

TRABAJO MODELIZACIÓN

SISTEMAS BIOMÉTRICOS DE LA OREJA

Giuseppe Gullo

María Mencía Serrano Manzano

Soledad Vendrell Blanco

Grado de Matemáticas e Informática

Universidad Politécnica de Madrid

Escuela Técnica Superior de Ingenieros Informáticos

Belén Ríos

11 de junio de 2023



ÍNDICE

1. Introducción
2. Estado del arte
 - 2.1. Comparación de fotos
 - 2.2. Huellas de oreja
 - 2.3. Termogramas
3. Sistema biométrico
 - 3.1. Preprocesado
 - 3.2. Extracción de características
 - 3.3. Comparación de patrones
4. Evaluación del sistema
 - 4.1. BBDD utilizada
 - 4.2. Protocolo de evaluación
 - 4.3. Métricas
 - 4.4. Presentación de los resultados
5. Análisis de resultados
6. Conclusión
7. Bibliografía

1. Introducción

El reconocimiento de personas es una necesidad constante en la sociedad. Una amplia variedad de sistemas requieren esquemas de reconocimiento personal, bien para confirmar o para determinar la identidad de un individuo que requiera sus servicios. El propósito de tales esquemas es asegurar que los servicios facilitados son accedidos solamente por los usuarios legitimados para ello y por nadie más. Aunque inicialmente este tipo de sistemas se utilizaban como herramientas para investigaciones criminales, en la actualidad en muchas organizaciones como servicios financieros, comercio, telecomunicaciones, gobierno, cuidado sanitario, etc... las medidas de seguridad se hacen cada vez más importantes y la ausencia de sistemas de reconocimiento personal robustos hace a estos sistemas vulnerables al ataque de impostores. Por esta razón, diferentes organizaciones están interesadas en sistemas automáticos de autenticación de identidad que mejoren la satisfacción del cliente y la eficiencia operativa, al mismo tiempo que ahorran costes y resulten más precisos que un humano.

Existen tres métodos diferentes de verificación de la identidad: mediante algo que el usuario posee, como tarjetas de identificación o llaves; mediante algo que el usuario conoce, como claves de acceso, identificación de usuario o un PIN y mediante algo que el usuario es en sí mismo, como huellas dactilares, su cara, sus ojos, sus orejas; en este último caso es donde aparece el concepto de biometría. El reconocimiento biométrico o biometría, se refiere al análisis y reconocimiento automático de los individuos basándose en sus características fisiológicas o de comportamiento con el fin de autenticar su identidad. Se trata de una tecnología de identificación o verificación basada en el reconocimiento de una propiedad física e intransferible de las personas.

Para que una característica biológica sirva como rasgo biométrico ha de ser universal, todos los individuos han de poseerla, única no puede ser igual en dos individuos, permanente e invariable a lo largo del tiempo y medible, tiene que poder ser recogida por un sensor y cuantificable.

Algunos rasgos físicos comúnmente usados en estos sistemas son las huellas dactilares, el rostro y el iris. No obstante, otro rasgo que puede ser utilizado como identificador biométrico para el reconocimiento de personas es la oreja. La oreja es un elemento estable para el reconocimiento de personas gracias a las siguientes características:

- La forma es inalterable a pesar del paso de los años.
- La distribución del color sobre la oreja es bastante uniforme, lo cual permite que se pierda una menor cantidad de información al trabajar con imágenes en tonos grises, blancos o negros.
- La superficie ocupada por la oreja es pequeña lo que posibilita el uso de imágenes de menor resolución.
- La obtención de imágenes de orejas requiere un bajo coste, no se necesita material especial ni la colaboración del individuo. Es un proceso poco invasivo.

Sin embargo, también presenta algunas desventajas, entre las que cabe destacar los cambios de la estructura de la oreja con el paso del tiempo, pues en edades muy avanzadas, la oreja puede sufrir estiramientos, lo cual genera una ligera transformación. Además, a la hora de obtener una imagen para identificar a una persona, las orejas pueden aparecer parcial o

totalmente tapadas por el pelo o pendientes y piercings. Por otro lado, como en cualquier representación plana de un objeto se puede llegar a perder información, como la separación de la cabeza o la profundidad de algunos pliegues. Es por ello que es necesaria la precaución con las sombras creadas por la iluminación.

La estructura de la oreja es bastante compleja, la imagen a continuación muestra un esquema de sus elementos básicos.

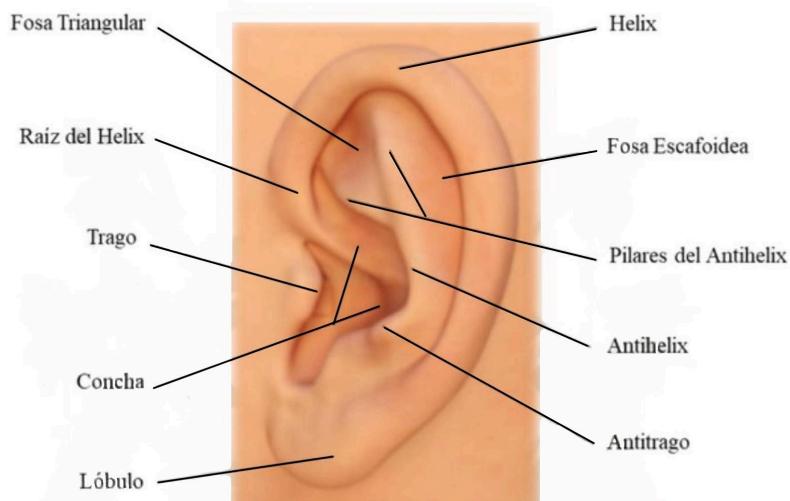


Imagen 1: Estructura de una oreja humana

2. Estado del arte

El primer paso en un sistema biométrico es la obtención de imágenes y la detección de la oreja en ellas. Existen varios métodos para capturar una oreja. Los más utilizados son los tres siguientes:

2.1. Comparación de fotos

A partir de una imagen de la oreja, que puede ser una fotografía o una imagen extraída de una secuencia de video, se obtienen ciertas características de la oreja, que se comparan entre las distintas imágenes guardadas previamente en una memoria o base de datos. Dicho método ha sido utilizado en este proyecto.

