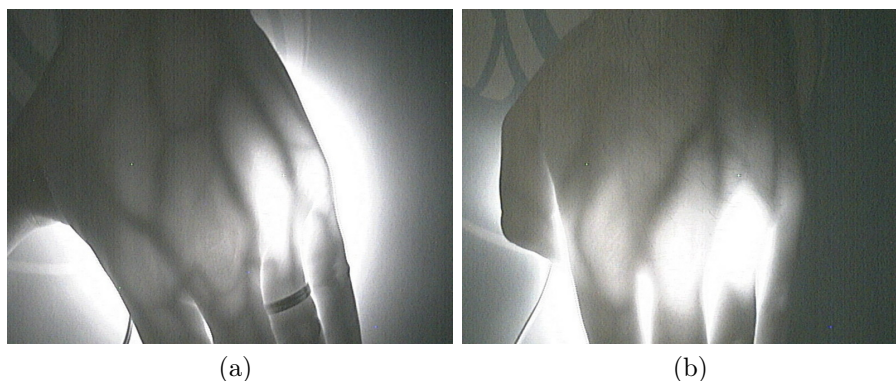


Figura 3.3: Prueba del método de transmisión de la luz en la captura de patrones vasculares del dorso de la mano.

Demostrando que el método de transmisión funciona para el dorso de la mano, el siguiente paso es probarlo en los dedos. Como ya se ha comentado la disposición circular no es la más adecuada para un único dedo puesto que hay LEDs que no lo iluminarán y saturan la imagen en sus laterales, por tanto para las pruebas de iluminación por transmisión se pusieron varios dedos juntos. En la figura 3.4 se pueden ver dos imágenes del uso de este método para varios dedos de la mano y

como se ven claramente los patrones de venas de los dedos. Cabe destacar que las zonas donde más se ven las venas incluso con esta disposición de luz son en las partes interfalángicas, puesto que la densidad de esa zona es mucho menor que la del hueso.



Figura 3.4: Prueba del método de transmisión de la luz en la captura de patrones vasculares del dorso de la mano.

En la figura 3.4a se ha hecho la captura sin utilizar ningún filtro de luz visible, en cambio la figura 3.4b se ha utilizado como filtro el disco magnético. En comparación se ve claramente que para procesar la imagen la segunda figura es mejor, puesto que está en escala de grises y las venas se resaltan en mayor medida.

Disposición lineal

Llegados a este punto se planteó una disposición que alumbrase solo las zonas más susceptibles al paso de la luz (zonas interfalángicas) de un dedo. Se usaron tres LEDs de 880nm colocados de forma lineal de manera que, independientemente de la longitud del dedo, se alumbrase las dos zonas interfalange. Aunque en un dedo hay dos zonas interfalange, se utilizan tres LEDs, dos en estas zonas y uno entre medias como apoyo a la iluminación de la falange central (fig. 3.5).

En la figura 3.6 se muestra la disposición de los LEDs (imagen izquierda) y el posicionamiento del dedo sobre los mismos (imagen derecha). Al colocar el dedo sobre los LEDs (fig. 3.6b) se explica de una forma visual porqué es necesario un tercer LED intermedio, ya que sin él la zona de la segunda falange se vería más oscura y sin ninguna información, pero al añadirlo se resaltan los patrones vasculares de esa parte.

Se realizaron pruebas con 4 LEDs intentando mejorar la iluminación de la segunda falange de los dedos, pero la luz era excesiva disminuyendo la visión de las venas en vez de facilitarla.

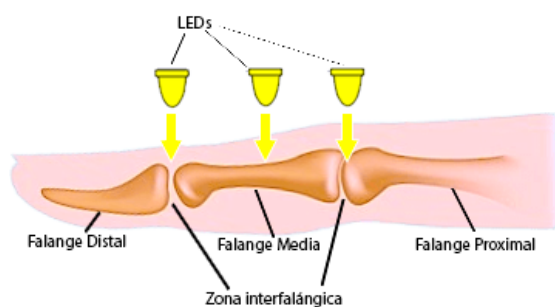


Figura 3.5: Visión lateral de la posición de los leds frente al dedo, para iluminar correctamente las zonas interfalángicas.

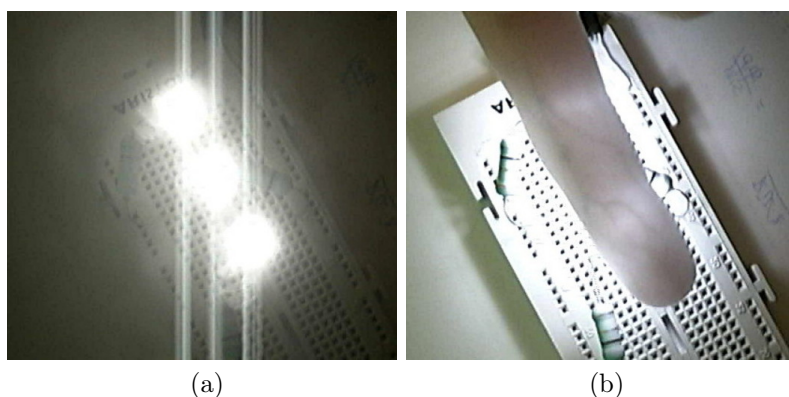


Figura 3.6: Prueba del método de transmisión en la captura de venas del dedo, con una disposición lineal de la luz.

3.1.2. Cámara

La mayoría de las cámaras actuales vienen con un filtro de luz infrarroja para eliminar posibles “artefactos” que puedan formarse por fotografiar en ese espectro lumínico. En nuestro caso necesitamos el efecto contrario, se busca filtrar la luz visible y capturar el espectro cercano al infrarrojo, por lo que se cambió el filtro infrarrojo original por un recorte de disquete (como se ha dicho en secciones anteriores sirve de filtro de luz visible).

La cámara en la que se realizaron estos cambios, y que se usó para todo el desarrollo del prototipo, es la *Philips ToUcam PRO II* (figura 3.7), que cuenta con un CCD VGA capaz de realizar fotos de tamaño 640x480, una resolución buena para realizar pruebas. El filtro de luz visible es de fácil acceso (está en el objetivo, fácilmente desenroscable) por lo que sustraerlo y añadir el filtro de luz visible fue sencillo.



Figura 3.7: Cámara Philips ToUcam PRO II utilizada para las primeras pruebas de captura.

3.1.3. Conclusión

Todas estas pruebas nos llevaron a concluir que la luz visible influye en gran medida a la hora de intentar resaltar los patrones vasculares, por lo que debe reducirse su acción utilizando filtros de luz visible.

También se concluye que, en una primera inspección visual, el método de transmisión genera mejores resultados. Y una disposición de tres LEDs en línea es la más idónea para la captura de patrones de las venas de los dedos, debido a que es necesario alumbrar las zonas interfalángicas para que la luz atraviese el dedo.

3.2. Prototipo

En base a lo aprendido en las pruebas comentadas en la sección anterior, se obtuvo la suficiente información como para poder crear un prototipo donde tanto los elementos de iluminación, la cámara y la parte donde colocar el dedo estuvieran fijos.

En esta sección se hablará de la estructura, colocación de los distintos elementos y valores del primer prototipo de dispositivo de captura de venas de los dedos. En primer lugar se hablará de la iluminación, en el caso de la cámara esta no ha cambiado respecto al apartado anterior y por último de la disposición de estos elementos en conjunto para conformar el dispositivo de captura.

3.2.1. Iluminación

En esta fase de la creación del dispositivo se utilizarán dos tipos de LEDs, de 880nm y de 940nm (se encuentran dentro del umbral idóneo de $[800, 1000]$ nm) con el fin de determinar cual es la longitud de onda que mejor se adapta a nuestro entorno de trabajo. También se realizaron distintos cambios en la posición de los

LEDs para encontrar la posición más correcta a la hora de resaltar las venas de la segunda falange.

En la figura 3.8 se pueden mostrar dos capturas realizadas en el prototipo con LEDs de 880nm (imagen 3.8a) y de 940nm (imagen 3.8b), ambas capturas son del mismo dedo. La calidad de las capturas realizadas con los LEDs de 940nm es mucho mejor que la obtenida para 880nm. Por tanto, se ha decidido usar los LEDs de 940nm para el prototipo, aunque en ambas se ven las venas correctamente, la calidad es mejor en la imagen derecha.

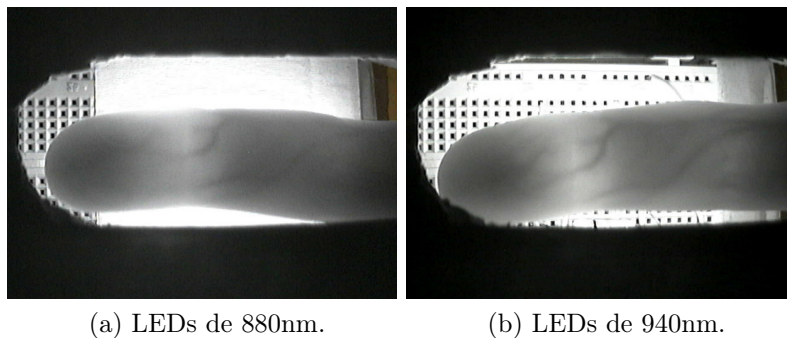


Figura 3.8: Pruebas de capturas en el primer prototipo con LEDs de 880nm y 940nm.

3.2.2. Circuito de LEDs

Independientemente de la posición de los LEDs respecto del dedo, el circuito eléctrico no se ha variado, este consta de una resistencia variable, dos resistencias de 5Ω y tres LEDs en serie cuya fuente de alimentación es un cable USB de 5V.

Se probaron dos tipos de LEDs distintos, unos de 880nm con caída de voltaje de 1,2V y de 940nm con caída de voltaje de 1,3V. Por lo tanto para obtener una máxima iluminación con 5V solo se podrían poner en serie 4 LEDs como máximo. En las pruebas preliminares se determinó que el uso de tres LEDs era suficiente para visualizar los patrones de venas del dedo correctamente, por lo tanto con 5V es suficiente para alimentarlos. Para controlar la intensidad que pasa por el circuito se añade una resistencia de 10Ω y una resistencia variable de escala logarítmica que ayudará a reducir la iluminación del circuito de forma manual, para mejorar la calidad de la captura si es preciso.

3.2.3. Estructura del prototipo

Puesto que vamos a utilizar el método de transmisión la posición de los elementos es bastante clara 3.9; los LEDs en la parte superior, la zona donde deberá apoyarse el dedo a continuación y la cámara en la parte inferior enfocando la zona donde se colocará el dedo. En la zona de colocación del dedo se ha colocado un tope, para determinar hasta donde puede entrar el dedo y evitar problemas generados por traslación en el eje x .

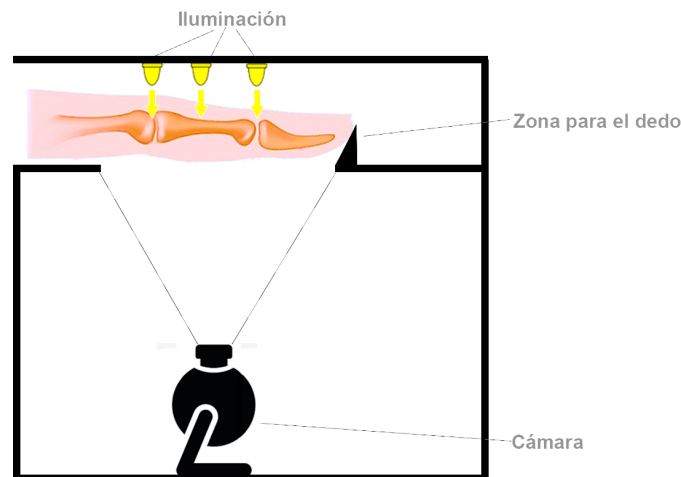


Figura 3.9: Diagrama de las distintas zonas del prototipo y la posición de los elementos.

En las imágenes de pruebas de iluminación (figura 3.8), se ve parte de la placa que tiene el circuito de LEDs, para evitar esto se redujo el hueco para posicionar el dedo a un tamaño de 3cm de ancho por 8cm de largo. En la figura 3.10 se puede ver el resultado de este cambio. Esto supone una mejora a la hora de procesar la imagen, ya que no aparecerán tantos artefactos.

Solo falta determinar la distancia a la que estarán los distintos elementos.

En la figura 3.11 se puede ver, a la izquierda, una foto del primer prototipo y, a la derecha, las medidas del mismo.

El primer prototipo mide 24cm de altura, 22cm de ancho y 30 de largo. Es el primer prototipo, por lo que las medidas no están optimizadas, pero eso se soluciona en la siguiente versión.

A 7cm de altura se encuentra la cámara, 12cm más arriba se encuentra la zona de soporte para el dedo, dejando un espacio de 5cm de alto para que la mano no golpee con la parte superior. La cámara se encuentra a 12cm de la posición en la que estará el dedo para que este salga correctamente enfocado. Por las características de la cámara una distancia menor al dedo difuminaría las venas impidiendo una correcta diferenciación de las mismas.

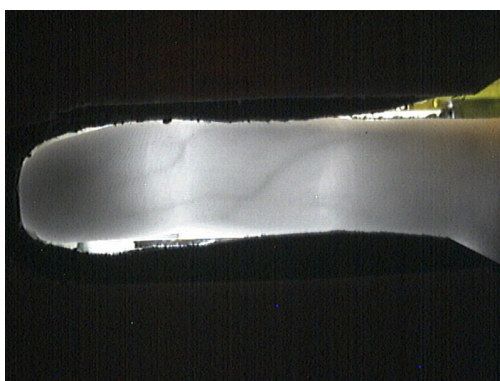
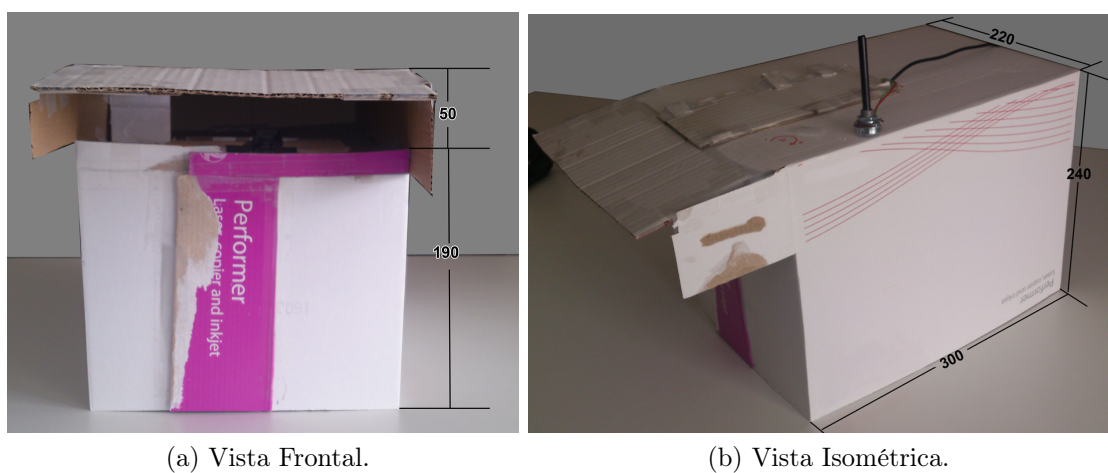


Figura 3.10: Captura de las venas del dedo con el hueco del dedo de tamaño $3 \times 8 \text{ cm}$.



