

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



PROYECTO FIN DE CARRERA

**DESARROLLO Y COMPARACIÓN DE SISTEMAS
DE RECONOCIMIENTO BIOMÉTRICO DE
PERSONAS USANDO CARACTERÍSTICAS DE LA
FORMA DE ANDAR**

Ingeniería de Telecomunicación

Silvia Gabriel Sanz

Diciembre 2012

DESARROLLO Y COMPARACIÓN DE SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO BIOMÉTRICO DE PERSONAS USANDO CARACTERÍSTICAS DE LA FORMA DE ANDAR

AUTOR: Silvia Gabriel Sanz
TUTOR: Rubén Vera Rodríguez

Área de Tratamiento de Voz y Señales
Dpto. de Ingeniería Informática
Escuela Politécnica Superior
Universidad Autónoma de Madrid
Diciembre 2012

Resumen

En este proyecto se estudia, desarrolla, implementa y evalúa un sistema de reconocimiento automático basado en la forma de andar mediante la utilización de secuencias de imágenes. Para ello se han utilizado dos bases de datos: SFootBD, proporcionada por la Swansea University, y USF DB, obtenida a partir de la University of South Florida. Ambas presentan comportamientos muy distintos. En la primera se obtienen secuencias de imágenes en un entorno sin supervisión y con la visión únicamente de mitad inferior del cuerpo. Por otra parte, en la segunda se muestra un entorno controlado y la visión completa de la silueta humana.

Como punto de partida se ha realizado un estudio de las técnicas biométricas desarrolladas en el estado del arte actual y una recopilación de aquellas con mayor interés. Debido a la existencia de ruido en las secuencias de la primera de la base de datos, en este proyecto se ha desarrollado un método de preprocesado de imágenes. En él también se ha llevado a cabo el alineamiento, normalización y escalado de cada una de las imágenes. Por el contrario, la segunda base de datos se ha utilizado sin ninguna modificación ya que se proporcionaba preprocesada. Posteriormente se han implementado técnicas seleccionadas del estado del arte tales como GEI, AEI, GFI, MSCT, Width, MSCT, EGEI y MPCA. Finalizada la fase de desarrollo del sistema, se realizaron diversos experimentos: comparación entre métodos aplicados a ambas bases de datos, evaluación de la influencia del número de datos de entrenamiento para una de las bases de datos, fusión de varios métodos de extracción y valoración de la influencia en la elección de las secuencias de imágenes.

Como fase final se extrajeron las conclusiones observadas de cada uno de los experimentos. Se ha comprobado que los métodos como GEI, EGEI o MPCA obtienen mejores rendimientos que el resto de los evaluados en ambas bases de datos. Como se podía esperar, los mejores resultados se obtuvieron de la USF DB, pero cabe señalar las tasas de error bastante aceptables presentes con la otra base de datos, SFootBD a pesar de datos tan limitados. Por otra parte, la utilización de un mayor número de datos de entrenamiento permite obtener una mejor preparación del sistema y presenta unos resultados mejores. Asimismo, la utilización de fusiones basadas en las puntuaciones proporciona mejoras frente a los métodos sin fusionar en ambas bases de datos. Por último, se ha comprobado que la variabilidad de los datos de entrenamiento del sistema permite alcanzar valores mayores a los anteriormente conseguidos. Finalmente se presentaron algunas líneas de trabajo futuro consideradas en el proyecto.

Palabras Clave

Sistema biométrico, reconocimiento biométrico por la forma de andar, extracción de características.

Abstract

In this project, an automatic recognition system based on image sequences of people walking been studied, developed, implemented and evaluated. For that, two databases have been used: SFootBD, provided by Swansea University and USF DB, provided by the University of South Florida. These two databases present very different characteristics. In the first one, images sequences are obtained over an unsupervised environment and with the unique vision of the lower part of the body. On the other hand, the second one shows a controlled situation and with a complete vision of the silhouette.

As a start point, a study of the biometric techniques developed in the current state-of-the-art has been carried out just like a compilation of the most interesting ones. Due to the existence of noise in the sequences of the first database, a preprocessing stage was needed consisting on alignment, normalization and scaling of each image. On the other hand, the second database has been used without any modification because it was preprocessed already. Later, the techniques selected from the state-of-the-art such as GEI, AEI, GFI, MSCT, Width, MSCT, EGEI and MPCA have been implemented.