2.2. Huellas de oreja

Este método es de uso más reciente y principalmente utilizado por la medicina legal y forense para la identificación de delincuentes. La huella de oreja también denominada *otograma*, es una reproducción en dos dimensiones de las partes del pabellón auricular que se han puesto en contacto con una determinada superficie y que, habitualmente, son las regiones más prominentes del mismo. Estas huellas se producen por descamación, sudor y grasa, por ejemplo, un ladrón apoya la oreja en la puerta para comprobar que no hay nadie; ahí dejan una huella. El español Aitor Curiel López de Arcaute, Doctor en Medicina Legal y Forense y

Criminólogo, presentó en el año 2009 la tesis «La huella de oreja como medio de identificación humana. Validez científica y jurídica en España», valorada con un sobresaliente «cum laude». Según comentarios del Dr. Curiel, «la importancia de la tesis radica en que acredita científicamente una práctica que ya se utiliza en los tribunales nacionales e internacionales. Con las mismas técnicas que avalan a otros métodos de identificación como la odontología forense o la balística, se ha conseguido determinar que no existen dos huellas de oreja iguales». Por tanto, el proceso para llevar a cabo la identificación de un sospechoso a través de la técnica del otograma es similar al que se sigue en el caso de las huellas dactilares.

Existen en la actualidad bases de datos de huellas de orejas en Palencia, Valladolid, Santander y Lleida. En febrero de 2002 se puso en marcha el proyecto FEARID (iForensic EAR IDentiÖcation), aprobado por la Unión Europea, como respuesta a la necesidad de una investigación científica estricta y un estudio sistemático de las huellas de orejas y el desarrollo de herramientas de apoyo automatizado para su cotejo. El objetivo es establecer un proceso estándar de detección, recuperación, almacenamiento e identificación de las huellas de oreja y el establecimiento mediante programas informáticos de una base de datos paneuropea de huellas de oreja que permita un cálculo estadístico y aumente la potencia de la prueba dando una validez científica y judicial a la identificación por huellas de oreja.

2.3. Termogramas

La termografía es un procedimiento que se emplea para obtener información sobre la temperatura de un objeto a distancia sin emplear el contacto físico con el mismo. Se capta la radiación infrarroja del espectro electromagnético, mediante cámaras que pueden transformar la energía radiada en información sobre la temperatura de dichos elementos. Es utilizado cuando la oreja está parcialmente cubierta por el pelo. Se segmentan las áreas de baja temperatura localizadas en la anatomía externa de la oreja y así se elimina la oclusión provocada por el pelo. Otra observación importante es que el camino que conduce al oído interno (meatus) es fácilmente localizable, por ser la parte más caliente de la imagen, con una diferencia de temperatura respecto del pelo que puede taparlo, de hasta 8 grados centígrados.

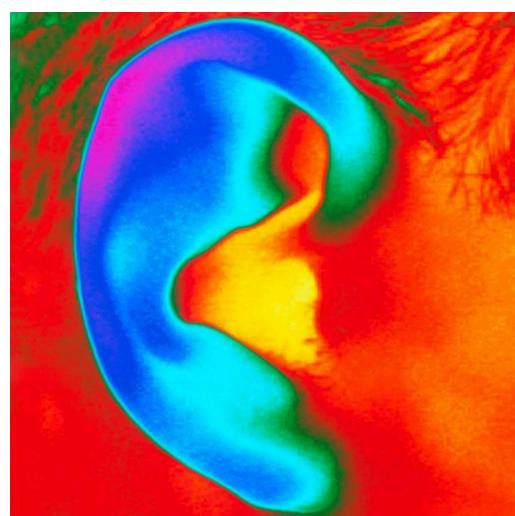


Imagen 2: Termograma de una oreja

Se puede observar en la Imagen 2 el termograma de la oreja de un hombre, mostrando las variaciones de temperatura, tñiendo de rojo las zonas más cálidas y de azul las más frías.

3. Sistema biométrico

Un sistema biométrico es aquel que tiene capacidades para medir, codificar, comparar, almacenar, transmitir y/o reconocer alguna característica propia de una persona, con un determinado grado de precisión y fiabilidad. La tecnología biométrica se basa en la comprobación científica de que existen elementos en las estructuras vivientes que son únicos e irrepetibles para cada individuo.

De forma general, los elementos necesarios para la utilización de un sistema biométrico son en primer lugar, un dispositivo de captura de la característica a analizar, así como el formato de la biometría y un lugar de almacenamiento de los datos y las asociaciones que se vayan generando gracias al sistema.

El proceso de identificación de una persona, una vez obtenidas las imágenes, consta básicamente de tres fases: preprocesado, extracción de características y comparación de patrones.

3.1. Preprocesado

El preprocesado consiste en el ajuste previo de las imágenes para facilitar el manejo de la información y la aplicación del algoritmo sobre esta. Un buen preprocesado es crucial para mejorar el rendimiento del sistema. En primer lugar, se importan las librerías necesarias para la manipulación de las imágenes, la realización de operaciones numéricas y la visualización de resultados, después se cargan las imágenes y se comprueba que el proceso se ha llevado a cabo correctamente, así se pueden detectar posibles problemas como la falta de imágenes o etiquetas incorrectas.

Entre los distintos tipos de preprocesado, se encuentran varias tareas que favorecen la manipulación de datos: la limpieza de datos, orientada a eliminar datos incorrectos o con ruido y la transformación de datos, como puede ser la normalización o la reducción de datos, enfocadas a reducir el tamaño de los datos mediante la incorporación y/o eliminación de características redundantes.

En este proyecto, el preprocesado de las imágenes desempeñó un papel fundamental para mejorar la calidad de los datos y facilitar la extracción de características relevantes. El preprocesado consistió en una serie de pasos aplicados a las imágenes antes de su utilización en el sistema de reconocimiento biométrico.

El primer paso fue el volteo horizontal de las imágenes de orejas izquierdas. Esta técnica permitió disminuir el grado de discriminación entre las orejas izquierda y derecha, ya que algunas características biométricas pueden variar dependiendo de qué oreja se esté

considerando. Así se logró una mejor correspondencia entre las características extraídas de ambas orejas, lo que mejoró la precisión del sistema de clasificación.

(a) Volteo de imágenes de orejas izquierdas.



Etiqueta 16



Etiqueta 9

El segundo paso consistió en combinar las imágenes volteadas de orejas izquierdas con las imágenes de orejas derechas en un único conjunto de datos. Esta combinación permitió tener un conjunto de datos más completo y equilibrado. De este modo, se aseguró que el sistema biométrico tuviera acceso a información completa para realizar la clasificación de manera más precisa.

El siguiente paso del preprocesado fue la conversión de las imágenes a escala de grises. Esta transformación permitió simplificar las imágenes al eliminar la información de color y quedarse únicamente con la información de intensidad. Al trabajar con imágenes en escala de grises, se redujo la complejidad del procesamiento y se enfocó en las características estructurales y de textura presentes en las orejas, lo que facilitó la extracción de características relevantes.