(a) Vista Frontal.

(b) Vista Isométrica.

Figura 3.11: Imágenes del prototipo y sus correspondientes medidas en milímetros.

3.3. Diseño final

Con el prototipo inicial se pudieron realizar muchas pruebas de capturas, sobre todo de la posición del dedo frente a la cámara y el grosor del soporte. Con la información de esas pruebas se creó un nuevo prototipo, esta vez más pequeño y con el espacio para el dedo bien delimitado.

Este prototipo es con el que se han tomado las capturas a todos los usuarios de la base de datos, por ello se considera el diseño final.

El diseño final es más pequeño y aplica distintas mejoras tanto de iluminación, captura y posición de los distintos elementos. Todas estas mejoras se comentarán en esta sección.

3.3.1. Iluminación

Repasando la calidad de las capturas realizadas con el prototipo inicial, se observó que la parte trasera del dedo recibía menos luz cuando la disposición de los LEDs era completamente lineal. Se obtenían mejores capturas cuando el LED intermedio cambiaba a una posición más lateral y hacia atrás (figura 3.12).

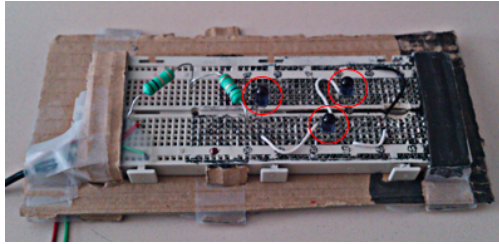


Figura 3.12: Imagen de la posición de los LEDs (señalados en rojo) en la placa del prototipo.

3.3.2. Cámara

La cámara que tenía el prototipo inicial (Philips ToUcam PRO II) contaba con un CCD VGA, esta ha sido sustituida por una cámara *Logitech C310* (figura 3.13) con 1.2MP, que permite capturar imágenes de tamaño 1280×960 . Esta cámara cuenta con un filtro de luz infrarroja adherido, este filtro bloquea todo el paso de luz infrarroja al CCD lo que perjudicaría la obtención de imágenes de las venas de los dedos, por lo tanto, el filtro ha sido retirado.



Figura 3.13: Logitech webcam C310.

En el primer prototipo se utilizaba un recorte de disquete como filtro de luz visible, pero para la nueva cámara, se mejoró este sistema colocando dos cristales polarizados, uno sobre el otro girados 90 grados entre sí. Un cristal polarizado permite únicamente el paso de la luz que oscila en un determinado plano. De esta manera, la luz transmitida al otro lado del cristal tiene una única dirección de

oscilación. Si colocamos dos cristales de gafas polarizados uno encima del otro pero girados 90 grados (figura 3.14), la cantidad de luz visible que lo atraviesa es muy pequeña. Esto favorece la captura del espectro infrarrojo, que es lo que se busca.

Una vez realizadas estas modificaciones se ha colocado la cámara en el interior del dispositivo y se ha configurado, mediante su software, la captura de las imágenes en escala de grises y la resolución de 1280×960 píxeles.



Figura 3.14: Cristales polarizados en la webcam para bloquear la luz visible.

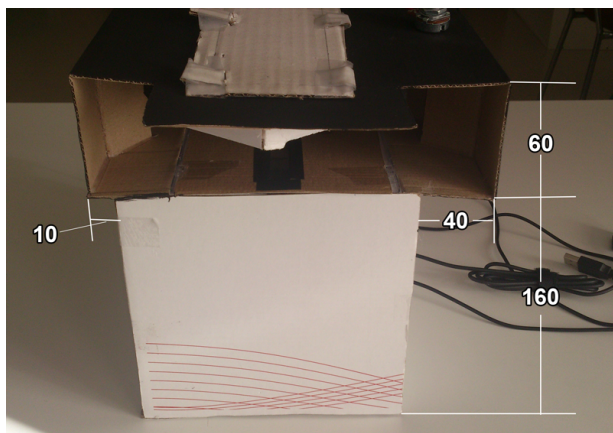
3.3.3. Dimensiones y posición de los elementos

La posición de los elementos es la misma que en el prototipo inicial (figura 3.9), se distribuyen, de arriba a abajo, el conjunto de LEDs alumbrando a la zona de posición del dedo y la webcam apuntando en dirección a esa zona.

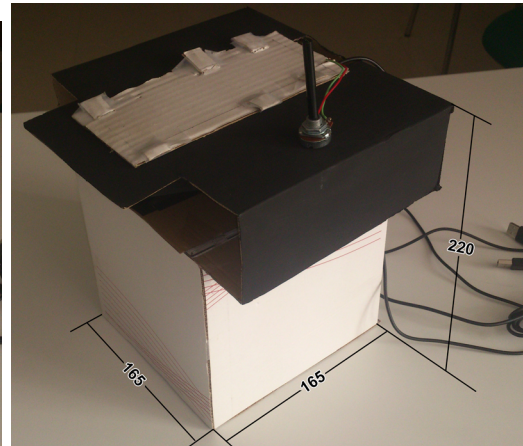
El diseño final (figura 3.15) es más pequeño que el prototipo inicial, la zona que contiene la webcam se ha reducido considerablemente, pero la parte superior, donde se colocará la mano necesita ser mas grande para que entre la mano entera y poder poner el dedo de la forma más cómoda posible.

La base tiene un tamaño de $17,5 \times 16,5\text{cm}$ y el apartado para posicionar la mano tiene unas dimensiones de $22 \times 17,5\text{cm}$. Y de alto 22cm , 16 para el hueco de la cámara y 6 para la zona de la mano.

En la zona de posición de la mano se ha dispuesto un hueco del tamaño $1,5 \times 7\text{cm}$ que deja pasar la luz y es donde se posicionará el dedo, para ser alumbrado por los LEDs y capturado por la cámara.



(a)



(b)

Figura 3.15: Imágen del diseño final y sus correspondientes medidas.

Capítulo 4

Obtención de capturas

En este capítulo se hablará del proceso de captura de imágenes de las venas de los dedos llevado a cabo y la preparación para su almacenamiento en un conjunto de forma ordenada pudiendo distinguir las imágenes por individuo y por dedo capturado. En relación con esto se explicará la decisión de tomar dos sesiones a cada voluntario y los dedos capturados en esas sesiones.

A lo largo de todo este capítulo se utilizará indistintamente *conjunto de datos* y *base de datos* para referirse a todas las capturas realizadas y su estructuración en directorios.

4.1. Voluntarios

Para contar con una base de datos de imágenes suficientemente grande se ha buscado voluntarios, sobretodo entre los estudiantes y profesores de la escuela, y en familiares. Esto nos ha permitido obtener en torno a 150 voluntarios. Pero al centrarnos en su mayor parte en estudiantes y profesores es cuestionable cómo de representativa es esa población, puesto que se cuenta con un 81,16% de hombres y 19,57% de mujeres, de todos ellos solo un 7,25% son personas de más de 35 años. Para recoger una mejor base de datos sería necesario que se realice un estudio transversal de toda la población, pero con los recursos actuales esto ha sido imposible.

4.2. Estructura de la base de datos

Las imágenes capturadas por la cámara utilizada del dispositivo de captura se guardan en un directorio personalizable pero con un formato fijo. Este se corresponde con la estructura `Picture<número de imagen>.jpg`. Este nombre de fichero no tiene el formato más idóneo para almacenar gran cantidad de imágenes,

porque no da una información rápida de que dedo contiene la imagen o a quien pertenece. Es por esto que se ha optado por un sistema de archivos donde el directorio raíz de la base de datos contiene un directorio por cada voluntario del que se ha tomado muestras.

El nombre de cada uno de los directorios corresponde a un voluntario y sigue el formato <número de 3 dígitos><sexo>, por ejemplo, al voluntario número 25 que es *hombre* le corresponde el directorio 025H. En el caso de que un voluntario haya realizado la primera sesión, pero no se le haya podido localizar para una segunda sesión se ha añadido al nombre del directorio los caracteres “_X”, por tanto, si el usuario 30 ha realizado la primera sesión y no se le ha localizado para una segunda su nombre de directorio será 030M_X.

Dentro de cada uno de los directorios de los voluntarios se encuentran las imágenes de sus dedos índices, tanto izquierdo como derecho. La nomenclatura de estas imágenes empieza por *D_* o *I_*, indicando la mano a la que corresponde la captura (Derecha o Izquierda), seguido de un número de dos dígitos, que indica el índice de la captura realizada. En la figura 4.1 se puede ver un ejemplo de conjunto de imágenes para el voluntario 38.

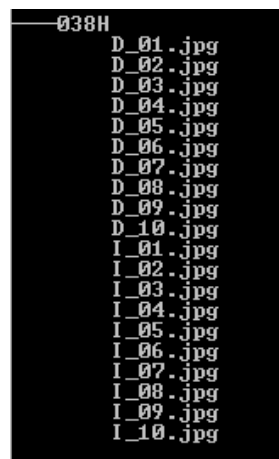


Figura 4.1: Árbol de directorios ejemplo del usuario 38 de la base de datos.

4.3. Imágenes

La cámara web utilizada captura imágenes en formato JPEG, con una dimensión de 1280x960 píxeles y una calidad de 1,2 megapíxeles. Las imágenes se almacenan en escala de grises de 8 bits por lo que su tamaño es reducido y oscila entre los 35 y 50 KiloBytes, este tamaño depende de los contrastes que tenga la imagen.

4.4. Sesiones

En nuestro caso, una sesión constará de *cinco capturas* del dedo índice de cada mano, pidiendo al usuario que saque completamente la mano del dispositivo entre captura y captura, con el propósito de simular una prueba real y la captura de las imágenes de los dedos sea única (giro, posición . . .).

Para cada voluntario se realizarán dos sesiones con una separación mínima de 15 días entre ellas. La realización de dos sesiones permite tener dos grupos de capturas en ambientes con humedad, iluminación y temperatura distinta. Lo que proporciona resultados más realistas.

4.5. Protección de datos

Se ha planteado la base de datos como una base de datos anónima donde no se almacena el nombre y apellidos de cada persona, sino que se les asigna un número de identificación de tres dígitos. Solo se les pide el nombre (sin apellidos) para poder referirse a ellos en la segunda sesión, y una vez realizada la segunda sesión este nombre se elimina, ya que si se les da su número asociado en dos semanas muchos de ellos no lo recordarían. Este número es el utilizado para dar nombre al directorio donde se almacenarán las capturas (sec. 4.2). Para cada usuario se apuntará: el género, la edad, las dos fechas de las sesiones y la mano dominante; como metadatos adicionales a las muestras.

Capítulo 5

Mejora de la imagen

Poder llegar a encontrar el mejor tratamiento que se le puede dar a las imágenes, para obtener unos mejores resultados en la posterior extracción de características, es un largo trabajo de investigación en el que hay que comprender las características de la imagen, probar posibles tratamientos y evaluar las mejoras que suponen.

En este capítulo solo se muestra el proceso con el que se ha llegado a una mejora de la imagen más significativa, dividido en 3 partes: primero la detección de la zona de interés eliminando regiones completamente negras de las cuales no se podría sacar información; segundo el reescalado de la imagen para reducir su tamaño y con ello disminuir el número de píxeles con los que trabajar, pero siempre intentando perder la menor información posible; y por último el preprocesado de la muestra, donde el objetivo es resaltar los patrones vasculares sobre el resto del dedo.

5.1. Región de interés

Aunque las imágenes se capturan en escala de grises, el software de la cámara almacena las imágenes con las tres capas RGB, por lo tanto, el primer paso a realizar es convertir la imagen en una de escala de grises y así poder trabajar con una única matriz con valores de 0 a 255.

Debido a las características de enfoque de la cámara web las imágenes de los dedos no están completamente centradas (Figura 5.1a), por ello que se requiere encontrar la zona más clara de la imagen que coincidirá con la imagen del dedo. Para ello se buscará crear una máscara de la imagen original en la que las partes grises valdrán 1 y las zonas que más se acerquen al negro valdrán 0, el resultado se puede ver en la figura 5.1b. Al superponer esta máscara con la imagen original se obtiene una imagen más limpia pero con un amplio fondo negro y una sección de grises donde se encuentra toda la información del dedo sobre la cual debemos

trabajar (figura 5.1c).

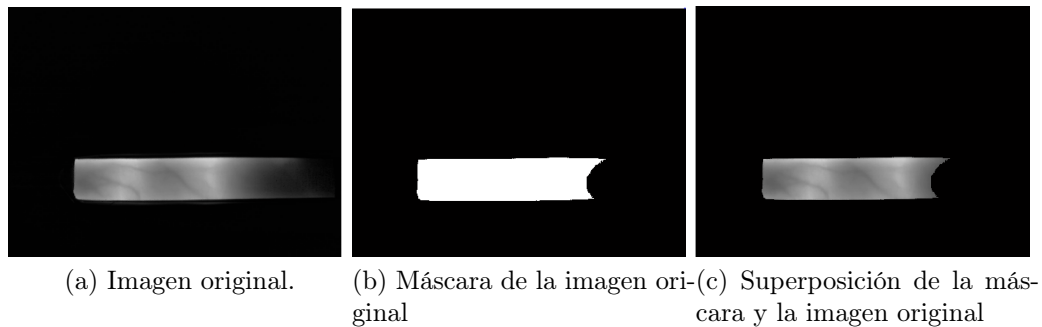


Figura 5.1: Proceso de recorte de la imagen original

Todo el fondo negro que se ve en la subfigura 5.1c no va a proporcionar ninguna información al trabajo, por lo tanto, utilizamos la máscara antes obtenida para calcular el mayor rectángulo que puede contener solo los valores blancos de la máscara. El rectángulo resultante se utiliza como plantilla de corte para quedarnos con la región de interés y el resultado es una imagen de un tamaño aproximado (dependiendo de la luminosidad de la captura) de 720x170, que aunque sigue siendo un tamaño grande ya solo se muestra el dedo.

En la figura 5.2a se puede ver como con el primer recorte podría ser suficiente puesto que hemos eliminado la gran mayoría del fondo negro, pero todavía se cuenta con un borde negro. Esto afecta al histograma generándose picos en el rango de valores $[0 - 50]$, lo que limita poder tratar el contraste de la imagen de una forma eficiente. Si eliminamos esos bordes de la misma forma que en el recorte anterior y eliminando parte de la yema del dedo (donde la uña suele bloquear la luz y la información en esa zona es difusa) obtenemos como resultado la imagen 5.2b, cuyo histograma tiene valores comprendidos entre 50 y 210. Es importante tener en cuenta los valores de escala de grises que no están presentes en la imagen, para en las posteriores fases de mejora de la imagen poder resaltar las venas (grises más oscuros), sobre el resto del dedo (grises más claros).