The experimental stage of this thesis has consisted on: comparison among the methods applied in both databases, evaluation of the influence of the number of training data for each database, fusion among several methods and evaluation of the time sequence when choosing the images sequences.

Finally, the conclusions observed of each experiment have been extracted. Methods such as GEI, EGEI or MPCA obtain the best performance compared to the rest of the evaluated techniques in both databases. The best results have been obtained from USF DB but SFootBD presents values quite suitable despite to have limited data. On the other hand, the usage of a large number of train data allows to obtain better statistical train models and therefore better results. Additionally, the fusions of the scores provides improvements versus the methods without fusion. Finally, the variability of the training data of the system allows to achieve really good results. In the end, some lines for future work were presented at the end of this thesis.

Key words

Biometric system, biometric recognition by the manner of walking, feature extraction.

Agradecimientos

En primer lugar me gustaría dar las gracias a mi tutor, Rubén Vera, quien nunca me ha negado cinco minutos en cualquier momento (los cuales siempre terminaba siendo mucho más). Ha sido un gran apoyo para mí ya que ha sabido darme ese punto optimista que muchas veces nunca encontraba. (Eah!) Ha sido un gusto tenerte como tutor y siento toda la lata que he llegado a darte... A partir de ahora ya no te torturaré más con el muñeco vudú, jajaj.

En segundo lugar me gustaría dar las gracias al grupo ATVS al completo. Durante estos meses me he sentido como en casa (y no sólo por andar sin botas por el laboratorio a falta únicamente de la mantita en algunos momentos jejej) sino por el gran calor que desprendéis cada uno de vosotros. Nunca me ha costado pasarme horas y horas allí, y eso en gran medida es gracias a vosotros. No quiero desmerecer a nadie porque todos habéis puesto un granito de arena en lo orgullosa que me siento de ser una ATVSiana, pero no puedo dejar escapar la oportunidad de dar las gracias algunas personas que me han apoyado no sólo en temas del proyecto. Gracias a Sandra por esos meses que pasamos y que día a día he echado de menos, a Pedro, por ese *bullying* sufrido poco a poco (en el fondo me echarás de menos ;p), a Sara Antequera quien, a pesar de no conocernos tanto, hemos pasado buenos momentos de risas y llantos, ahora tocará reír. Pero sobretodo quiero dar las gracias a Fer, por ser esa sonrisa que día a día me recibía, por esa ternura que transmite, por sus palabras de tranquilidad, por esa ayuda que siempre que necesitaba me ofrecía, por preguntarme diariamente si estaba bien, por ser tan buena persona. Por ser mi gran apoyo en el laboratorio, gracias.

En segundo lugar quiero dar las gracias a mis telequitos. Esos que me hicieron llorar el último examen de carrera por pensar que nunca volvería a estar igual con ellos. Por esos momentos de risas en las clases y llantos en los lavabos, de prácticas agotadoras en laboratorios, de comidas con pochass interminables en la Deisi, y por ese Benidorm inolvidable. Gracias a todos los que han hecho de estos años los mejores hasta ahora (y no miento cuando lo digo), gracias por estar conmigo y ser para mí una segunda familia. Pero sobretodo gracias a Isa, Claudia, Laura y Bader, por ser esos grandes apoyos en mi vida. Por ser esas personas que sin decirlo podían saber que sentía y ayudarme cuando lo necesitaba. Por dejarme teneros a mi lado, gracias.

Gracias a mis niñas del Zara, Laura y Cris, quienes, sin saber nada de este mundo me han apoyado en todo lo han podido. Gracias por hacerme ver durante estos 5 años la tienda como una vía de escape en la rutina y hacerme sentir que vosotras sois lo que en gran medida me lleva a seguir allí.

Gracias a mi maestro de Taekwondo, Felix Rivas, quien me ha escuchado tantas y tantas horas en la salita de masajes. Quien me ha rescatado en esos momentos de hundimiento y me ha sabido inculcar que el peor de los enemigos es siempre uno mismo.