(b) Imágenes de todas las orejas usando la misma rotación, en escala de grises:



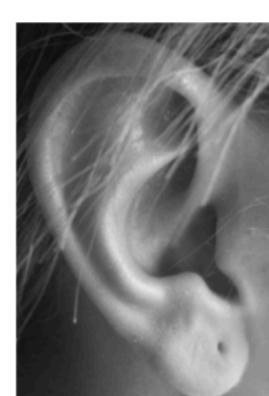
Etiqueta 16



Etiqueta 20



Etiqueta 9



Etiqueta 28

Dimensiones: 1350x1848
1971x2971

Dimensiones: 1733x2699

Dimensiones: 1716x28

95 Dimensiones:

Posteriormente, se aplicó la normalización a las imágenes, que consiste en ajustar el rango de los valores de intensidad de los píxeles para que estén dentro de un rango específico, lo que permitió igualar la escala de los datos y eliminar posibles sesgos o variaciones en la iluminación de las imágenes mejorando así la consistencia y la comparabilidad entre las diferentes muestras.

(c) Imágenes de orejas normalizadas



Etiqueta 16

Dimensiones: 1350x1848

Etiqueta 20

Dimensiones: 1733x2699 Dimensiones: 1716x2895

Etiqueta 9

siones: 1716x2895

Etiqueta 28

Dimensiones: 971x2971

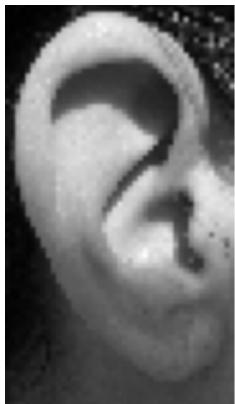
Finalmente, se realizó la reducción de dimensionalidad a un tamaño específico. Esta reducción permite estandarizar las dimensiones de todas las imágenes, lo que facilita su procesamiento y comparación. De este modo se eliminan posibles distorsiones y se asegura que todas las imágenes tengan la misma resolución, lo que mejora la precisión del sistema de clasificación.

Estos pasos permitieron mejorar la calidad de los datos, eliminar sesgos y variaciones no deseadas, y facilitar la extracción de características relevantes para el sistema de clasificación de orejas.

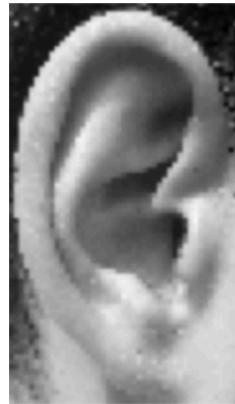
(d) Imágenes de orejas redimensionadas



Etiqueta 16
Dimensiones: 45x80



Etiqueta 20
Dimensiones: 45x80



Etiqueta 9
Dimensiones: 45x80



Etiqueta 28
Dimensiones: 45x80

3.2. Extracción de características

En esta fase, nos enfocamos en la extracción de las características de las imágenes de orejas almacenadas en la base de datos. Consiste en extraer información destacable sobre las siluetas de las orejas y analizar dichas imágenes, de manera que al aplicar el mismo proceso a cada imagen, obtenemos datos concretos de cada oreja que las distinguen. Para lograr esto, primero se convierte cada imagen según los procedimientos de preprocesado, consiguiendo reducir la complejidad del procesamiento y resaltar las características relevantes; a continuación se aplica sobre dichas imágenes, una técnica ampliamente utilizada en el procesamiento de imágenes llamada extracción de los LBP (Local Binary Patterns).

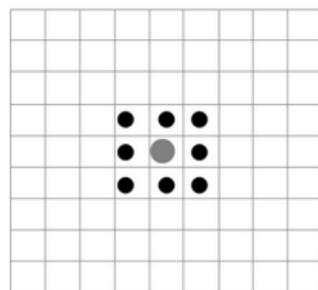
LBP es un operador de textura simple. El análisis de texturas es uno de los métodos más empleados en los sistemas biométricos, puesto que la textura es una de las propiedades visuales fundamentales en todos los rasgos, siendo un factor importante para su clasificación y reconocimiento. La técnica LBP etiqueta los píxeles de una imagen por vecindad del umbral de cada píxel con el valor del píxel central, y considera el resultado como un número binario. Para una vecindad de 3x3 una Unidad de Textura (UT) está compuesta por 8 elementos que en el caso bidimensional pueden tomar dos valores (0, 1). De este modo se tiene un rango de $2^8=256$ unidades de textura diferentes para describir un patrón de dos niveles sobre una vecindad de 3x3. La unidad de textura se umbraliza por el valor del píxel central, de tal forma que el elemento cuyo nivel de gris sea mayor del píxel central tomará un valor de '1' y de '0' si es menor. De esta forma, un LBP puede ser definido como un conjunto de valores binarios ordenados que se determina por la comparación del nivel de gris del píxel central con los ocho píxeles vecinos que le rodean.

5	9	1
4	4	6
7	2	3

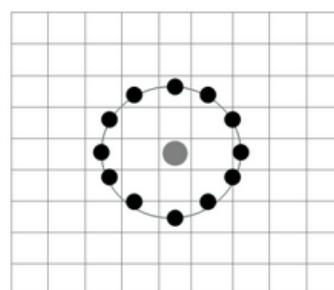
1	1	0
1		1
1	0	0

Número: Binario 11010011, Decimal 211

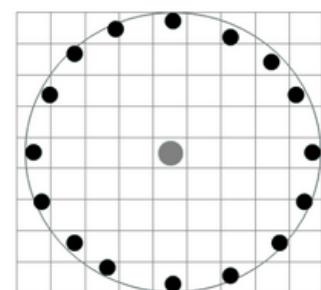
En 2002 se extiende la definición del operador LBP a vecindades de diferentes tamaños. Es decir, se deriva el operador original a un caso general basado en la simetría circular en una región de P píxeles vecinos dentro de un círculo de radio R. Siguiendo este principio se especifica la denominación de este operador como: LBP(P,R) . De esta manera, el operador LBP viene definido por dos parámetros P y R. P representa el número de píxeles vecinos o de elementos de la UT y R se corresponde con el radio del círculo y determina la resolución espacial del operador.



Puntos = 8 / Radio = 1.0



Puntos = 12 / Radio = 2.5



Puntos = 16 / Radio = 4.0

El operador LBP se representa como un único número binario (o su decimal equivalente) que caracteriza la estructura espacial de la textura local. La forma de obtenerlo viene definida formalmente según la ecuación (1), donde g_c representa el valor de gris del píxel central, y g_p ($p=0 \dots P-1$) se corresponde con el nivel de gris del píxel vecino correspondiente en un círculo de radio R, siendo P el número total de elementos o píxeles vecinos.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c)2^p, \quad s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases} \quad (1)$$

El operador LBP(P,R) produce 2^P valores diferentes de salida, que se corresponden con los 2^P patrones binarios diferentes que se forman a partir de los P píxeles de una vecindad. Cada número decimal que se obtiene como resultado es considerado un micro-patrón. Es decir, de cada vecindad se obtiene un micro-patrón (número decimal) que junto con el resto de micro – patrones conformará el patrón que describe la imagen. Estos

patrones se representan en forma de histogramas, que recogen la distribución de los diferentes patrones que componen una imagen. Esto nos permite obtener una representación compacta de las características extraídas, lo cual es esencial para reducir la dimensionalidad de los datos y mejorar la eficiencia computacional en las etapas posteriores.