Por último, y para reducir al máximo los píxeles oscuros de la imagen se eliminará parte de la falange distal (la parte oscura derecha de la imagen 5.2b) consiguiendo así una imagen más clara con un histograma con valores de 100 a 210 (figura 5.2c), este rango es variable dependiendo de las propiedades de cada captura.

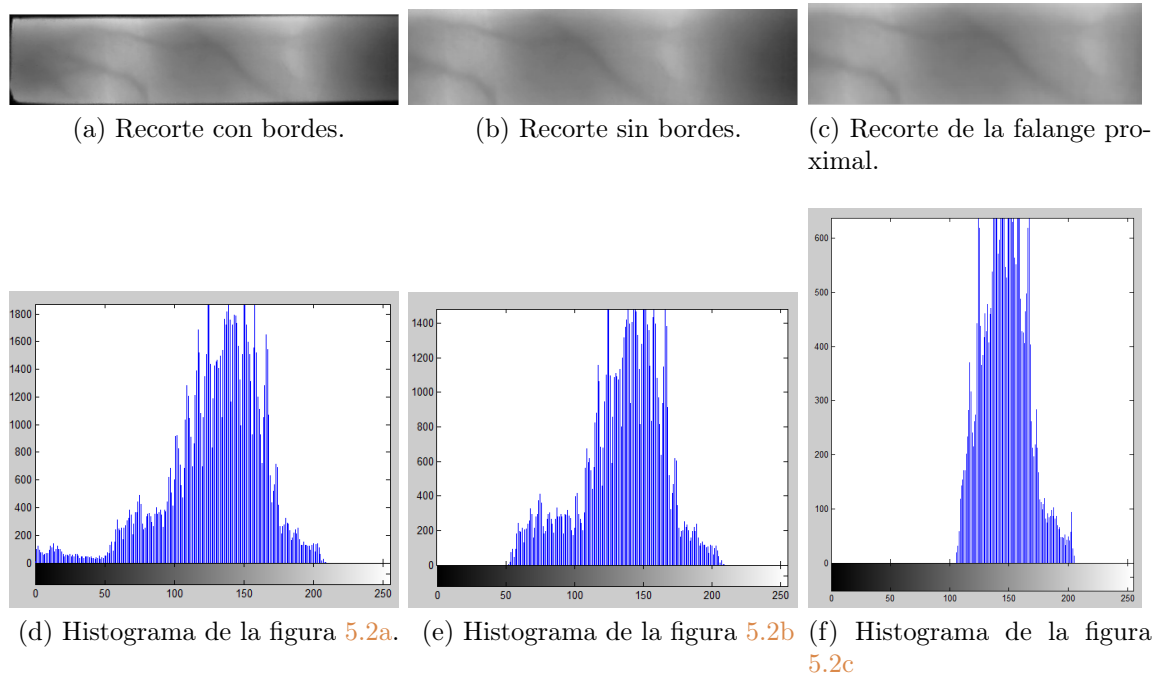


Figura 5.2: Comparación de histogramas de los pasos del recorte de la captura.

5.2. Reescalado

Para aumentar el contraste de una forma rápida y efectiva, el tamaño de la imagen es reducido un 25% de su tamaño original, la imagen resultante se ha aumentado 5 veces su tamaño y, finalmente, se ha disminuido a un tamaño final que será de 330x100. Para este procedimiento se ha utilizado un escalado de interpolación bicúbica (promedia los 16 píxeles adyacentes).

En la figura 5.3 se puede ver como a simple vista el contraste entre las venas y el fondo mejora entre la imagen resultante de 330x100 y la imagen original. Este cambio, aunque sutil al ojo humano, favorece en gran medida a la hora de resaltar las características y el tiempo de computo de las operaciones puesto que hemos reducido su tamaño inicial.

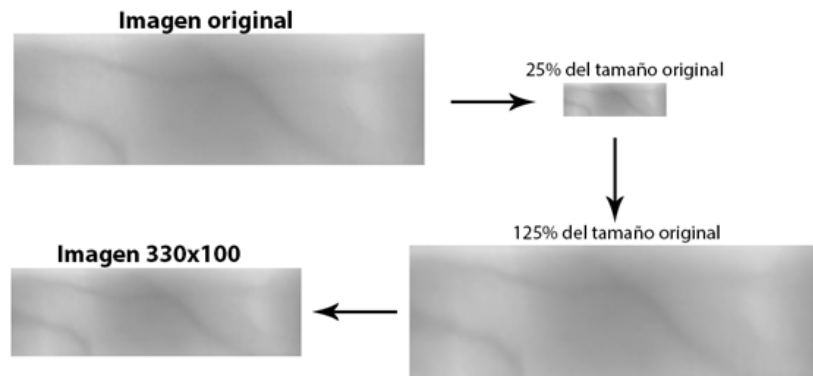


Figura 5.3: Proceso de reescalado de la imagen.

5.3. Preprocesado

Una vez se ha realizado todas las operaciones de reescalado de la imagen, el siguiente paso es preprocesarla para resaltar las venas sobre el resto del dedo. Una de las funciones más aplicadas en el estado del arte es la *ecualización de histogramas*, transformación de una imagen en la que todos los valores de grises tienen el mismo número de píxeles, aumentando el contraste entre las venas (píxeles más oscuros) y el dedo (píxeles más claros). Pero en el caso de nuestras imágenes ha dado mejores resultados el uso de la *Adaptive Histogram Equalisation* (AHE) puesto que esta transformación aplica la ecualización de histograma a distintas secciones de la imagen en vez de tomar la imagen completa.

En la figura 5.4 se muestran los tres pasos realizados, correspondientes a ecualización de histogramas. En primer lugar se aplica una transformación AHE, lo que aumenta el contraste entre los elementos de la imagen significativamente, si examinamos el histograma (fig. 5.4d) de la imagen resultante observamos que, respecto del histograma anterior a la transformación (fig: 5.2f), el número de píxeles con valores cercanos a 150 ha disminuido y la cantidad de píxeles cercanos a blanco y negro ha aumentado, es decir, el histograma ha ensanchado lo que nos indica que nos acercamos a una imagen con un contraste significativo. Pero el histograma se puede ensanchar más, puesto que los valores de 0 a 50 aún no son usados, por lo tanto, se decide aplicar de nuevo la transformación AHE.

En la segunda aplicación del *Adaptive Histogram Equalisation* (fig. 5.4e) se mejora más el contraste de la imagen sin generar ruido, y en el histograma se observa que se cubre prácticamente por completo el rango tonal.

Para resaltar completamente las líneas oscuras (venas) se aplicará una *Ecualización de Histograma*, de este modo se consigue pasar de un histograma que se asemeja a una campana de Gauss a un histograma en el que la escala tonal tiene

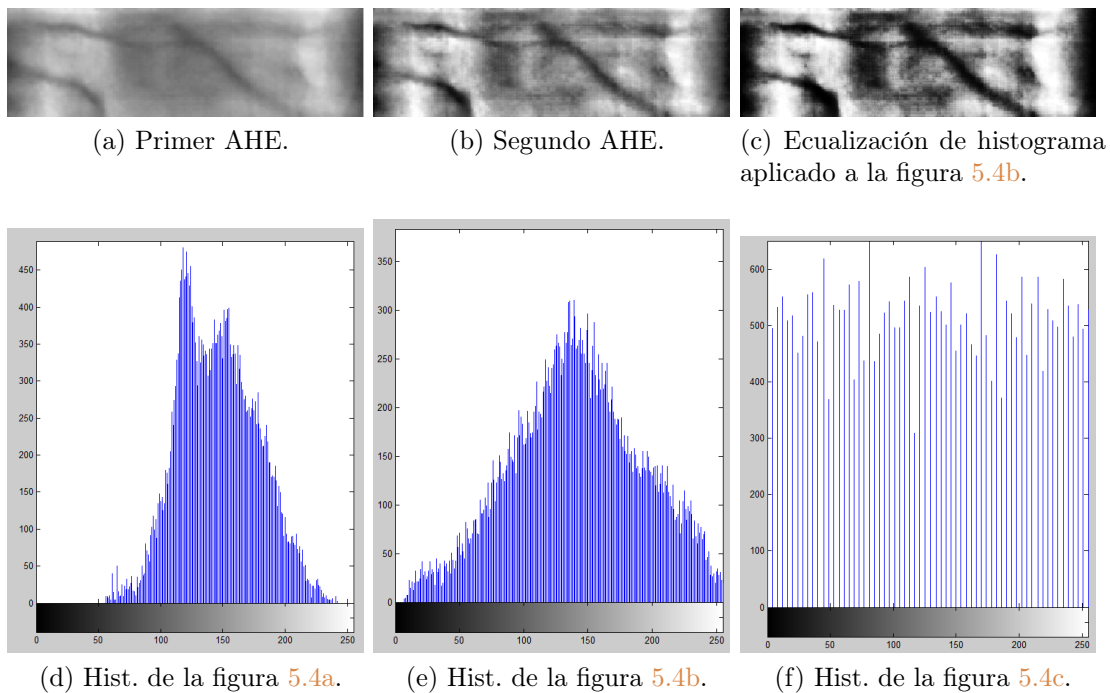


Figura 5.4: Pasos realizados para el preprocesado de la captura mediante ecuación de histograma.

más o menos el mismo número de píxeles. El resultado de esta transformación es la figura 5.4c donde las venas son las líneas horizontales y diagonales más oscuras y el resto corresponde al fondo.

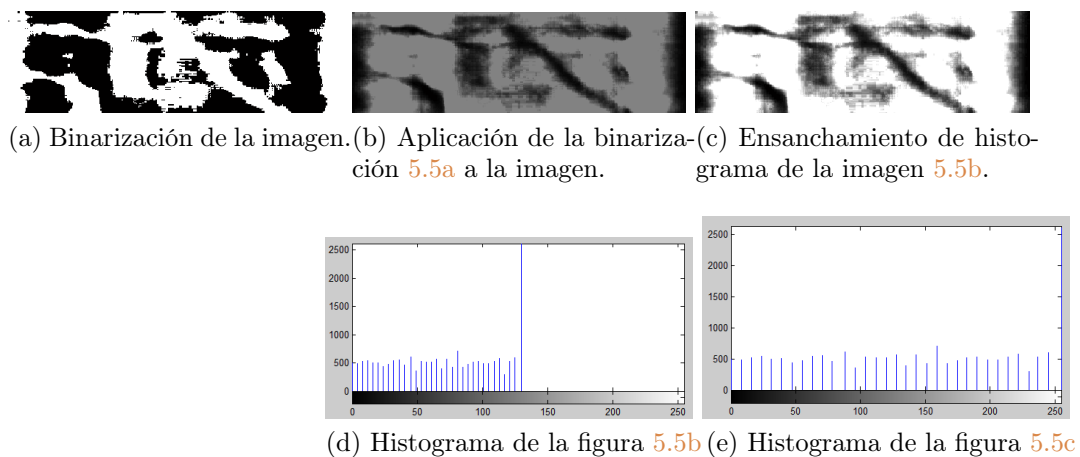


Figura 5.5: Pasos realizados para resaltar en mayor medida las venas.

Para diferenciar completamente las venas del resto del dedo se plantea tres pasos más. El primero consiste en una binarización del 50 %, de los 255 valores tonales que tiene una imagen los 127 primeros serán el valor 0 (negro) y los 128 restantes tendrán el valor 1 (blanco), los valores booleanos de esta imagen se complementan para obtener una máscara (fig. 5.5a) con valor 1 (blanco) para las zonas donde se resaltan las venas y valor 0 (negro) las zonas sin información aprovechable.

Si cortamos la imagen 5.4c con la máscara del paso anterior y los valores correspondientes a la zona negra de las máscara los sustituimos por el valor 128 (el primer valor más oscuro que correspondería al fondo), obtenemos la imagen mostrada en la figura 5.5b, en cuyo histograma se puede ver que solo se usan los valores de grises del 0 al 128.

El hecho de que se presente una imagen con el histograma desplazado a la derecha nos indica que estamos ante una imagen muy oscura y, sobretodo, que si podemos ensanchar el histograma obtendríamos un mayor contraste. Esto se ha realizado y se obtiene como resultado la imagen 5.5c que, comparada con la imagen original, supone un cambio representativo en cuanto a la diferenciación de las venas del dedo con respecto del fondo.

Capítulo 6

Experimentos y resultados

En este capítulo se hablará de los cuatro principales sistemas de reconocimiento utilizados, su implementación, resultados obtenidos y una discusión sobre estos resultados. El primer sistema que se tratará es el basado en correlación, muy utilizado como sistema de referencia, será el nuestro también. Como primera alternativa al algoritmo de correlación se presentará un sistema basado en fractales, como segunda alternativa se plantea una propuesta nueva basada en la *Transformada Discreta del Coseno* (DCT) y por último un sistema basado en binarización, un sistema sencillo pero que ha generado resultados muy prometedores. Todos estos sistemas han sido implementados y probados con MathWorks Matlab [23].

6.1. Medidas de rendimiento

El rendimiento de cada sistema se ha medido mediante el cálculo de la tasa de equierror (Equal Error Rate, *EER*), el *EER* se calcula como el punto en el que los valores de los falsos positivos se igualan con los de los falsos negativos.

Los rangos (distribuciones) de valores de las salidas del clasificador suele ser diferente entre individuos. Por eso, es típico en biometría calcular la *EER* para cada individuo, es lo que se denomina con "umbral individual", y la *EER* global, juntando todas las salidas de todas las muestras de prueba de todos los individuos probador (lo que se denomina "umbral general"). Estas medidas serán usadas aquí también. En el caso de umbral individual, la *EER* total será la media de las obtenidas por individuo.

El *EER* se mostrará como una probabilidad, que indicará, si aplicamos a un sistema una imagen autentica la probabilidad de que sea falsa y la probabilidad de que siendo una imagen impostora se interprete como auténtica (figura 6.1). Por tanto, cuanto menor sea el *EER* calculado, mejor será el sistema.

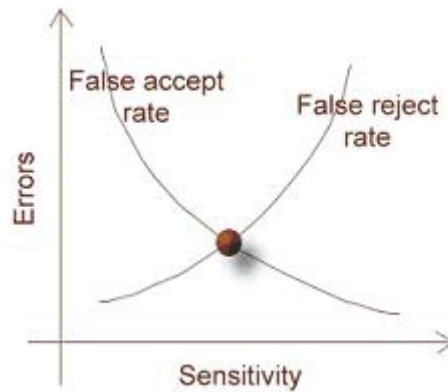


Figura 6.1: Representación gráfica del EER (punto rojo)[24]

6.2. Conjuntos experimentales

Los sistemas de los que se hablará en este capítulo se han probado con los mismos conjuntos experimentales, de esta forma se puede comparar los resultados entre ellos. Sólo hay una excepción, el sistema basado en fractales que se probó con un subconjunto del corpus, debido a su lentitud.