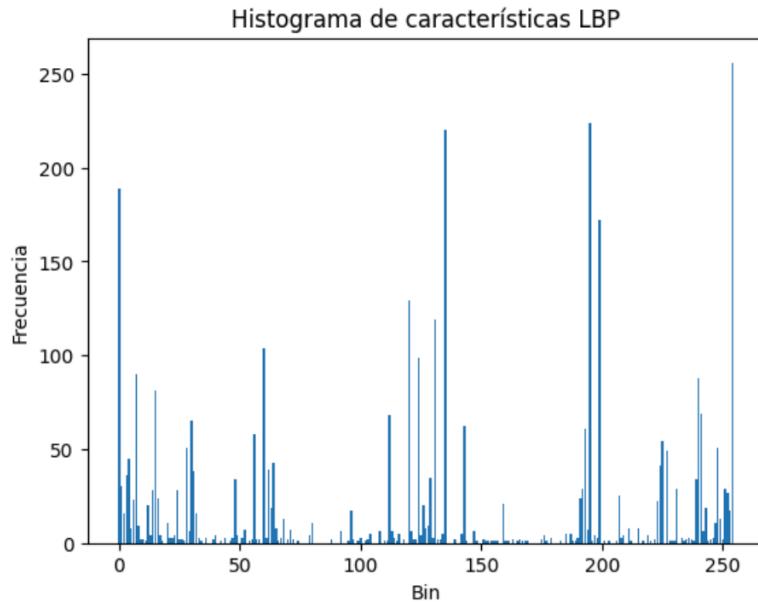


Imagen 3: *Histograma de características LBP*

En el caso específico de nuestra implementación, el histograma muestra un gráfico de barras que representa las frecuencias de las diferentes características LBP de las imágenes de las orejas. El eje x representa los "bins", que corresponden a los posibles valores de las características LBP, mientras que el eje y representa la frecuencia con la que cada valor de característica aparece en las imágenes de las orejas.

Cada oreja tiene su propia unicidad y los patrones de textura presentes en las imágenes de las orejas pueden ser utilizados para identificarlas de manera única. Podemos observar cuántas veces se repite un determinado patrón LBP en las imágenes de las orejas y cuál es su frecuencia relativa.

Este histograma puede ser utilizado para la extracción de información discriminante y para el procesamiento de imágenes. Por ejemplo, podría utilizarse para la identificación de las orejas mediante el entrenamiento de clasificadores o para la comparación entre diferentes imágenes de orejas. Los patrones LBP pueden ayudar a distinguir entre diferentes personas y asegurar una correspondencia precisa durante el proceso de identificación biométrica.

Debido a su poder de discriminación y la simplicidad de cálculo, este operador de textura se ha convertido en un método popular que se usa en varias tipos de aplicaciones. La propiedad más importante del operador para aplicaciones en el mundo real es su robustez frente a cambios, en una escala de grises monótona, causados, por ejemplo, por las variaciones de iluminación o rotaciones. Otra propiedad es su simplicidad computacional, la cual nos permite analizar las imágenes en tiempo real. Así capturamos las texturas locales

presentes en las orejas. Esto constituye una representación efectiva de las características clave que nos ayudarán en la clasificación.

3.3. Comparación de patrones

En los sistemas biométricos, la comparación de patrones es una etapa crítica que permite determinar la similitud entre una muestra de un individuo y las imágenes almacenadas en la base de datos. En esta sección, se detallarán los algoritmos y técnicas utilizados para llevar a cabo esta comparación, así como el proceso para obtener las puntuaciones de similitud.

Uno de los enfoques comunes para la comparación de patrones es mediante la extracción y comparación de características específicas. Estas características pueden incluir puntos de referencia, descriptores, histogramas u otras representaciones de los patrones biométricos. Algunos algoritmos populares utilizados en este enfoque incluyen:

a. Comparación de puntos de referencia: Se detectan puntos de referencia clave en la muestra biométrica y se comparan con los puntos almacenados en la base de datos. Algunos algoritmos ampliamente utilizados para este propósito son el algoritmo de vecinos más cercanos (K-NN), el algoritmo del árbol de búsqueda binaria (BST) y el algoritmo de correspondencia de puntos de referencia aleatorios (RPM). Nosotros hemos utilizado el K-NN.

b. Comparación de descriptores: Se extraen descriptores de la muestra biométrica y se comparan con los descriptores almacenados en la base de datos. Algunas técnicas comunes utilizadas para la comparación de descriptores son el uso de descriptores de textura como el Local Binary Patterns (LBP), así como el uso de descriptores basados en aprendizaje profundo, como los extraídos de redes neuronales convolucionales (CNN). Hemos utilizado el LBP.

c. Comparación de histogramas: Se construyen histogramas que representan la distribución de ciertas características en la muestra biométrica y se comparan con los histogramas almacenados en la base de datos. Esta técnica es comúnmente utilizada en sistemas de reconocimiento facial, donde se pueden construir histogramas de características como la intensidad de los píxeles, la orientación de los bordes o las frecuencias de las componentes de la imagen.

4. Evaluación del sistema

4.1. BBDD utilizada

A continuación se describe la base de datos propuesta y utilizada para entrenar el sistema.

En este proyecto de clasificación de imágenes de orejas, se utilizó una base de datos específica para entrenar y evaluar el sistema biométrico. En este contexto, la elección de una

base de datos adecuada es fundamental para garantizar la calidad y la representatividad de los resultados obtenidos.

La base de datos ha sido proporcionada por la tutora de este trabajo, Belen Rios-Sanchez, profesora de la Universidad Politécnica de Madrid. Para realizar la base de datos, un total de 15 personas de entre 16 y 67 años han participado, proporcionando 10 fotos de cada oreja obteniendo así un total de 300 imágenes. Estas fueron tomadas en un día soleado evitando sombras y luz directa. Además se les pidió a los sujetos apartarse el pelo y quitarse pendientes, en caso de que los llevaran, para evitar tapar las orejas. Estas variaciones en las imágenes permitieron simular escenarios realistas y desafiantes, lo que contribuyó a la robustez y la generalización del sistema de clasificación.

Puesto que las orejas izquierda y derecha de cada persona son parecidas pero no simétricas (demostrado por Abaza y Ross) cada una se ha considerado que pertenecía a usuarios distintos.

La base de datos utilizada en este proyecto fue recopilada de manera cuidadosa y exhaustiva, con el objetivo de abarcar una variedad de características y condiciones.