Debido a que mientras se realizaban pruebas de reconocimiento, se iba recogiendo la base de datos, se han usado dos conjuntos de prueba: uno pequeño con las muestras adquiridas de los primeros individuos y otro compuesto por toda la base de datos. Con el primer conjunto se hicieron la primeras pruebas, de las que por simplicidad aquí sólo mostramos las más representativas. Como era un conjunto pequeño, esto nos permitió realizar pruebas con pequeño coste temporal, realizando pruebas rápidas de distintas alternativas. Esto nos permitió desechar aquellas opciones con muy malos resultados.

Para todos los conjuntos experimentales las pruebas se han realizado tanto separando por géneros como uniéndolos ambos. El propósito de separar las pruebas por géneros se debe a que la calidad de las imágenes de los dedos de las mujeres suele ser peor, esto condiciona que se vean menos las venas.

Conjunto experimental pequeño. Para este conjunto se utilizarán 19 usuarios (12 hombres y 7 mujeres) como *conjunto de test*. De las 10 muestras por dedo que tiene todo usuario se utilizan las 3 primeras de la primera sesión para crear el modelo de usuario. Para las muestras auténticas se usan el resto de las pruebas del dedo del mismo individuo, $7 \times 19 \times 2 = 266$ pruebas.

Para las pruebas de impostores se usa una muestra aleatoria de un dedo del resto de usuarios, esto es $18 \times 19 \times 2 = 648$ pruebas.

Conjunto experimental completo. Este conjunto experimental contiene todos los usuarios de la base de datos con las dos sesiones capturadas, para el *conjunto de test* se utilizarán 98 usuarios, de los cuales 70 son hombres y 28 mujeres. Teniendo en cuenta las 10 muestras por dedo de cada usuario y que las tres primeras se usan como modelo, el número total de pruebas auténticas será de $7 \times 98 \times 2 = 1372$. Para las pruebas de impostores se usa una muestra aleatoria de un dedo del resto de los usuarios, esto es $97 \times 98 \times 2 = 19012$ pruebas.

En este caso el número de pruebas es suficientemente grande para considerar los resultados altamente representativos.

6.3. Normalización de los resultados

Como se ha comentado, las distribución de salidas del clasificador suele variar de un individuo a otro (figura 6.2a).

Para evitar este efecto y poder usar un mismo umbral de decisión para todos los individuos, se suelen aplicar técnicas de normalización a las salidas del clasificador, llevando las distribuciones de salidas de todos los individuos a un dominio común (figura 6.2b).

Son múltiples las técnicas que se pueden encontrar en la bibliografía, pero, quizás, una de las más usadas en biometría es la normalización ZNorm. Esta consiste en desplazar bien la distribución de salidas de muestras de impostores o bien la distribución de salidas auténticas de todos los individuos, para que tengan media cero y varianza 1.

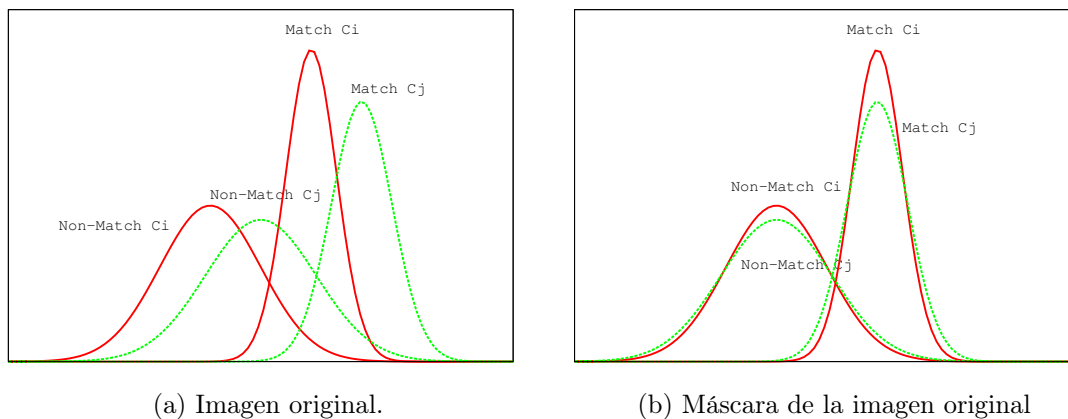


Figura 6.2: Proceso de recorte de la imagen original

Para que su aplicación sea realista, los valores de normalización deben ser calculados a priori, es decir, sin usar las salidas de prueba reales.

Para ello, tenemos que contar con muestras que nos permitan estimar a priori, la distribución real de cada individuo, de las salidas del clasificador, bien para muestras auténticas o bien para muestras de impostores.

Para lograr eso con la distribución de auténticas, en condiciones reales tendríamos que pedir al usuario que nos diese más muestras suyas, lo que no es cómodo. Por lo tanto se rechaza esta opción.

La normalización se centra, entonces, en la distribución de salidas del clasificador para impostores. Estas muestras sí son fáciles de tener, basta con coger muestras de cualquier individuo que no sea el cliente.

ZNorm es aplicado de la siguiente forma: se reserva un conjunto de la base de datos para ello, el llamado *conjunto de normalización*. Cada una de las muestras de este conjunto, es "pasada" por el clasificador del cliente, calculando la media (μ_C) y la varianza (σ_C) del conjunto de salidas obtenido.

La salida s para cada muestra de prueba (tanto auténticas como impostoras) será normalizada de la siguiente manera: $s_{nor} = \frac{(s-\mu_C)}{\sigma_C}$

Para el conjunto de normalización se usó la primera muestra de cada dedo de los individuos del corpus no utilizados en el conjunto experimental, en el caso del "Conjunto experimental completo". Para el sistema basado en fractales, no se usó la normalización al observar una pequeña diferencia entre las EER con umbral individual y general, lo que significa poca variación entre distribuciones de salidas del clasificador de cada individuo, es decir, que no parece necesario aplicar la normalización de la salida del clasificador.

6.4. Sistema basado en correlación

El sistema más básico de extracción de características de la literatura es el basado en correlación, más concretamente la *correlación cruzada normalizada* (Normalised Cross-Correlation). El paquete *Image Processing Toolbox* de Matlab contiene la función `normxcorr2()` que realiza el cálculo de los coeficientes de correlación. A continuación se explicará con más detalle este sistema y los resultados que nos ha proporcionado.

6.4.1. Descripción

La correlación cruzada es el método de reconocimiento de patrones más usado por su simplicidad. Es una medida de similitud entre dos imágenes. Cogiendo subimágenes de la imagen objetivo se busca similitud con regiones de la imagen original, determinando en que porcentaje forma parte la subimagen de la imagen con la que se compara.

Se conoce como ventana patrón a la subimagen que tomaremos de la imagen objetivo, que permanece en una posición fija de esa imagen. Se entenderá como ventana de correspondencia a la zona de la imagen original donde se compara la ventana patrón, esta ventana de correspondencia tiene el mismo tamaño que la ventana patrón. Esta comparación, en nuestro sistema, es el valor obtenido por el cálculo de la correlación cruzada.

La correspondencia entre dos píxeles se establece a partir de la correlación de los niveles de gris correspondientes a los píxeles pertenecientes a cada una de las ventanas. El tamaño de la ventana patrón y de correspondencia son parámetros importantes, al aumentar el tamaño suele aumentar la unicidad de los niveles de gris, pero también aumenta los problemas basados en distorsión, en el caso de comparación de los patrones de venas de dos imágenes de dedos estos problemas representarán la rotación del dedo sobre el eje x indicados en la figura 2.3.

El principal objetivo de este sistema es determinar si de una imagen a otra hay semejanza, no solo comparando píxel a píxel sino detectando cambios de posición correspondiente al movimiento del dedo en el plano xy

Supongamos que se quiere calcular la correlación entre una imagen $f(x, y)$ y una imagen $g(x, y)$, ambas de tamaño $m \times n$. Tomaremos una ventana patrón de $g(x, y)$ a la que llamaremos $w(x, y)$ de tamaño $k \times l$. Es necesario que el tamaño de la ventana sea menor o igual que el tamaño de la imagen donde vamos a comparar, es decir, $m \geq k$ y $n \geq l$, en nuestro caso esto se cumplirá siempre puesto que las imágenes comparadas tienen el mismo tamaño, como se ha explicado en el capítulo anterior.

La correlación entre $f(x, y)$ (la imagen original) y $w(x, y)$ (una ventana cualquiera de la imagen a comparar) viene dada por $C(i, j)$ [25] que se calcula como se muestra en la ecuación (6.1).

$$C_f(i, j) = \sum_{x=0}^{l-1} \sum_{y=0}^{k-1} w(x, y) f(x + i, y + j) \quad (6.1)$$

El proceso puede explicarse de manera gráfica, como se muestra en la figura 6.3. Los valores i, j van aumentándose para comparar la ventana patrón $w(x, y)$, con la ventana de correspondencia $f(x, y)$, mediante el producto indicado en la ecuación (6.1).

El máximo valor de $C(i, j)$ nos indica la posición que mejor se ajusta a la imagen original, puede darse el caso en el que $C(i, j)$ tenga más de un valor máximo. Esto puede ser debido al carácter repetitivo de una imagen o bien a que la correlación entre las dos imágenes es mínima. Estos dos casos se pueden diferenciar debido a que dos imágenes que no tienen zonas en común su factor de correlación es muy pequeño y tenderá a repetirse esos valores pequeños, pero en el caso de dos

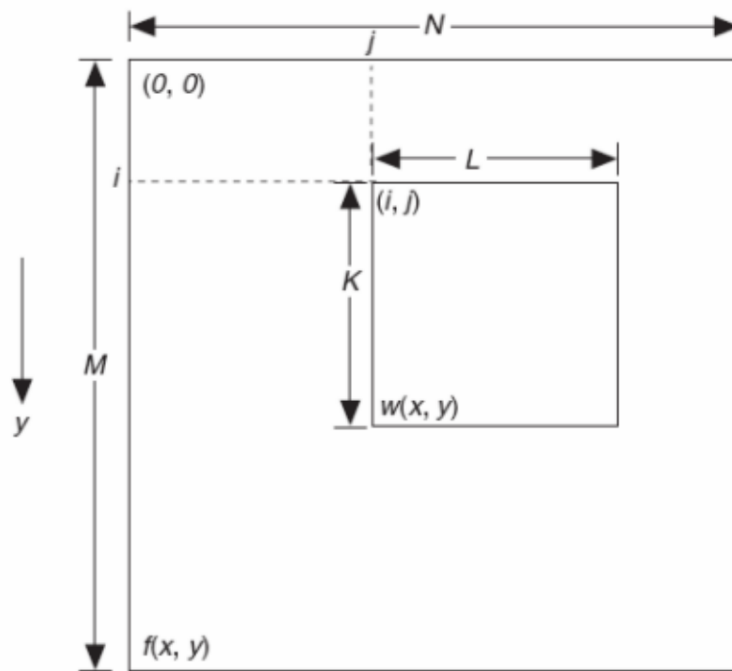


Figura 6.3: Representación gráfica de la correlación cruzada de imágenes.

imágenes con algún tipo de repetición en su superficie, si son semejantes, sus valores de correlación máximos serán valores altos.

Hasta el momento solo hemos calculado la correlación en una dirección, es decir, solo hemos comparado que una imagen está correlacionada con la imagen original, pero para la correlación cruzada es necesario la comparación inversa y calcular el coeficiente de correlación cruzada, ρ , este se calcula como:

$$\rho = \frac{\sigma_{fg}}{\sigma_f \sigma_g} \quad (6.2)$$

donde σ_{fg} es la covarianza de los coeficientes de correlación de la imagen f (C_f) y el de la imagen g (C_g), σ_f es la desviación típica o estandar del coeficiente de correlación de la imagen f , del mismo modo lo será σ_g para el coeficiente de correlación C_g .

El factor de correlación cruzada, ρ , se determinará para cada posición i, j de las imágenes. El paso siguiente es, como en el cálculo de correlación, encontrar el valor máximo y su posición asociada.

Si los valores se han normalizado, los resultados de ρ , coeficiente de correlación cruzada, estarán dentro del intervalo $[-1, 1]$. Se obtendrá un valor igual a la unidad si las dos imágenes son idénticas, en cambio si no tienen ningún tipo de correlación

entonces $\rho = 0$. El valor $\rho = -1$ indicará una correlación inversa, como si fuera una foto y su negativo.

6.4.2. Resultados

Para realizar la comparación de dos imágenes y determinar si dos capturas son del mismo dedo, utilizaremos la matriz de resultados de la correlación cruzada. En base a esto, se propusieron dos métodos de comprobación, estos son: el valor máximo de la matriz de correlación, cantidad de elementos por encima de un umbral.

Para el método de *valor máximo* se coge el valor máximo de la matriz resultante como distancia entre las dos imágenes comparadas, estos valores se usarán en el cálculo del EER. En cambio, cuando se utiliza un valor umbral, se cuenta el número de elementos de la matriz de resultados que son mayores que un umbral indicado, esta será la distancia entre muestras usada para el cálculo del EER.

Como la función de correlación cruzada está implementada en Matlab [23] el tiempo de cálculo está optimizado, por tanto si ejecutamos el sistema para el *conjunto experimental pequeño* (sección 6.2) el tiempo de ejecución es de unos minutos.

Criterio	Hombres			Mujeres			Ambos		
	Individual	Global	ZNorm	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
Máximo	20.83	24.41	22.62	35.71	40.21	36.08	26.32	29.43	27.92
Umbral = 0.3	37.50	39.88	37.50	41.33	38.14	35.05	38.91	40.75	37.36
Umbral = 0.4	19.05	24.4	21.43	37.92	41.24	36.08	26.00	29.81	27.17

Tabla 6.1: EER del método de correlación aplicado al *conjunto experimental pequeño*. En negrita se muestran los mejores resultados para cada género y con fondo gris los mejores sistemas cuando se utilizan ambos géneros.

En la tabla 6.1 se incluyen los resultados de aplicar el método de correlación cruzada al *conjunto experimental pequeño*. Si nuestro criterio de comparación es el valor máximo, podemos observar que los mejores resultados se dan para hombres. Si nos centramos en el caso del umbral global (por ser más realista) para los hombres el EER es de un 24,405 % mientras que en el caso de las mujeres se da un 40,206 %, este alto porcentaje hace que para ambos el EER sea de un 29,434. El umbral individual muestra una media de los EER para cada uno de los dedos, este valor nos indica como de bien puede llegar a ir el sistema, es decir, nos indica una estimación optimista de nuestro sistema, pero no es representativo puesto que un valor medio puede ocultar valores mínimos y máximos muy alejados.

Si se normalizan los datos antes de calcular el EER, los valores cambian ligeramente siendo un 22,62 % para hombres, un 36,08 % para mujeres y en el caso de ambos es de un 27,92 % frente al 29,43 % sin normalizar se nota una mejora del

$\frac{29,43-27,92}{29,43} = 5,13\%$ para ambos. Si comprobamos la mejora de la normalización en los hombres esta es de un 12,19% y en mujeres es de un 10,26%, se puede determinar que la normalización de los datos mejora de forma considerable los resultados del experimento para el máximo de la correlación cruzada usando el umbral general.

Otra forma de tratar los resultados de la correlación cruzada es contar el número de elementos superiores a un umbral determinado antes de comenzar el experimento, esto se ha probado para varios umbrales, teniendo en cuenta que 1 es una correlación máxima y -1 es la correlación exactamente inversa se ha probado para umbrales desde 0,2 a 0,6. En la tabla 6.1 solo se muestran los umbrales que mejores resultados han proporcionado (0,3 y 0,4) puesto que para 0,2 el EER se disparaba para sobrepasar el 50%, resultados nada prometedoros aún en una investigación relativamente nueva. Cuando los umbrales sobrepasaban el valor 0,4, es decir, para $umbral = 0,5$ y $umbral = 0,6$ el EER iba aumentando de forma casi lineal por lo que se decidió no seguir con umbrales más altos.

Para un $umbral = 0,3$ los resultados del EER globales son del 39,88% para *hombres*, del 38,14% para *mujeres* y un 40,75% para ambos géneros. En este caso, no se puede ver una gran diferencia entre los resultados de hombres y mujeres, pero lo que si se puede observar es que estos valores son peores que los obtenidos usando el valor máximo de la correlación. Si los datos son normalizados antes de calcular el EER esto supone que los resultados para ambos mejoren hasta el 37,35% suponiendo una mejora de $\frac{40,75-37,35}{40,75} = 8,33\%$. Esta es una buena mejora respecto de los datos sin normalizar, pero un 37,35% no es un buen EER, y menos sabiendo que para el valor máximo los resultados son mejores.

Para un $umbral = 0,4$, se puede ver como los resultados mejoran levemente respecto de los del umbral 0,3 llegando a igualar los del valor máximo. Estos resultados son de un 29,81% para ambos géneros, que si normalizamos los valores antes de calcular el EER se llega a un valor del 27,17%, un valor muy cercano al del *valor máximo*. La mejora que se consigue para ambos géneros utilizando la normalización es de un $\frac{29,81-27,17}{29,81} = 8,86\%$. Los valores por separado para hombres y mujeres con un valor de umbral de 0,4 son muy semejantes a los comentados en el cálculo del valor máximo.

En vista a que los resultados de este sistema de referencia daban por debajo del 30% y para hombres llegando a dar valores por debajo del 25%, una vez se completó la base de datos, se decidió probar el sistema sobre la base de datos completa siguiendo el esquema del *conjunto experimental completo* explicado en la sección 6.2. Como ya se ha dicho, la cantidad de pruebas a realizar es muy grande para este conjunto experimental, y el tiempo de ejecución del sistema para uno de los métodos (valor máximo o elementos por encima de un umbral) es de más de 81000 segundos, es decir, más de 22 horas y media de tiempo de ejecución.

Criterio	Hombres			Mujeres			Ambos		
	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
Máximo	21.84	25.10	24.59	24.74	28.13	25.32	22.67	26.26	24.73
Umbral = 0.3	33.57	35.51	34.18	32.69	35.81	33.25	33.32	35.59	33.55
Umbral = 0.4	32.82	34.52	33.33	39.73	38.14	37.11	34.63	37.17	34.96

Tabla 6.2: EER del método de correlación aplicado al conjunto experimental completo. En negrita se muestran los mejores resultados para cada género y con fondo gris los mejores sistemas cuando se utilizan ambos géneros.

Los resultados de aplicar la correlación cruzada al *conjunto experimental completo* se pueden ver en la tabla 6.2. Del mismo modo que ocurría con el conjunto experimental pequeño se probó para valores de umbral inferiores a 0,3, como puede ser 0,2, y para valores superiores a 0,4, como son 0,5 y 0,6 donde el EER empeora en gran medida, por tanto, solo se mostrarán los resultados del valor máximo y de los umbrales 0,3 y 0,4.

De los resultados de la tabla se puede observar que en este caso los mejores resultados se logran al usar el valor máximo, obteniendo para hombres un 25,102 % que aplicando una normalización previa se llega al 24,59 %, una mejora mínima del $\frac{25,1-24,59}{25,1} = 2,03$ %, pero en cambio, para mujeres el EER global es de 28,13 % y si se le aplica una normalización se llega a obtener un 25,32 %, acercándonos al 25 % y obteniendo una mejora debido a normalizar de un 9,99 %. Si observamos los resultados para ambos géneros el EER se posiciona en el 26,26 % y si los datos son normalizados el porcentaje disminuye hasta estar por debajo del 25 %, un 24,73 %. Haciendo una pequeña comparación de los resultados del *conjunto experimental pequeño* para el valor máximo con estos, se ve que, aunque para hombres el EER aumente un poco, en mujeres éste mejora considerablemente y para ambos géneros el resultado es muy cercano al 25 %, es decir, de cada 4 capturas que se comparen con la correlación cruzada cogiendo el valor máximo, en nuestra base de datos completa, 3 se clasificarán correctamente.

Los datos correspondientes a la correlación cruzada basada en el número de coeficientes que superan un umbral, no tiene resultados tan buenos como el uso del valor máximo. Para un umbral de 0,3 los resultados se acercan al 35 % sin normalizar, para hombres se llega al 35,51 %, en mujeres un 35,81 % y con ambos géneros se tiene un EER global de 35,59 %. Si este umbral aumenta no se ven mejoras, ni para mujeres, ni para ambos géneros, pero para hombres los resultados mejoran respecto de un umbral inferior. Los resultados en hombres para el umbral 0,4 son 34,52 % de EER global y 33,33 % como EER z-normalizado, se consigue una mejora al normalizar de $\frac{34,52-33,33}{34,18} = 3,48$ %.

6.4.3. Discusión

En una primera aproximación al sistema de correlación cruzada de imágenes, un sistema utilizado como referencia en gran cantidad de artículos del estado del arte y también será el nuestro, se puede ver que el sistema es prometedor, puesto que con una pequeña cantidad de datos como pueden ser los del *conjunto experimental pequeño* ya se iban viendo resultados cercanos al 27 % para ambos géneros, pero lo que determinó probar el sistema en un conjunto experimental más grande fue los valores inferiores al 25 % obtenidos para los hombres.

Como ya se ha comentado, de lo que carece nuestra base de datos es de una paridad entre hombres y mujeres, es decir, se cuentan con más muestras de hombres que de mujeres debido al carácter de la población a la que se le han tomado las muestras, y en el caso del conjunto experimental pequeño, de las capturas de hombres se seleccionaron las mejores a simple vista para el conjunto de test, pero en el caso de las capturas de mujeres no había posibilidad de elegir.

En definitiva, el hecho de conseguir un EER cercano al 25 % en hombres indica que en una base de datos más grande los valores deberían estar cercanos a ese 25 % y al ver los resultados del sistema en el *conjunto experimental* se verifican esas suposiciones.

En cualquiera de los métodos aplicados los resultados para mujeres son peores, esto no es solo debido al número de mujeres sobre hombres, sino que también es debido que los dedos de las mujeres al ser normalmente más finos las venas se difuminan más y al preprocesar las capturas los resultados no son tan visibles como en hombres.

La mejor configuración del sistema es el uso del valor máximo normalizando los coeficientes antes de calcular los resultados, obteniendo de este modo un porcentaje de EER de un 24,72, un resultado coherente para un sistema que muchos artículos del estado del arte indican como sistema de referencia.

Por último, se debe indicar que la normalización de los datos mejora siempre los resultados del EER, pero no en todos los casos mejora en la misma medida, puesto que en este sistema se han dado mejoras desde un 2,04 % (en el caso del valor máximo para el conjunto experimental completo en hombres) hasta un 12,19 % (en el caso del valor máximo para el conjunto experimental pequeño en hombres).

6.5. Sistema basado en fractales

Se define fractal como un objeto geométrico cuya estructura se repite a diferentes escalas. En el angiograma de la mano mostrado en la figura 2.1 se puede ver como cada vaso sanguíneo se bifurca en capilares que posiblemente tenga otros capilares con formas y direcciones parecidas.

Este sistema está basado en la propuesta de Liu et al. [11], utilizando dos características significativas de los fractales: la *lacunarity* (espacio entre fractales) y la dimensión. Es necesario utilizar al menos dos características porque la dimensión o lacunarity de dos fractales puede coincidir de forma individual, pero si combinamos las dos características, encontrar dos fractales exactamente iguales tiene una probabilidad mínima.

6.5.1. Descripción

El modelo de fractales mostrado por Mandelbrot et al [26] ha demostrado ser una herramienta de análisis de imágenes exitosa para la compresión de imágenes y su clasificación.

Debido a que distintos fractales, por sus características, pueden tener la misma dimensión, es necesario añadir un concepto nuevo, el de *Lacunarity* (espacio interfractal). En el estado del arte se define *Lacunarity* como una forma de cuantificar los vacíos o lagunas en una superficie de la imagen, indicando así la densidad de la misma.

Basandonos en la propuesta de Liu et al. [11], para obtener la *dimensión fractal* y la *lacunarity* definiremos una función $f = g(i, j)$ donde

$$i = 0, 1, 2, \dots, k \quad j = 0, 1, 2, 3, \dots, l$$

La función f será una imagen de $k \times l$ píxeles. Y $g(i, j)$ son los valores de grises en el píxel (i, j) , este valor puede variar con valores enteros entre 0 y 255.

Una vez definida la superficie de grises original esta puede ser vista como un fractal, para trabajar con ella definimos dos superficies más $u(i, j)$ y $b(i, j)$. En la capa inicial $g(i, j) = u_0(i, j) = b_0(i, j)$, es decir, los valores de $g(i, j)$ son iguales a los de las otras superficies en cada píxel. Definiremos un número de capas p para $p = 1, 2, 3, \dots$ en el que:

$$\begin{aligned} u_p(i, j) &= \text{máx} \left\{ u_{p-1}(i, j) + 1, \text{máx}_{|(m,n)-(i,j)| \leq 1} u_{p-1}(m, n) \right\} \\ b_p(i, j) &= \text{mín} \left\{ b_{p-1}(i, j) - 1, \text{mín}_{|(m,n)-(i,j)| \leq 1} b_{p-1}(m, n) \right\} \end{aligned} \quad (6.3)$$

La superficie $u_p(i, j)$ se corresponde con la superficie superior que tenderá a valores en la escala de grises más altos (máximo 255), es decir, se acercará a grises oscuros. Mientras que $b_p(i, j)$ será la superficie inferior que tenderá a valores más bajos, es decir, se acercará al blanco.

En la ecuación 6.3 se indica como para calcular $u_p(i, j)$, se busca el máximo entre el valor de $u_{p-1}(i, j) + 1$ y los píxeles vecinos, es decir, los píxeles a una distancia de 1 de la posición (i, j) en la capa justo anterior. En el caso de b_p los cálculos son los mismos pero buscando los valores mínimos de la capa anterior.

En el caso de las imágenes de las venas de los dedos, Liu et al.[11] propone seguir la direccionalidad horizontal de las venas. Para ello, no solo se compara el máximo (o mínimo) de los píxeles vecinos, sino que se añade una comprobación del píxel $(i - 2, j)$, ecuación (6.4).

$$\begin{aligned} u_p(i, j) &= \max \left\{ u_{p-1}(i, j) + 1, \max_{|(m,n)-(i,j)| \leq 1} \{ u_{p-1}(m, n), u_{p-1}(i - 2, j) \} \right\} \\ b_p(i, j) &= \min \left\{ b_{p-1}(i, j) - 1, \min_{|(m,n)-(i,j)| \leq 1} \{ b_{p-1}(m, n), b_{p-1}(i - 2, j) \} \right\} \end{aligned} \quad (6.4)$$

El volumen de la capa, v_p puede ser calculado como el sumatorio de la diferencia entre $u_p(i, j)$ y $b_p(i, j)$ para cada uno de los píxeles de la imagen, ecuación (6.5).

$$v_p = \sum_{i,j} (u_p(i, j) - b_p(i, j)) \quad (6.5)$$

Conociendo el volumen, el área superficial se calculará mediante la diferencia entre el volumen en p y el volumen de la capa anterior $p - 1$ dividido por dos, como se ve en la ecuación (6.6).

$$a_p = \frac{(v_p - v_{p-1})}{2} \quad (6.6)$$

Considerando la dimensión de Mikowski [27], que calcula la dimensión de un fractal situándolo en una rejilla equiespaciada y contando cuantas celdas son requeridas para abarcar todo el fractal, siendo p nuestro tamaño de rejilla obtenemos la siguiente ecuación:

$$a(p) = F p^{2-D} \quad (6.7)$$

Donde F es una constante y D representa la dimensión fractal de la imagen. Cogiendo dos valores cualquiera de p , por ejemplo p_1 y p_2 podremos calcular D , tendríamos $a_{p_1} \approx F p_1^{2-D}$ y $a_{p_2} \approx F p_2^{2-D}$. Por lo tanto, podemos deducir $a_{p_1}/a_{p_2} \approx p_1^{2-D}/p_2^{2-D}$ y aplicar logaritmos en ambos lados para obtener:

$$D \approx 2 - \frac{\log_2 a_{p_1} - \log_2 a_{p_2}}{\log_2 p_1 - \log_2 p_2} \quad (6.8)$$

Hasta este punto ya hemos conseguido calcular una aproximación de la dimensión del fractal, pero, como se comentó anteriormente, es necesario el uso de dos características para determinar la unicidad de un fractal, la dimensión y la lacunarity.

Si definimos $d_p(i, j)$ como la diferencia entre el valor de $u_p(i, j)$ y $b_p(i, j)$ en una superficie concreta (ecuación 6.9).

$$d_p(i, j) = u_p(i, j) - b_p(i, j) \quad (6.9)$$

La lacunarity se puede plantear como la varianza de $d_p(i, j)$ de una superficie concreta dividido por la media de la misma al cuadrado:

$$\Lambda_p = \frac{\sigma^2(d_p(i, j))}{\overline{d_p(i, j)}} \quad (6.10)$$

En este punto ya hemos calculado la Dimensión (D) y la Lacunarity (Λ), estos valores nos serán útiles para comparar y verificar si dos muestras de venas de los dedos corresponden a la misma persona. Para ello definiremos HD como la distancia entre la dimensión de dos muestras y $H\Lambda$ como la distancia entre la Lacunarity de dos muestras (ecuación (6.11)).

$$HD = \sum_{p=2}^4 \sum_{i,j} |D_{1p}(i, j) - D_{2p}(i, j)| \quad (6.11)$$

$$H\Lambda = \sum_{p=2}^4 \Lambda_{i,j} |D_{1p}(i, j) - \Lambda_{2p}(i, j)|$$

En el método de Liu et al. [11] se aconseja la combinación de ambos resultados para el reconocimiento de la validación de una captura de las venas de los dedos frente a otra, de tal forma que, marcando un umbral para HD (que llamaremos $th1$) y otro umbral para $H\Lambda$ ($th2$). Si $HD > th1$ y $H\Lambda < th2$ las dos capturas se considerará que son del mismo dedo (muestra de prueba *auténtica*). Por el contrario, si $HD < th1$ o $H\Lambda > th2$ se considerará que las dos capturas son de distinto dedo (muestra de prueba *impostora*).