Imagen 4: Muestra de la BBDD utilizada

4.2. Protocolo de evaluación

En este proyecto, se diseñó un protocolo de evaluación exhaustivo para medir el rendimiento del sistema de clasificación de imágenes de orejas propuesto. El protocolo que se ha utilizado consta de los siguientes pasos:

1. Preparación del conjunto de datos:

Se utilizó un conjunto de datos, anteriormente proporcionado, con imágenes de orejas izquierdas y derechas. Se han dividido estas imágenes en conjuntos de entrenamiento, prueba, enrollamiento y acceso. El conjunto de entrenamiento se utilizó para luego entrenar un modelo de aprendizaje automático, el conjunto de prueba para evaluar el rendimiento este modelo, y los subconjuntos de enrollamiento y acceso se utilizaron para simular el proceso de enrollamiento y acceso en un contexto de reconocimiento biométrico, con siguiente medida de EER (Equal Error Rate) y cálculo de EER-Threshold.

2. Preprocesamiento de las imágenes:

Se han aplicado técnicas de preprocesamiento a las imágenes de orejas para prepararlas antes de la extracción de características. Estas técnicas incluyen el volteo horizontal de las imágenes de orejas izquierdas, para mejorar la discriminación entre las orejas izquierdas y derechas. Además, se convirtieron las imágenes a escala de grises, se normalizaron y se redujeron de tamaño utilizando técnicas de redimensión. Estos pasos han garantizado que todas las imágenes estén en un formato adecuado y listas para la extracción de características. Otras referencias en la sección 3.1 de este documento.

3. Extracción de características:

Para la extracción de características se utilizó el algoritmo LBP (Local Binary Patterns). Este algoritmo captura patrones locales y texturas presentes en las imágenes de orejas, proporcionando informaciones distintivas para la clasificación de las imágenes, como descrito anteriormente en la sección 3.2 de este documento.

4. Clasificación con k-NN:

Se ha implementado un clasificador basado en distancia k-NN (K-Nearest Neighbors) para realizar la clasificación de las imágenes de orejas. En particular, en nuestro enfoque se utilizó la distancia de Chi-Cuadrado como métricas de similitud para comparar las características de las imágenes.

La distancia de Chi-Cuadrado es una medida utilizada para evaluar la diferencia entre dos distribuciones de frecuencia. Se utiliza comúnmente en estadística para comparar la observación de frecuencias de una muestra con las frecuencias esperadas o teóricas. Esta medida de distancia se basa en el concepto de la prueba de chi-cuadrado, que compara las frecuencias observadas con las esperadas para evaluar si existe una diferencia significativa entre los dos conjuntos de datos.

La distancia de Chi-Cuadrado calcula la suma de los cuadrados de las diferencias entre las frecuencias observadas y esperadas, dividida entre las frecuencias esperadas.

$$\chi^2 = \sum (O_i - E_i)^2 / E_i$$

where

- O_i = observed value (actual value)
- E_i = expected value.

En el contexto del aprendizaje automático y el reconocimiento de patrones, la distancia de Chi-Cuadrado se puede utilizar para comparar características o distribuciones de frecuencia de dos muestras. Por ejemplo, en el procesamiento de imágenes, se puede utilizar para comparar los histogramas de dos imágenes y evaluar qué tan similares son. Es importante tener en cuenta que la distancia de Chi-Cuadrado es sensible a la dimensionalidad de los datos y puede verse afectada por la presencia de valores nulos o una muestra de tamaño reducido.

En este proyecto se ha entrenado el clasificador k-NN utilizando el conjunto de entrenamiento (train-set) y se ha evaluado su rendimiento utilizando el conjunto de prueba (test-set).

El K-NN (K-Veinos más Cercanos) es un algoritmo de aprendizaje automático basado en distancia, utilizado para clasificar objetos y realizar predicciones basadas en la similitud con ejemplos existentes. Funciona calculando la distancia entre un punto de datos y sus vecinos más cercanos en un espacio multidimensional.

El algoritmo calcula la distancia entre las características de la oreja desconocida y las características de los vecinos más cercanos ("K" en K-NN) en la base de datos. Los vecinos más cercanos "votan" para decidir a qué persona pertenece la oreja desconocida. Si la mayoría de los vecinos más cercanos pertenecen a una persona en particular, el algoritmo clasificará la oreja desconocida como perteneciente a esa persona.

El K-NN es útil en proyectos de biometría de orejas porque permite reconocer patrones y similitudes en las características de las orejas, lo que puede ser utilizado para identificar y autenticar a las personas. Sin embargo, es importante tener en cuenta que el éxito del algoritmo depende de la calidad y cantidad de datos disponibles, así como de la elección adecuada de K y una medida de distancia apropiada para calcular la similitud entre las características de las orejas.

5. Evaluación del rendimiento:

Se utilizan métricas de evaluación para medir el rendimiento del modelo de clasificación K-NN implementado. Estas métricas incluyen la precisión, que representa la proporción de aciertos en la clasificación de las imágenes de orejas, y la matriz de confusión, que muestra el número de verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos y falsos negativos para cada clase. Además, se calcula la Equal Error Rate (EER) y se determina el umbral correspondiente a la EER (EER-Threshold), utilizando un enfoque basado en LBP con la distancia de Chi-Cuadrado. Estas métricas proporcionan una evaluación completa y detallada del rendimiento del sistema. Otras referencias en la sección 4.3 de este documento.

6. Comparación entre enfoques:

Se ha realizado una comparación entre el enfoque LBP con distancia de Chi-Cuadrado y un enfoque anteriormente propuesto, basado en PCA con distancia euclídea. Se han analizado los resultados obtenidos en términos de la precisión, la matriz de confusión y la EER. Se han identificado los factores que han contribuido al mejor rendimiento del enfoque PCA, como el procedimiento de volteo horizontal, el uso de PCA para la extracción de características y las propiedades discriminantes de la distancia euclídea. Esta comparación proporciona información valiosa sobre las fortalezas y debilidades de cada enfoque.

En resumen, el protocolo de evaluación utilizado en este proyecto permite medir de manera exhaustiva el rendimiento del sistema de clasificación de imágenes de orejas. Proporciona una evaluación objetiva y detallada del sistema, permitiendo comparar y analizar los resultados obtenidos con diferentes enfoques de extracción de características y métricas de similitud. Este protocolo puede ser utilizado como base para futuros proyectos y estudios en el

campo del reconocimiento biométrico de orejas. Otras referencias en las secciones 4.4 y 5 de este documento.

4.3. Métricas

En este proyecto, se utilizaron diversas métricas para evaluar el rendimiento del sistema de clasificación de imágenes de orejas. Estas métricas proporcionan una medida objetiva y cuantitativa de la calidad de las clasificaciones realizadas por el sistema. A continuación, se describen las métricas utilizadas:

1. Matriz de confusión:

La matriz de confusión es una representación tabular utilizada para evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación. La matriz de confusión muestra la cantidad de predicciones realizadas por el modelo en cada una de las clases, en comparación con las clases reales en el conjunto de datos. La tabla tiene la siguiente estructura: muestra el número de verdaderos positivos (TP), falsos positivos (FP), verdaderos negativos (TN) y falsos negativos (FN) para cada clase en la clasificación.