6.5.2. Resultados

Uno de los principales problemas de este sistema es el coste computacional que supone, se trabaja con las matrices de las imágenes y con distintas capas de ellas para calcular valores máximos y mínimos en cada una. Aunque en nuestro caso el número de capas $P = 4$, para el *conjunto experimental pequeño* el tiempo de ejecución asciende a unos 452000 segundos, dependiendo de la máquina, esto son 5 días y 6 horas aproximadamente.

Los resultados de la tabla 6.3 muestran los EER obtenidos para HD y $H\Lambda$ correspondientes a la ecuación (6.11) por separado y una fusión de los mismos mediante la suma utilizando el conjunto experimental pequeño.

Analizaremos primero los resultados de las dos características, dimensión y lacunarity por separado. La característica de dimensión, HD , funciona mejor para mujeres obteniendo un EER global en mujeres de 38,144 % y en hombres se supera el 41 %, si observamos el valor para ambos géneros es de 39,62 %. Los resultados

	Hombres		Mujeres		Ambos	
	Individual	Global	Individual	Global	Individual	Global
HD	41.67	41.07	30.72	38.14	39.29	39.62
HA	35.12	34.52	44.22	44.33	36.90	37.36
Suma	34.52	33.33	32.82	36.08	33.33	36.23

Tabla 6.3: EER del método basado en fractales para el conjunto experimental pequeño. En negrita se muestran los mejores resultados para cada género y con fondo gris los mejores sistemas cuando se utilizan ambos géneros.

de EER individual son importantes porque nos indican como de bien puede llegar a funcionar un sistema mediante el valor medio de los EER de todos los dedos, pero el valor global nos indica el EER de todos los datos de un conjunto de datos específico.

En cuanto a los resultados de *HA* los mejores resultados se dan utilizando solo el conjunto de hombres con un 34,52 %, mientras que en mujeres el resultado sobrepasa el 44 %, en cambio el resultado para ambos es del 37,36 %, esto es debido a que hay más hombres que mujeres en el conjunto experimental pequeño y por tanto los resultados en hombres favorecen el resultado para ambos géneros.

Si se intenta combinar ambas características para obtener un EER conjunto los resultados si que mejoran respecto de cada característica por separado, siendo el EER para hombres de 33,33 %, en mujeres de un 36,08 % y en ambos géneros de 36,23 %.

6.5.3. Discusión

Aunque este sistema es un sistema base en el trabajo de Liu et al. [11], para nuestro conjunto de datos no es un sistema por el que merezca la pena apostar, por que no mejora nuestro sistema de referencia y el coste computacional es muy elevado para los resultados obtenidos.

La característica de dimensión fractal da mejor resultado en hombres, pero la lacunarity da mejores resultados en mujeres, pero para ambos géneros ninguna de ellas mejora un 35 % de EER. Si aplicamos una combinación de las dos características no se va a notar una mejora sustancial y el sistema seguirá con un EER muy elevado. Estos resultados en el *conjunto experimental pequeño* indican que para un conjunto experimental mayor el sistema no se comportará mejor, por lo que se decidió no dar continuidad a este sistema en la investigación.

6.6. Sistema basado en DCT

La transformada discreta del coseno (DCT) es la herramienta clave en el estándar de compresión JPEG. Es una variación de la transformada discreta de Fourier donde la imagen se descompone en sumas de cosenos (y no de senos y cosenos como en la de Fourier).

Tras aplicar la DCT se obtiene una matriz, para la comparación de imágenes se usará la distancia entre los m primeros valores de cada una de las matrices DCT de las dos imágenes. Esta distancia será la que usaremos para determinar si las dos imágenes son del mismo dedo.

6.6.1. Descripción

La transformada discreta del coseno (DCT) tiene la propiedad de que para una imagen, la mayoría de la información visualmente significativa se concentra en solo en unos cuantos coeficientes DCT, en los primeros coeficientes de la matriz. La dificultad será determinar la cantidad de coeficientes que son necesarios para obtener una característica suficientemente representativa. Este sistema no se ha visto en ninguno de los artículos consultados sobre reconocimiento de venas de los dedos, por lo que se puede considerar una propuesta original, siendo la que mejores resultados ha dado.

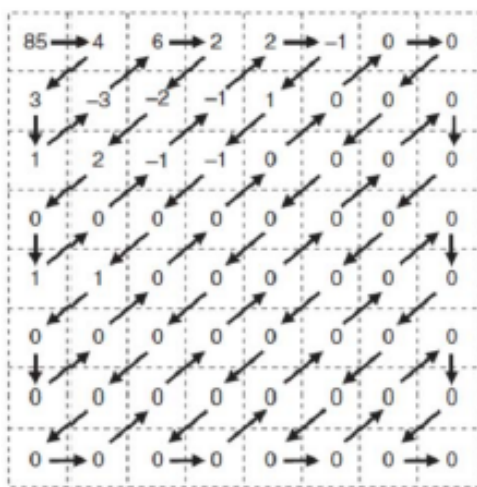


Figura 6.4: Matriz de coeficientes DCT

Un ejemplo de una matriz DCT es el mostrado en la figura 6.4, en él se puede ver, en primer lugar, que la matriz no debe recorrerse por filas o por columnas, sino que su recorrido adecuado es en zig-zag diagonal, tal y como indican las flechas

. Como se puede observar, a partir de la posición de la matriz todos sus valores son cero. Esta propiedad en la que los valores más significativos de la imagen está al principio será aprovechada para determinar las características a la hora de comparar dos capturas.

Si queremos obtener la característica resultante de comparar dos capturas de las venas de los dedos lo que haremos será obtener la matriz de coeficientes DCT de cada una de ellas. Estas matrices son transformadas en vectores siguiendo el orden que se marca con flechas en la figura 6.4, llamaremos a estos vectores, vectores de coeficientes DCT.

Siguiendo con el ejemplo anterior dada la matriz de coeficientes de la figura 6.4 el vector de coeficientes DCT será el correspondiente e la figura 6.5.

85	4	3	1	-3	6	2	-2	2	0	1	0	-1	-1	2	-1	1	-1	0	...	0
----	---	---	---	----	---	---	----	---	---	---	---	----	----	---	----	---	----	---	-----	---

Figura 6.5: Vector de coeficientes DCT

Pero en nuestro caso no vamos a utilizar todos los valores de la matriz de coeficientes DCT, sino que antes de realizar el experimento se escogerá un número m de coeficientes; el vector de características se formará con los m primeros coeficientes del vector de coeficientes DCT.

Como medida de similitud entre imágenes se usará la distancia fraccional 6.12, basada en la norma-p. Se probarán distintos valores de P .

$$d(x, y) = \left(\sum_{l=1}^m |y_l - z_l|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (6.12)$$

6.6.2. Resultados

El sistema se ha ido probado con una cantidad de usuarios incremental, por dos razones: las primeras pruebas se realizaron cuando la base de datos aún estaba por completar y al ser un sistema propio, que no se ha visto en ninguno de los artículos consultados del estado del arte, todavía no estaba probada la calidad de sus resultados.

Las primeras pruebas con 4 usuarios, dos hombres y dos mujeres fueron muy prometedoras por lo que se probó el sistema para el *conjunto experimental pequeño* definido en la sección 6.2. Este sistema utiliza dos parámetros definidos al comienzo de cada experimento, estos son: el número de coeficientes m y la potencia P de la ecuación (6.12) de la distancia fraccional. Para este primer experimento, el número de coeficientes m se variará entre $[25, 75, 150]$ y la potencia P entre $[0.4, 0.8, 2]$ (para $P = 2$ se tiene la distancia euclídea). Combinando los posibles valores de P

y de m se realizaron 9 pruebas con el fin de encontrar la combinación de estos dos parámetros que proporcionase los mejores resultados.

Como ya se ha comentado en los sistemas anteriores, nos centraremos sobre todo en los valores globales de EER y en los resultados normalizados, ya que las columnas de las tablas de umbrales individuales nos sirven como indicador de como de bien puede llegar a funcionar el sistema, pero si los EER tienen valores muy dispersos (valores muy alejados de la media) no es un valor significativo.

N. Coef.	P	Hombres			Mujeres			Ambos		
		Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
25	0.4	17.86	21.43	19.05	42.86	39.17	38.14	27.07	28.68	26.79
25	0.8	16.07	22.02	19.64	38.78	38.14	41.24	24.43	27.55	26.04
25	2.0	19.05	21.43	20.83	39.80	38.14	37.11	26.69	27.17	26.04
75	0.4	20.83	23.81	21.43	35.71	36.08	36.08	26.32	29.06	27.17
75	0.8	21.43	23.81	20.83	35.714	37.11	39.17	26.69	28.68	26.79
75	2.0	22.02	25.59	23.21	40.816	42.27	41.24	28.95	32.07	30.19
150	0.4	19.64	26.19	22.02	31.63	34.02	31.96	24.06	28.30	25.28
150	0.8	20.83	25.59	20.83	30.61	34.02	36.08	24.44	28.68	26.79
150	2.0	23.21	25.00	22.62	37.75	40.20	39.17	28.57	31.32	28.68

Tabla 6.4: Resultados del sistema basado en DCT para el conjunto experimental pequeño utilizando dos parámetros: los m primeros coeficientes DCT y la potencia p de la distancia fraccional. En negrita se muestran los mejores resultados para cada género y con fondo gris los mejores sistemas cuando se utilizan ambos géneros.

Los resultados de este primer experimento con el sistema propuesto, basado en DCT, se pueden ver en la tabla 6.4. En ella los mejores resultados para hombres y mujeres están en negrita, y el mejor resultado para ambos géneros se encuentra sombreado.

Si nos fijamos en la columna global de los resultados de hombres, podemos ver como el EER aumenta a medida que aumentamos el número de coeficientes y la potencia P , por lo tanto, los mejores resultados en hombres se dan para un número de coeficientes de 25 y distintas configuraciones de P (0,4 y 2,0) siendo un 21,43 %, pero si normalizamos, para 25 coeficientes y $P = 0,4$ el EER es de 19,05, mientras que si $P = 2,0$ el EER es del 20,83 %. Para hombres la mejor combinación es la de 25 coeficientes y $P = 0,4$. Para mujeres, en cambio, en mujeres los mejores resultados se encuentran para un número alto de coeficientes. En concreto, para 150 coeficientes se tiene un EER de 34,02 para $P = 0,4$ y $P = 0,8$, pero si se normalizan los valores el mejor resultado se da para $P = 0,4$ con un EER del 31,96 %, obteniendo una mejora de $\frac{34,02-31,96}{34,02} = 6,06$ %. Cabe destacar que para la otra configuración cuyo resultado es de 34,02 con un 150 coeficientes y $P = 0,8$, si los datos son normalizados el EER aumenta. Esto ocurre, también, para todas las configuraciones con $P = 0,8$ en los datos de mujeres.

Si observamos los resultados de ambos géneros, al ser tan diferentes las configuraciones idóneas para hombres y mujeres, los resultados para ambos también lo

son. La configuración con un mejor resultado global es 25 coeficientes y $P = 2,0$, esto es debido a que para hombres esa es una buena configuración y en mujeres no es la configuración con peores resultados. Para esta configuración se obtiene un 27,17%, que no es uno de los mejores resultados hasta ahora pero mejora el mínimo en mujeres para este sistema que es un 34,02%.

En cambio, si aplicamos z-norm el mejor resultado se da para 150 coeficientes y $P = 0,4$ con un EER de 25,28%, que coincide con la configuración que mejor resultados da en mujeres, esto puede ser debido a que en hombres esta configuración tiene un 22,02% (un porcentaje inferior al 25%), que combinado con la mejor configuración en mujeres nos sitúa en la mejor configuración para ambos géneros.

Al observar esta gran diferencia entre la mejor configuración para mujeres y para hombres, y con el propósito de mostrar nuestra propuesta en sus mejores condiciones, se realizó una última prueba para una configuración independiente con los mejores parámetros en hombres (25 coeficientes y $P = 0,4$) y en mujeres (150 coeficientes y $P = 0,4$). Esta prueba se refleja en la tabla 6.5, donde además se ve como al usar una configuración distinta dependiendo del género se obtiene el mejor resultado global y con z-norm, para ambos géneros, de todo el experimento con DCT y el conjunto experimental pequeño.

El EER global para ambos géneros conseguido es de un 26,04%, mejorando el 27,17% obtenido cuando se compartía la configuración en hombres y mujeres. Si comprobamos los valores de EER cuando se aplica z-norm, este llega a bajar del 25% consiguiendo un 23,40%, que es también el mejor porcentaje obtenido hasta la fecha de realización del experimento.

Hombres			Mujeres			Ambos		
Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
17.86	21.43	19.05	31.63	34.02	31.96	22.93	26.04	23.40

Tabla 6.5: Resultados del sistema basado en DCT utilizando la mejor configuración para hombres (25 coeficientes y $p = 0,4$) y la mejor para mujeres (150 coeficientes y $p = 0,4$) en el conjunto experimental pequeño.

Dados los buenos resultados obtenidos para el *conjunto experimental pequeño* se realizó el experimento con el *conjunto experimental completo*, para comprobar como se comportaba el sistema con un conjunto de datos más realista. Para este experimento también se tomaron más valores para el parámetro *número de coeficientes*, [25, 50, 75, 100, 125, 150, 225, 300] y los valores que puede tomar P , [0,4, 0,6, 0,8, 1, 2], lo que hace un total de 40 pruebas, cada una de estas pruebas tiene una duración de ± 2800 segundos, en torno a unos 45 minutos por prueba.

Los resultados de este experimento se pueden ver en la tabla 6.6, como se puede ver es una tabla muy extensa, por lo que los resultados se van a explicar a continuación con más detalle. La organización de la tabla es la misma que en la

tabla anterior que utilizaba el conjunto experimental pequeño. Pero la forma de resaltar los mejores resultados cambia. En esta tabla los mejores resultados para cada valor de coeficiente y cada género se representarán en negrita, y los mejores resultados de esa columna son sombreados de gris.