		Predicted	
		Negative (N) -	Positive (P) +
Actual	Negative -	True Negative (TN)	False Positive (FP) Type I Error
	Positive +	False Negative (FN) Type II Error	True Positive (TP)

La matriz de confusión permite visualizar y analizar el desempeño del modelo en términos de los aciertos y errores de clasificación en cada clase. Además, se pueden derivar otras métricas a partir de la matriz de confusión, como la precisión, la exhaustividad (recall) y la puntuación F1, para evaluar el rendimiento global del modelo de clasificación.

En este proyecto, se calculó la matriz de confusión utilizando el conjunto de prueba, y esto permitió examinar más detalladamente los resultados de clasificación y comprender en qué medida el sistema pudo distinguir correctamente entre las diferentes clases de orejas. La matriz de confusión proporcionó información valiosa sobre los errores de clasificación y las áreas donde el sistema puede requerir mejoras.

2. Precisión:

La precisión es una métrica fundamental en el contexto del aprendizaje automático y se refiere a la medida de qué tan preciso es un modelo en la clasificación de datos. Es la proporción de casos correctamente clasificados sobre el total de caso:

$$\text{Precisión} = (\text{Verdaderos positivos}) / (\text{Verdaderos positivos} + \text{Falsos positivos})$$

La precisión es una métrica importante para evaluar el rendimiento de un modelo de aprendizaje automático, ya que indica qué tan bien el modelo clasifica correctamente las muestras positivas. Un valor alto de precisión indica una baja tasa de falsos positivos, es decir, el modelo tiende a clasificar correctamente los casos positivos.

Sin embargo, es esencial tener en cuenta que la precisión puede no proporcionar una imagen completa del rendimiento del modelo, especialmente si el conjunto de datos está desequilibrado o si hay diferentes costos asociados con los errores de clasificación. Por lo tanto, es recomendable evaluar otras métricas, como la exhaustividad (recall) y la puntuación F1 (F1-score), para obtener una evaluación más completa del modelo de aprendizaje automático. La puntuación F1(F1-score) y la "exhaustividad" (recall) son métricas que consideran tanto los verdaderos positivos como los falsos negativos en sus cálculos.

$$\text{Puntaje F1} = 2 * (\text{Precisión} * \text{Exhaustividad}) / (\text{Precisión} + \text{Exhaustividad})$$

$$\text{Exhaustividad} = \text{Verdaderos positivos} / (\text{Verdaderos positivos} + \text{Falsos negativos})$$

En este proyecto, se calculó la precisión del sistema utilizando el conjunto de prueba calculando la proporción de aciertos en la clasificación de las imágenes de orejas. Se compararon las etiquetas reales de las imágenes con las etiquetas predichas por el sistema y se determinó el porcentaje de aciertos. Una alta precisión indicó una capacidad confiable del sistema para clasificar correctamente las imágenes de orejas.

3. Equal Error Rate (EER):

La Equal Error Rate (EER) es una métrica comúnmente utilizada en el reconocimiento biométrico para evaluar la capacidad de un sistema de verificación biométrica.

El EER representa el punto de equilibrio donde la tasa de falsos rechazos (FRR) y la tasa de falsas aceptaciones (FAR) son iguales. La FRR es la proporción de casos en los que el sistema rechaza incorrectamente una muestra genuina, mientras que la FAR es la proporción de casos en los que el sistema acepta incorrectamente una muestra impostora.

El objetivo es minimizar tanto la FRR como la FAR. El EER se encuentra calculando el punto en el que ambas tasas se igualan. En otras palabras, es el punto en el que el sistema tiene la misma probabilidad de cometer un error de rechazo como de cometer un error de aceptación.

El EER se calcula trazando la curva ROC (Receiver Operating Characteristic) del sistema biométrico y encontrando el punto en el que la tasa de falsos positivos (FPR) es igual a la tasa de falsos negativos (FNR). Este punto se considera el EER.

El EER se utiliza para comparar y evaluar el rendimiento de diferentes sistemas biométricos y para seleccionar el umbral de decisión óptimo que equilibra la tasa de rechazo y la tasa de aceptación en la verificación biométrica. Un EER más bajo indica un mejor rendimiento y una mayor precisión en el sistema biométrico. En este proyecto se ha determinado el umbral correspondiente a la EER, que indicó el nivel de similitud mínimo requerido para considerar una coincidencia entre una imagen de oreja y una plantilla de referencia, así como el valor de EER. Una menor EER y un umbral bien ajustado señalaron un mejor rendimiento del sistema.

Estas métricas fueron seleccionadas cuidadosamente para proporcionar una evaluación integral del sistema de clasificación de imágenes de orejas. Cada una de ellas ofreció información valiosa sobre diferentes aspectos del rendimiento del sistema, desde la precisión general hasta los errores específicos de clasificación y el equilibrio entre la tasa de rechazo y la tasa de aceptación. Al considerar estas métricas en conjunto, se obtuvo una imagen completa y detallada del rendimiento del sistema, lo que permitió identificar áreas de mejora y tomar decisiones informadas para optimizar su desempeño.

4.4. Presentación de resultados

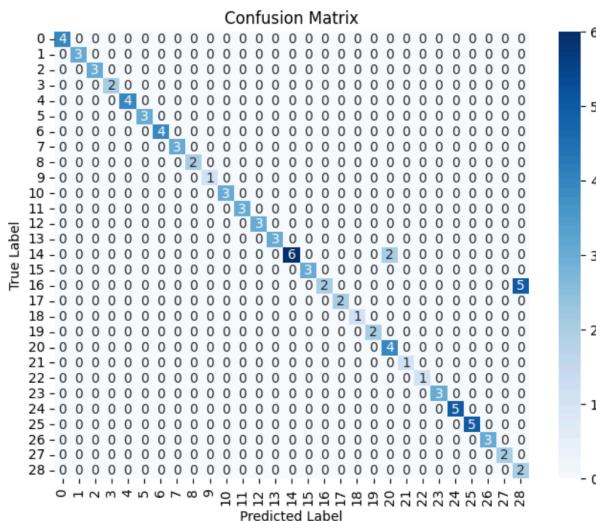
A continuación, se presentan los resultados obtenidos del sistema de clasificación de imágenes de orejas implementado en este proyecto.