Para un número de coeficientes de 25 el mejor resultado para hombres es de 25,82% con un $P = 2$, si los datos son z-normalizados el mejor resultado se dará para $P = 1$ con un valor de 25,20%. En el caso de las mujeres la mejor configuración corresponde a $P = 2$ tanto para valores normalizados y sin normalizar. Si combinamos ambos géneros el mejor valor P será de 2 como en los géneros por separado llegando a valores de EER cercanos al 27%.

Si nos centramos en un número de coeficientes de 50 en hombres se llega a obtener valores muy cercanos al 24% para cualquiera de los valores P siendo el mejor 23,571% correspondiente a un $P = 0,6$ sin normalizar y 23,16% aplicando z-norm. En mujeres también mejora respecto al número de coeficientes anterior siendo mejor para valores de P bajos. Si se comprueba los resultados para ambos géneros el mejor valor de EER global es 25,456 para un $P = 0,6$ y si se normaliza se llega al valor de 24,22% obteniendo una mejora de $\frac{25,46-24,22}{25,46} = 4,87\%$ gracias a la normalización z-norm.

En el conjunto de resultados para el número de coeficientes 75 nos encontramos con el mejor resultado de todo el experimento, para hombres con $P = 0,8$, donde al aplicar z-norm se llega a un EER de 22,37. Los resultados para ambos géneros también son muy buenos llegando para $P = 1,0$ y con los valores z-normalizados a un 23,79.

El mejor resultado de todo el experimento para ambos géneros z-normalizado se da cuando se aplica como parámetros 150 coeficientes y $P = 1,0$ con un resultado de 23,56. En cambio el mejor EER global para ambos géneros se da para un número de coeficientes de 225 y $P = 0,6$ con 23,78%. En este caso concreto si comprobamos el valor de z-normalización este aumenta hasta 25,16%, lo que corrobora que la z-normalización no funciona en todos los casos, sobretodo se ha observado que en DCT la z-normalización empeora cuanto mayor sea el número de coeficientes.

En cuanto a mujeres el mejor resultado se da para $num.Coefficientes = 225$ y $P = 0,4$ con un EER global de 25,064% y z-normalizado se llega a reducir hasta el 23,02% esto supone una mejora del $\frac{25,06-23,02}{25,06} = 8,1\%$.

Al igual que sucedió en el experimento anterior, los mejores resultados de hombres y mujeres no tienen el mismo valor de coeficientes o valor P y con el fin de encontrar la mejor aplicación del sistema se realiza la prueba para las condiciones idóneas para hombres y mujeres por separado. La siguiente prueba se realizará, entonces, con un número de coeficientes 75 y $P = 0,8$ para hombres y 225 coeficientes y $P = 0,4$ para mujeres. Los resultados de este experimento se pueden ver en la tabla 6.7. Una forma de verificar que el experimento se ha ejecutado

		DCT								
		Hombres			Mujeres			Ambos		
Coefficiente	P	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
25	0,4	24,80	27,24	26,73	28,83	32,22	32,22	25,95	28,74	28,23
	0,6	24,29	26,73	26,33	29,34	31,71	32,22	25,73	28,37	27,79
	0,8	23,78	26,22	25,51	28,32	31,20	31,20	25,07	27,64	27,13
	1,0	24,08	25,92	25,20	28,32	30,95	30,95	25,29	27,50	36,84
	2,0	23,57	25,82	25,92	27,55	30,18	30,43	24,71	27,06	27,13
50	0,4	22,24	23,98	23,88	26,78	29,92	27,62	23,54	25,75	25,09
	0,6	21,63	23,57	23,26	26,79	30,18	27,11	23,10	25,46	24,58
	0,8	21,53	23,67	23,16	27,55	30,43	27,11	23,25	25,60	24,43
	1,0	21,43	23,88	23,16	27,55	30,69	27,37	23,18	25,53	24,22
	2,0	21,73	24,49	23,57	28,31	31,97	28,13	23,61	26,84	24,87
75	0,4	23,16	24,59	23,57	23,72	28,64	26,60	23,32	25,97	24,65
	0,6	22,35	23,98	23,16	23,98	28,39	27,11	22,81	25,46	24,22
	0,8	21,84	23,56	22,37	24,23	28,64	26,85	22,52	25,24	23,85
	1,0	21,53	23,57	22,75	24,49	29,67	26,85	22,38	25,60	23,78
	2,0	21,43	24,29	23,26	26,79	30,69	27,88	22,96	26,40	24,36
100	0,4	22,35	24,80	23,67	23,21	27,11	26,60	22,59	25,75	24,65
	0,6	22,14	23,78	23,37	24,23	28,13	26,60	22,74	25,16	24,36
	0,8	21,73	23,88	22,96	24,49	27,88	27,11	22,52	25,31	24,00
	1,0	21,53	24,08	22,75	25,76	28,64	26,85	22,74	25,46	23,85
	2,0	22,24	24,69	22,96	26,79	30,43	27,37	23,54	26,48	24,36
125	0,4	22,65	24,29	23,98	22,96	26,34	25,57	22,74	24,87	24,51
	0,6	22,04	23,88	23,16	22,96	26,85	25,32	22,30	25,02	23,92
	0,8	21,94	23,67	22,86	23,98	27,88	26,09	22,52	24,87	23,70
	1,0	21,12	23,57	22,65	23,47	27,88	26,34	21,79	25,09	23,78
	2,0	21,63	24,59	23,47	26,28	29,41	26,85	22,96	26,55	24,29
150	0,4	22,55	25,10	24,59	21,17	26,09	24,81	22,16	25,16	24,43
	0,6	22,45	24,39	23,88	21,94	26,09	24,30	22,30	25,16	27,22
	0,8	22,24	24,29	22,70	22,70	27,11	24,55	22,38	24,95	23,78
	1,0	21,84	23,88	22,96	23,21	27,37	25,32	22,23	24,73	23,56
	2,0	22,04	24,49	23,37	26,02	27,11	27,11	23,18	26,55	24,29
225	0,4	24,39	25,92	26,22	21,94	25,06	23,02	23,69	25,60	25,60
	0,6	24,19	25,51	25,41	22,19	25,57	23,78	23,78	23,78	25,16
	0,8	23,37	25,00	25,00	21,94	25,57	24,04	22,96	25,02	24,94
	1,0	22,55	24,90	24,59	21,68	25,83	24,55	22,30	25,02	24,87
	2,0	21,73	24,69	23,88	25,00	29,67	26,34	22,67	26,40	24,80
300	0,4	24,80	26,22	33,06	21,68	25,83	32,22	23,91	26,18	32,82
	1,0	22,96	25,51	25,20	22,19	25,83	24,30	22,74	25,60	24,80
	2,0	21,84	24,90	23,88	24,49	29,67	26,34	22,59	26,40	24,58

Tabla 6.6: Resultados del sistema basado en DCT para el conjunto experimental completo utilizando dos parámetros: los m primeros coeficientes DCT y la potencia p de la distancia fraccional. En negrita se muestran los mejores resultados para cada género y cada valor de coeficientes. Con fondo gris los mejores resultados para hombres, mujeres y ambos géneros.

con los valores correctos es comparar los 3 resultados EER de hombres y mujeres con los obtenidos en el experimento anterior (tabla 6.6), en este caso estos valores coinciden, los valores que cambian son los que utilizan ambos géneros.

En este caso al combinar las mejores configuraciones de hombres y mujeres no se ha mejorado los resultados de EER global para ambos género, este es de 31 % mientras que el mejor valor global para configuración compartida entre géneros fue

de 23,78%. En cambio para los valores z-normalizados, el EER de ambos mejora ligeramente colocándose en un 23,41%.

Hombres			Mujeres			Ambos		
Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
21.84	23.56	22.37	21.94	25.06	23.02	21.87	31.00	23.41

Tabla 6.7: Resultados del sistema basado en DCT utilizando la mejor configuración para hombres (75 coeficientes y $p = 0,8$) y la mejor para mujeres (225 coeficientes y $p = 0,4$) en el conjunto experimental completo.

6.6.3. Discusión

Estamos ante un sistema nuevo, planteado para esta investigación y que ha llegado a mejorar en resultados el sistema de referencia (correlación cruzada) y ha mejorado claramente los resultados del sistema basado en fractales obtenido del estado del arte. Todo esto indica que nuestro sistema tiene potencial y mejorándolo, los resultados serían muy prometedores.

El uso de número de coeficientes bajos favorece los resultados para el conjunto de hombres, y el uso de coeficientes altos favorece los resultados para el conjunto de las mujeres, lo ideal es encontrar un equilibrio donde ambos resultados sean buenos o utilizar un sistema donde se programe la mejor configuración para hombres y mujeres por separado. Los mejores parámetros para encontrar ese punto de equilibrio son 225 coeficientes y $P = 0,6$ donde el EER global en ambos es de 23,78%. Y los mejores parámetros individuales para género serían 75 coeficientes y $P = 0,8$ para hombres, y 225 coeficientes y $P = 0,4$ para mujeres, es con este experimento donde se ha conseguido el mejor resultado z-norm para ambos géneros.

Los resultados para hombres suelen ser mejores que para mujeres, tanto globales como normalizados, pero, por ejemplo, en el caso idóneo para el conjunto de mujeres (225 coeficientes y $P = 0,4$) es mejor el resultado en mujeres.

Por último es necesario indicar que la normalización z-norm no es efectiva en todos los casos, sino que en algunos casos empeora los resultados del EER global, por ejemplo, para 300 coeficientes y $P = 0,4$ el EER global es de 26,18%, pero si aplicamos la normalización z-norm el EER se dispara hasta el 32,82%.

6.7. Sistema basado en binarización

Este es sin duda el sistema más sencillo puesto que lo que se hace es binarizar las dos imágenes, generando una máscara para cada imagen, y compararlas para determinar cuantos píxeles cambian de una máscara a otra. Se utilizarán dos criterios de comparación, la operación *xor* y la operación *and*.

Tras una breve descripción del sistema, en esta sección se mostrarán los resultados y se discutirá sobre ellos.

6.7.1. Descripción

Se denominará *distancia de Hamming* al número de bits que tienen que cambiarse de una palabra de código válida para convertirla en otra palabra de código válida. Si dos palabras de código difieren en una distancia d , se necesitan d cambios para convertir de una a otra.

Esta teoría aplicada a imágenes, y concretamente a nuestro caso de comparación de venas de los dedos, supone realizar una binarización de las dos imágenes a comparar, obteniendo así una matriz de ceros y unos para cada imagen, que nos permitirá calcular operaciones binarias entre ellas.

Para comparar estas dos matrices se probaron las operaciones xor y and. La matriz resultante de esta comparación es una matriz de unos y ceros, calculando la distancia entre ambas imágenes como la suma de unos de esta matriz.

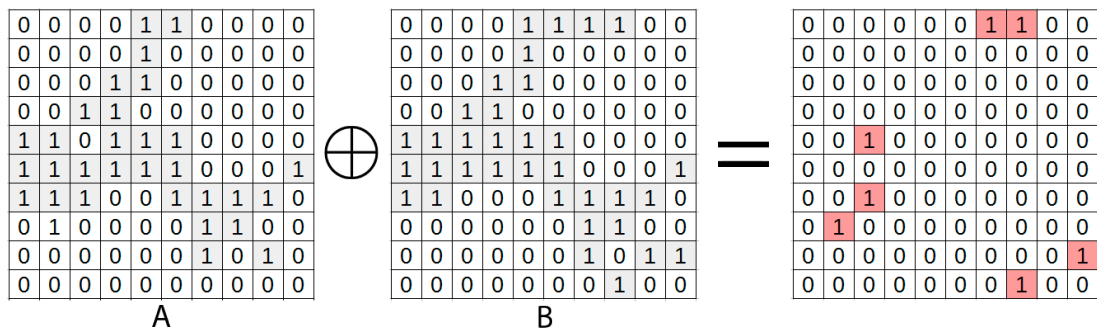


Figura 6.6: Cálculo de la operación xor, la distancia de Hamming resultante es 7.

En el caso del cálculo de la operación xor, la cantidad de unos que contiene la matriz resultante se refiere a los píxeles que no tienen en común la máscara de la primera imagen con la de la segunda. En la figura 6.6 se representa un ejemplo de comparación de dos matrices cualquiera por este método. En la matriz resultante de la operación se han marcado de color las posiciones que corresponden a píxeles en los que no tienen el mismo valor la matriz A y la matriz B.

Por el contrario si realizamos la operación and, los unos de la matriz resultante se corresponderán a las posiciones que tienen uno en las dos matrices. Usando el ejemplo de la figura 6.7, podemos ver como la matriz B tiene cierta cantidad de unos más que la matriz A, en la matriz resultante se han resaltado los unos con un color distinto y se puede comprobar que la posición de los unos corresponde con las posiciones en las que tanto la matriz A como la matriz B tienen un uno.

0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	And	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	=	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0												
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0		0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0												
0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0		0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0												
1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0		1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0												
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1		1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0												
1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0		1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0												
0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0		0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0												
0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0		0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0												
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0												
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0												
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0												
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0												

Figura 6.7: Cálculo de la operación *and*, la distancia de Hamming resultante es 29.

Aplicar estas operaciones a nuestras capturas de las venas de los dedos supone, en primer lugar realizar una binarización de cada imagen, para ello hay que fijar un umbral de binarización. Este umbral determina el porcentaje de grises que se transformarán en unos (blanco) y en ceros (negro), siempre los valores que queden por debajo de éste umbral corresponderán al valor 0 (negro) y los que queden por encima al 1 (blanco). Por ejemplo, si se determina un umbral de 0,5 de los 255 valores de grises que tiene una imagen, de 0 a 128 corresponderán al valor 0 y de 128 a 255 tendrán el valor 1.

En la figura 6.8 se muestra un ejemplo de lo indicado para el dedo “010H_D_01”(imagen A) comparado con el dedo “010H_D_03” (imagen B), de acuerdo a la nomenclatura definida en la sección 4.2.

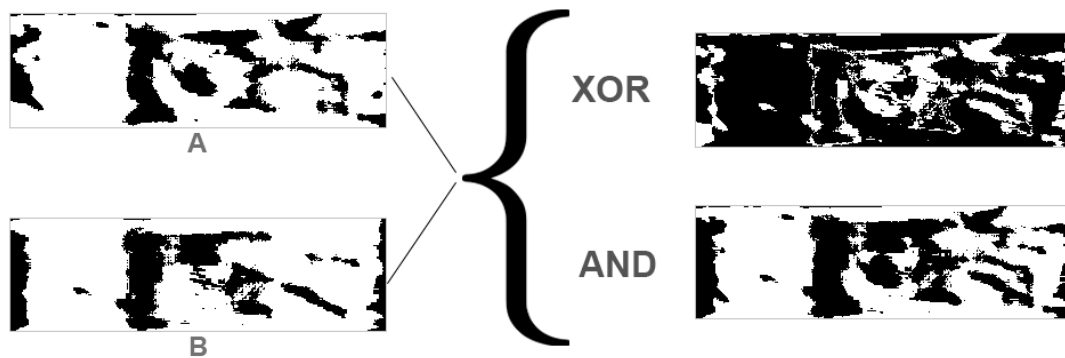


Figura 6.8: Ejemplo gráfico de aplicación de las operaciones *and* y *xor* sobre una captura real de las venas de los dedos.