En primer lugar, se muestra la precisión del modelo K-NN proporcionado, obtenida utilizando el conjunto de prueba. La precisión se calculó comparando las etiquetas reales de las imágenes con las etiquetas predichas por el sistema. Este valor refleja la capacidad del sistema para clasificar correctamente las imágenes de orejas y proporciona una medida cuantitativa de su rendimiento. A continuación, se muestra el informe de clasificación donde se puede observar la precisión, la recuperación, la puntuación F1 y el soporte para cada clase en la consola. Estas métricas proporcionan una evaluación más detallada del rendimiento del modelo.

Precisión: 0.922222222222223

Informe de clasificación:				
	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	1.00	1.00	4
2	1.00	1.00	1.00	3
3	1.00	1.00	1.00	3
4	1.00	1.00	1.00	2
5	1.00	1.00	1.00	4
6	1.00	1.00	1.00	3
7	1.00	1.00	1.00	4
8	1.00	1.00	1.00	3
9	1.00	1.00	1.00	2
10	1.00	1.00	1.00	1
11	1.00	1.00	1.00	3
12	1.00	1.00	1.00	3
13	1.00	1.00	1.00	3
14	1.00	1.00	1.00	3
15	1.00	0.75	0.86	8
16	1.00	1.00	1.00	3
17	1.00	0.29	0.44	7
18	1.00	1.00	1.00	2
19	1.00	1.00	1.00	1
20	1.00	1.00	1.00	2
21	0.67	1.00	0.80	4
22	1.00	1.00	1.00	1
23	1.00	1.00	1.00	1
24	1.00	1.00	1.00	3
25	1.00	1.00	1.00	5
26	1.00	1.00	1.00	5
27	1.00	1.00	1.00	3
29	1.00	1.00	1.00	2
30	0.29	1.00	0.44	2
accuracy			0.92	90
macro avg	0.96	0.97	0.95	90
weighted avg	0.97	0.92	0.92	90

Además, se presenta la matriz de confusión que muestra el número de verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos y falsos negativos para cada clase en la clasificación. Esta matriz permite una evaluación más detallada del rendimiento del sistema al revelar los errores de clasificación específicos y las áreas donde se requieren mejoras. Analizando la matriz de confusión, se pueden identificar patrones y tendencias en los resultados, lo que contribuye a una comprensión más completa del desempeño del sistema.



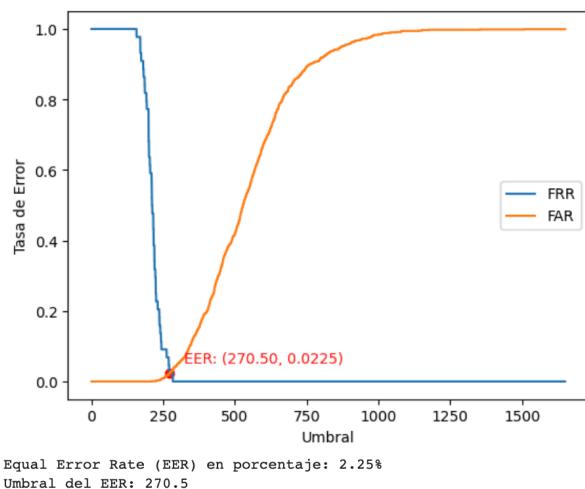
A continuación, se realiza una comparación entre el enfoque LBP con la distancia de Chi-Cuadrado y el enfoque PCA con la distancia euclídea. El primero de ellos es nuestro propio enfoque implementado en la parte final de este proyecto, el cual se basa en patrones locales binarios (LBP) y utiliza la distancia Chi-Cuadrado como métrica de comparación. El segundo enfoque se basa en el Análisis de Componentes Principales (PCA) que utiliza la distancia Euclídea y se basa en un estudio realizado por las profesoras Belen Rios-Sánchez y

Carmen Sanchez-Avila, titulado "Principal Component Analysis for Ear-based Biometric Verification", el cual es un paper de referencia en este campo.

El objetivo de esta comparación es evaluar y analizar el desempeño y las características distintivas de cada enfoque en términos de su capacidad para identificar y verificar la autenticidad de las orejas en el contexto de la verificación biométrica.

Se presentan los resultados obtenidos en términos de la Equal Error Rate (EER) y se resalta el umbral EER. Esta comparación permite evaluar y comprender el rendimiento relativo de ambos enfoques en función de su tasa de error igual y el umbral de EER.

(a) Enfoque de este proyecto: LBP con la distancia Chi-Cuadrado



(b) Enfoque de "Principal Component Analysis for Ear-based Biometric Verification" - Belen Rios-Sanchez y Carmen Sanchez-Avila: PCA con la distancia euclidiana

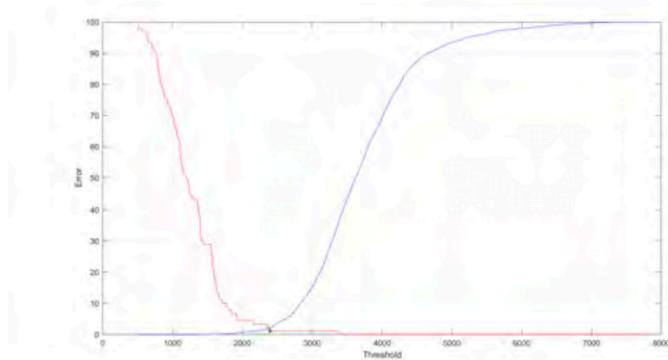


Fig. 4. Best result for Euclidean distance matching. Test 4. FAR vs. FRR.
EER = 1.11% - Threshold = 2,398.5

5. Análisis de resultados

El análisis de resultados tiene un papel fundamental en este proyecto de clasificación de imágenes de orejas, ya que permitió evaluar el desempeño y la eficacia del sistema de reconocimiento biométrico implementado. A través de diferentes métricas y técnicas de evaluación, se pudo determinar la precisión y la robustez del sistema, así como identificar posibles áreas de mejora.

En primer lugar, se evaluó la precisión del modelo de clasificación basado en distancia k-NN mediante la matriz de confusión. Esta matriz ha permitido visualizar y cuantificar la cantidad de imágenes clasificadas correctamente y las clasificaciones erróneas. A partir de la matriz de confusión, se calcularon métricas como la precisión, el recall y la F1-score, que proporcionaron una medida cuantitativa del rendimiento del sistema. Al final se ha obtenido una precisión del 92%, óptima para esta tipología de clasificación.

Además, se compararon los resultados obtenidos en este proyecto con los resultados de trabajos relacionados o sistemas previos implementados en el mismo dominio. Esta comparación permitió evaluar el avance logrado y determinar si el sistema propuesto superaba o igualaba el estado del arte en la clasificación de imágenes de orejas. A través de esta comparación, buscamos obtener una comprensión más profunda de las fortalezas y limitaciones de cada enfoque, lo cual puede ser de gran utilidad para futuros desarrollos y mejoras en la tecnología de verificación biométrica basada en orejas.