Si comparamos la máscara A y B mediante la operación *xor* (imagen superior derecha de la figura 6.8) vemos que la imagen tiene una gran cantidad de negros, y muy pocos blancos, nuestro algoritmo contará la cantidad de píxeles blancos y ese será el valor de distancia entre esas dos imágenes, cuanto menor sea la cantidad

de píxeles blancos más parecidas serán las dos imágenes. Esto es debido a que la operación *xor* da el valor 1 (blanco) a los elementos distintos entre las dos máscaras comparadas.

En el caso del método *and* (imagen inferior derecha de la figura 6.8), se puede ver como hay una gran cantidad de blanco respecto de negro, esto es debido a que la operación *and* da el valor 0 (negro) a todas las posiciones distintas entre las dos matrices y también a las posiciones iguales pero que valen cero. En este caso cuanto mayor sea la cantidad de blancos más parecidas serán las dos imágenes.

6.7.2. Resultados

Aunque ambos métodos tienen el mismo objetivo, contar el número de unos resultantes de la operación binaria aplicada, no pueden evaluarse los resultados en conjunto puesto que uno de los métodos nos indicará la cantidad de puntos distintos que tienen dos imágenes (método *xor*) y el otro nos indicará la cantidad de puntos blancos tienen en común las dos imágenes comparadas.

Los dos métodos de cálculo de la distancia Hamming se prueban en el *conjunto experimental completo* (sección 6.2) debido a que el sistema basado en distancia Hamming se ha planteado en un momento en que la base de datos ya estaba completa y al ser operaciones binarias con matrices el tiempo de ejecución en el entorno Matlab [23] es muy corto, aproximadamente 3000 segundos, unos 50 minutos dependiendo de la máquina.

Para ambos métodos se ha probado con umbrales comprendidos entre $[0,3,0,8]$, para valores fuera de este conjunto las imágenes binarizadas no contienen suficiente información como para dar unos resultados coherentes.

Umbral	Hombres			Mujeres			Ambos		
	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
0.3	24.80	27.35	26.53	25.25	28.39	26.09	24.93	27.57	26.48
0.4	25.00	26.12	26.12	24.23	28.90	25.83	24.78	26.99	25.97
0.5	24.49	26.33	25.20	23.98	28.39	25.32	24.34	26.77	25.38
0.6	24.29	26.43	25.61	25.00	28.64	25.83	24.49	27.28	25.67
0.8	24.39	26.84	25.20	24.23	29.16	26.60	24.34	27.50	25.60

Tabla 6.8: Resultados del sistema basado en distancia Hamming para la comparación *AND* en el *conjunto experimental pequeño* utilizando como parámetro el valor umbral. En negrita se muestran los mejores resultados para cada género y con fondo gris los mejores sistemas cuando se utilizan ambos géneros.

La tabla 6.8 contiene los resultados del experimento realizado con el método *and* se han los valores de umbral 0,3, 0,4, 0,5, 0,6 y 0,8. En un vistazo rápido se puede ver que los mejores resultados se dan en los valores intermedios de umbral. En hombres con un umbral de 0,4 se obtiene un EER global del 26,12 %, pero si

z-normalizamos los valores el mejor EER se encuentra para el umbral 0,5. Por otro lado, en mujeres los mejores resultados tanto global, como z-normalizado se dan para el umbral 0,5, acercándose el EER z-normalizado al 25%. Si observamos el mejor resultado para ambos géneros es de 25,38% para el EER con z-normalización para el umbral 0,5.

Umbral	Hombres			Mujeres			Ambos		
	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.	Individual	Global	ZNorm.
0.3	24.90	27.04	26.43	25.25	28.39	26.34	25.00	27.42	26.48
0.4	24.39	26.43	26.33	23.98	29.41	25.83	24.27	27.35	26.04
0.5	24.59	26.12	25.61	23.47	28.38	25.32	24.27	26.77	25.53
0.6	24.80	26.22	25.51	25.00	28.64	25.57	24.85	27.13	25.46
0.8	24.29	26.84	25.20	24.23	29.41	26.34	24.27	27.64	25.53

Tabla 6.9: Resultados del sistema basado en distancia Hamming para la comparación *XOR* en el conjunto experimental pequeño utilizando como parámetro el valor umbral. En negrita se muestran los mejores resultados para cada género y con fondo gris los mejores sistemas cuando se utilizan ambos géneros.

Los resultados para el método *xor* (tabla 6.9), también tienen los porcentajes más bajos de EER cerca del valor medio de umbral. En hombres, con un umbral de 0,5 el valor de EER global es de 26,12% y z-normalizado es de 25,61%, aunque el mejor valor del EER z-normalizado es el del alor umbral más alto, 0,8. El conjunto de mujeres y el de ambos géneros mantienen sus mejores resultados para el valor de umbral 0,5 con unos valores cercanos al 25%, es decir, tres de cada cuatro dedos proporcionarían un resultado correcto en este sistema.

6.7.3. Discusión

Para este sistema se han planteado dos métodos de cálculo de la distancia distintos, ambos son métodos muy rápidos, porque utilizan operaciones binarias entre las matrices de las imágenes.

Tanto el método que utiliza la operación *and* como el que utiliza la operación *xor* muestran unos mejores resultados cuando el umbral de binarización se encuentra en 0,5, es decir, cuando la mitad de los grises de la imagen de los dedos se transforma en ceros (negro) y la otra mitad en unos (blanco). Esto cobra sentido cuando se analiza las imágenes que se comparan en cada prueba (figura 5.5c) y su histograma (figura 5.5e), sus valores de grises están muy equilibrados y, por tanto, la binarización que mejor guarde las figuras de las venas será la del 50%.

En el método basado e la operación *and* los resultados de hombres y mujeres están muy igualados, a diferencia de lo que se veía en otros sistemas probados. En cambio para el método basado en la operación *xor* los resultados de mujeres son ligeramente peores que los de hombres.

Ambos métodos tienen muy buenos resultados cuando se combinan los géneros, acercándose a un EER del 25 %, muy cerca de los resultados de nuestro sistema de referencia. Lo que, junto a sus reducidos tiempos de ejecución, hace valorar este sistema como un sistema con gran potencial.

Capítulo 7

Conclusión y trabajo futuro

Se ha cubierto los objetivos específicos planteados al inicio del proyecto. Se ha conseguido tener un dispositivo capaz de capturar las venas de los dedos, una base de datos de más de 300 dedos distintos, un sistema de mejora de las imágenes y se han probado varios sistemas de verificación con resultados cercanos al 24% de EER.

El dispositivo de captura es completamente funcional, pero el material utilizado es sobretodo cartón. Como trabajo futuro se plantea realizar un nuevo dispositivo con materiales algo más resistentes, como puede ser el contrachapado. Esto permitiría su transporte con más seguridad. Del mismo modo el circuito está montado sobre una placa de pruebas, el siguiente paso sería montar el mismo circuito con la misma configuración de LEDs y resistencias en una placa electrónica permanente.

La base de datos capturada se ha tomado de los estudiantes de la Escuela de Ingeniería Informática de Valladolid, consiguiendo la ayuda de más de 150 voluntarios. Pero debido a la población de esta escuela, hay una mayor cantidad de hombres que de mujeres. Esto puede solventarse en un futuro planteando capturas donde la población está más equilibrada.

Con el sistema de mejora de la imagen se ha conseguido, mediante el aprendizaje basado en pruebas, obtener imágenes con un buen contraste, que resalta las venas de los dedos sobre el resto de la imagen. Esto beneficia el posterior tratamiento en los sistemas de verificación. Existen distintos métodos más complejos de procesamiento de la imagen que pueden aplicarse para mejorar el sistema aquí presentado.

Se ha trabajado con cuatro sistemas distintos de verificación de resultados. A excepción del sistema basado en fractales, los demás sistemas han proporcionado muy buenos resultados preliminares. Si por separado estos sistemas funcionan bien, es comprensible pensar que la combinación de varios puede mejorar estos resultados. Como trabajo futuro se plantea la fusión de los sistemas hasta ahora probados. La fusión de sistemas se puede plantear desde la suma de resultados de los sistemas y calcular el EER, hasta el uso de sistemas de clasificación expertos

como pueden ser redes neuronales.

Cuando los resultados de verificación se acerquen a valores de un 7% se podrá empezar con la implementación de un prototipo del sistema.

Bibliografía

- [1] Dai, Yanggang et al. "A Method for Capturing the FingerVein Image Using Nonuniform Intensity Infrared Light". Congress on Image and Signal Processing 4 (Mayo 2008).
- [2] T. Yanagawa, S. Aoki, and T. Ohyama. "Finger vein images are diverse and its patterns are useful for personal identification". MHF Preprint Series (2007).
- [3] H. W. Jurgens, I. Matzdorff and J. Windberg. "International Anthropometric Data for Work-Place and Machinery Design" International Anthropometric Data. Nr.108 , 1998.
- [4] Bradtmiller B, Hodge B, Kristensen S and Mucher M. "Anthropometric Survey Of Federal Aviation Administration Technical Operations Personnel" 2008.
- [5] Hitachi, Ltd. Finger Vein Authentication: White Paper. 2006.
- [6] Beining Huang, Yanggang Dai, Rongfeng Li, Darun Tang and Wenxin Li. "Finger-Vein Authentication Based on Wide Line Detector and Pattern Normalization". In: 20th International Conference on Pattern Recognition. Aug. 2010, pp. 1269-1272.
- [7] M. Kono, H. Ueki, and S. Umemura. "Near-Infrared Finger Vein Patterns for Personal Identification." In: Appl. Opt. 41.35, Dec. 2002, pp. 7429-7436.
- [8] D. Mulyono and H.S. Jinn. "A study of finger vein biometric for personal identification". In: International Symposium on Biometrics and Security Technologies. Apr. 2008, pp. 1-8.
- [9] Nurhafizah Mahri, Shahrel Azmin Sundi Suandi and Bakhtiar Affendi Rosdi. "Finger Vein Recognition Algorithm Using Phase Only Correlation". In: Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics (Aug. 2010).
- [10] Bakhtiar Affendi Rosdi, Chai Wuh Shing and Shahrel Azmin Suandi. "Finger Vein Recognition Using Local Line Binary Pattern". In: Sensors 2011, (Nov. 2011), pp. 11357 - 11371.

- [11] Zhi Liu and Shangling Song, “An Embedded Real-Time Finger-Vein Recognition System for Mobile Devices,” in *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 58, No. 2, pp. 524-525, May 2012.
- [12] X. Yu et al. “A Novel Finger Vein Pattern Extraction Approach for Near-Infrared Image”. In: 2nd International Congress on Image and Signal Processing (Oct. 2009), pp. 1-5.
- [13] Jinfeng Yang, Yihua Shi, Jinli Yang and Lihui Jiang. “A Novel Finger-Vein Recognition Method With Feature Combination”. In: 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) (Nov. 2009), pp. 2709 - 2712.
- [14] Jinfeng Yang, Yihua Shi and Jinli Yang. “Personal identification based on finger-vein features”. In: *Computers in Human Behavior* 27 (2011), pp. 1565 – 1570.
- [15] “Finger Vein Authentication Unit”. US 20110222740 A1. 2011.
- [16] E.C. Lee, H.C. Lee, and K.R. Park. “Finger vein recognition using minutia-based alignment and local binary pattern-based feature extraction”. In: *International Journal of Imaging Systems and Technology* 19.3 (Septiembre 2009), pp. 179-186.
- [17] Jiman Kim ; Hyoun-Joong Kong ; Sangyun Park ; SeungWoo Noh ; Seung-Rae Lee, et al. “Non-contact finger vein acquisition system using NIR laser”, Proc. SPIE 7249, Sensors, Cameras, and Systems for Industrial/Scientific Applications X, 72490Y (January 27, 2009).
- [18] J. M. Murkin and M. Arango. “Near-infrared spectroscopy as an index of brain and tissue oxygenation”. In: *British Journal of Anaesthesia* 103.Supplement 1 (2009), pp. i3-i13.
- [19] International Biometric Group. Comparative Biometric Testing - Round 6 Public Report. Septiembre 2006.
- [20] B.J. Kang and K.R. Park. “Multimodal biometric method based on vein and geometry of a single Finger”. In: *IET Computer Vision* 4.3 (Sept. 2010), pp. 209-217.
- [21] N. Miura, A. Nagasaka, and T. Miyatake. “Feature extraction of finger vein patterns based on iterative line tracking and its application to personal identification”. In: *Syst. Comput. Japan* 35 (7 Junio 2004), pp. 61-71.

- [22] D. Wang, J. Li, and J. Memik. “User identification based on finger-vein patterns for consumer electronics devices”. In: IEEE Transactions on Consumer Electronics 56.2 (May 2010), pp. 799-804.
- [23] Mathworks Ltd. “http://es.mathworks.com/products/?s_tid=gn_ps” [Online; accedido 19-Mayo-2016]
- [24] Wikipedia. “https://es.wikipedia.org/wiki/Biometr%C3%ADa#Funcionamiento_y_rendimiento” [Online; accedido 22-Junio-2016]
- [25] National Instrument Corporation, “Signal Procesing Concepts Manual” (2003)
- [26] B. B. Mandelbrot and D. Stauffer “Antipodal correlations and the texture (fractal lacunarity) in critical percolation clusters”, In: Journal of Mathematical Analysis and Machine Intelligence, (1994), vol. 6, no. 4, pp. 518-523.
- [27] Z. Feng. “Variation and Minkowski dimension of fractal interpolation surface”. In: Journal of Mathematical Analysis and Applications, (2008), vol. 345, no.1, pp. 322-334.
- [28] Xiaohua Qian, Shuxu Guo, Xueyan Li, Fei Zhong and Xiangxin Shao. “Finger-vein Recognition based on the Score Level Moment Invariants Fusion”. In: Computational Intelligence and Software Engineering, 2009. CiSE 2009 (Dec. 2009), pp. 1 - 4.

Apéndice A

Contenido del CD

En el CD se encuentra: este documento en formato PDF y una carpeta llamada “Software”.

En la carpeta “Software” se encuentran los distintos scripts utilizados a lo largo de la investigación. Entre ellos los utilizados para el preprocesado de la imagen son: *Init.m* e *Init_resize.m*. Y el utilizado para la verificación es el archivo *ExtraccionCaracteristicas_ScoreRatio_2_ZNorm.m*

En todos algunos scripts adjuntos hay lineas que se refieren a directorios, estas lineas son completamente dependientes del ordenador en el que se ejecuten, por lo tanto deben ser cambiadas si se quiere ejecutar el archivo.