Al analizar detalladamente los dos casos, podemos extraer las siguientes conclusiones:

En primer lugar, en ambos enfoques, se aplicó un procedimiento de volteo horizontal exclusivamente al lado izquierdo de cada usuario. Esta técnica permitió mejorar la capacidad de discriminación entre las orejas izquierda y derecha, lo cual condujo a una mejor correspondencia entre las características extraídas. Por lo tanto, en ambos casos se realizó la rotación de las imágenes de las orejas izquierdas.

Además, en el caso de la distancia euclíadiana, se empleó el Análisis de Componentes Principales (PCA) para la extracción de características, mientras que en el caso de la distancia de Chi-Cuadrado se utilizó el algoritmo LBP. Estas dos técnicas de extracción de características difieren significativamente en su enfoque y pueden proporcionar información distinta sobre los datos. El uso de PCA permitió reducir la dimensionalidad de los datos y resaltar las características más relevantes, mientras que LBP capturó patrones locales y texturas presentes en las imágenes. Estas diferencias en las técnicas de extracción de características podrían haber influido en los resultados obtenidos en términos de la Equal Error Rate (EER).

En particular, en el enfoque de este proyecto, usando LBP y distancia de Chi-Cuadrado, se ha obtenido un Equal Error Rate de 2,25% y un umbral de EER de 270,5. En el enfoque que nos han propuesto, con el uso de PCA con distancia euclíadiana, se había obtenido un EER de 1,11% con un umbral de EER de 2398,5.

Estos resultados indican que ambos enfoques han logrado un buen rendimiento en la clasificación y verificación de los patrones de oreja. El enfoque basado en PCA con distancia

euclíadiana ha demostrado ser ligeramente más efectivo en términos de EER, con un rendimiento ligeramente superior al enfoque basado en LBP y distancia de Chi-Cuadrado.

Puesto que los resultados obtenidos con el uso de PCA son mejores que usando LBP concluimos que estos factores contribuyeron al mejor rendimiento del primer enfoque.

Es importante tener en cuenta que estos resultados deben interpretarse considerando también otros factores, como la resolución de las imágenes y el tamaño de la base de datos utilizada en cada caso. Sin embargo, los aspectos mencionados anteriormente ofrecen una perspectiva sólida para comprender las diferencias observadas entre los dos enfoques y las razones detrás del mejor rendimiento de la distancia euclíadiana.

6. Conclusión

Consideramos que la oreja humana es una fuente adecuada de información para la identificación pasiva de un individuo en muchas aplicaciones diferentes. Dada la creciente necesidad actual de establecer medidas de seguridad y control de acceso en varios lugares públicos (edificios oficiales, aeropuertos, estaciones, etc...), la biometría de la oreja parece ser una buena solución, ya que las orejas son una parte del cuerpo que está generalmente visible y se puede tomar imágenes de ella fácilmente, incluso sin el conocimiento ni consentimiento de la persona examinada.

En este proyecto de clasificación de imágenes de orejas, se implementó un sistema biométrico utilizando características LBP y un clasificador K-NN (K-Nearest Neighbors). Se lograron resultados prometedores en términos del rendimiento del sistema de clasificación. La precisión obtenida en el conjunto de prueba reflejó la capacidad del sistema para clasificar correctamente las imágenes de orejas. Además, la matriz de confusión proporcionó una visión más detallada de los errores de clasificación y las áreas donde se pueden realizar mejoras.

Además, se realizó un análisis comparativo entre nuestro enfoque y otro basado en la distancia euclíadiana y la técnica de extracción de características PCA.

La comparación entre ellos reveló que el enfoque PCA obtuvo resultados superiores en términos de la Equal Error Rate (EER). Esto se atribuye a varios factores, como la extracción de características mediante PCA que resaltó las características más relevantes y las propiedades discriminantes de la distancia euclíadiana. Estos resultados indican que el enfoque PCA puede ser más adecuado para la clasificación precisa de imágenes de orejas en comparación con el enfoque basado en la distancia de Chi-Cuadrado y características LBP.

Sin embargo, es importante tener en cuenta que estos resultados deben interpretarse considerando otros factores, como la resolución de las imágenes o el tamaño de la base de datos utilizada. Además, existen áreas de mejora que podrían explorarse en futuros trabajos, como el uso de otras técnicas de extracción de características y clasificadores, el aumento del tamaño de la base de datos y la optimización de los parámetros del sistema.

En general, este proyecto ha demostrado la viabilidad de utilizar las orejas como rasgo biométrico. Los resultados obtenidos proporcionan una base sólida para futuras investigaciones en el campo de la biometría y abren la puerta a aplicaciones prácticas.

7. Bibliografía

Interpretación de datos y extracción de características. Comparación de patrones y reconocimiento de la persona.

<https://www.lainformacion.com/opinion/futuretech/orejas/5459/>

Biometría para identificación y autenticación. (s. f.). Thales Group.
<https://www.thalesgroup.com/es/countries/americas/latin-america/dis/gobierno/inspircion/biometria#:~:text=%C2%BFQu%C3%A9%20es%20la%20biometr%C3%ADa%22medici%C3%ADn%20del%20cuerpo%20humano%22>

Sierra, J. S. (2017, 15 noviembre). *La oreja como método biométrico de identificación.* Club Ciencias Forenses. Club de Ciencias Forenses.
<https://evidentiauniversity.com/es/blogs/clubforenses/la-oreja-como-metodo-de-identificacion-biometrico-club-ciencias-forenses/>

A novel ray analogy for enrolment of ear biometrics. (2010, 1 septiembre). IEEE Conference Publication | IEEE Xplore.
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5634468>

Authenticator Portal in UM. (s. f.). Universidad de Murcia. <https://webs.um.es/>
https://webs.um.es/juanbot/miwiki/lib/exe/fetch.php?media=tiia0809_slides_prep.pdf

Huella de Oreja como sistema de identificación
<https://www.ciip.es/la-huella-de-la-oreja-como-sistema-de-identificacion>

Archivo Digital UPM - Archivo Digital UPM. (s. f.). <https://oa.upm.es/>
https://oa.upm.es/43449/1/PFC_ALICIA_AGLIO_CABALLERO_2016.pdf

Limited, A. (s. f.). *El oído humano. Thermogram de una vista cercana de la oreja de un hombre, mostrando las variaciones en la temperatura. La temperatura va desde el rojo (más cálido) a través del amarillo, GR.* Alamy images. (Imagen 2: Termograma de una oreja)
<https://www.alamy.es/el-oido-humano-thermogram-de-una-vista-cercana-de-la-oreja-de-un-hombre-mostrando-las-variaciones-en-la-temperatura-la-temperatura-va-desde-el-rojo-mas-calido-a-traves-del-amarillo-gr-image335417069.html>

A. Abaza and A. Ross, “Towards understanding the symmetry of human ears: A biometric perspective,” in 2010 Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), Sept 2010, pp. 1–7.