Quiero dar las gracias a toda mi familia. Gracias a mi abuela, esa persona que siempre se ha preocupado por nosotros, quien no duerme por pensar en si algo malo nos podía ocurrir y quien, sin saber apenas ni el nombre de la carrera intenta hacer preguntas de como es este mundo. Gracias a mi tía Isa, mi segunda madre, quien ha sentido devoción por mí desde mi nacimiento,

quien me ha apoyado, escuchado y ayudado en cualquier problema. Gracias a toda mi familia "Gabriel Sanz".

Pero sobretodo quiero dar las gracias a las personas más importantes de mi vida. Mi hermano Pablo, mi ojito derecho, esa persona que apenas veo y que quiero tanto a pesar de ser tan diferente a mi. Gracias por demostrarme que aun en la distancia siempre estás pendiente de mi. Te quiero no sabes hasta que punto y no quiero que problemas absurdos nunca nos separen. Papá, gracias por esa sonrisa de padre orgulloso que se te pone al hablar de mí. Gracias por todo lo que has trabajado por darnos lo mejor y por hacernos ver que todo en esta vida todo cuesta trabajo y que lo más importante es luchar y valorar lo que se tiene. Pero sobretodo, a quien debo agradecer el haber podido conseguir este gran paso en mi vida es a esa persona que día a día ha demostrado que nosotros somos lo mas importante en su vida. Esa persona que lo da todo por sus hijos y marido y se ha preocupado porque todos tuviéramos lo mejor. Esa persona que siempre nos ha inculcado que no hay que rendirse en malos momentos y que todo pasa por algo. Esa persona que ha hecho que esta vida fuera mucho más fácil para nosotros. Básicamente porque yo no sería lo que soy sin ti, GRACIAS MAMÁ (te quiero).

Gracias a todos por hacer de estos años una época inolvidable.

*Silvia Gabriel Sanz
Diciembre 2012*

A mis padres,
que siempre han sabido
inculcarme que
"quien algo quiere
algo le cuesta".

Índice general

Índice de figuras	x
Índice de cuadros	xiv
1. Introducción.	1
1.1. Motivación del proyecto.	1
1.2. Objetivos y enfoque.	2
1.3. Metodología y plan de trabajo.	2
1.4. Organización de la memoria.	3
2. Estado del arte del reconocimiento biométrico usando características de la forma de andar e introducción a los sistemas biométricos.	5
2.1. Introducción a la biometría definida por la forma de andar, <i>gait</i>	5
2.2. Historia del reconocimiento de la forma de andar.	6
2.3. Fundamentos de la forma de andar.	7
2.4. Ventajas e inconvenientes del reconocimiento de la forma de andar frente a otras técnicas biométricas.	8
2.5. Aplicaciones de los sistemas de reconocimiento biométrico por la forma de andar.	9
2.6. Etapas de un sistema biométrico basado en el reconocimiento a partir de la forma de andar.	10
2.6.1. Adquisición de la secuencia de imágenes.	10
2.6.2. Preprocesado.	11
2.6.3. Métodos de extracción de características.	11
2.7. Sistemas biométricos.	14
2.7.1. Modos de operación de un sistema biométrico.	15
2.7.2. Rendimiento del sistema.	18
2.7.3. Sistemas biométricos multimodales.	20
3. Sistema desarrollado.	23
3.1. Bases de datos utilizadas en el proyecto.	23

3.1.1.	Base de datos SFootBD, Swansea University.	23
3.1.2.	Base de datos USF, University of South Florida.	25
3.2.	Preprocesado de las imágenes.	27
3.2.1.	Paso 1. Eliminación de ruido.	27
3.2.2.	Paso 2. Alineación de imágenes.	30
3.2.3.	Paso 3. Normalización de las imágenes.	31
3.2.4.	Paso 4. Recorte de las imágenes.	32
3.3.	Técnicas de extracción de patrones característicos.	32
3.3.1.	Gait Energy Image (GEI), 2006.	32
3.3.2.	Active Energy Image (AEI), 2010.	33
3.3.3.	Gait Flow Image (GFI), 2011.	34
3.3.4.	Motion Silhouette Contour Template (MSCT), 2011.	35
3.3.5.	Periodic Sequence Width Images (Width), 2009.	36
3.3.6.	Enhance Gait Energy Image (EGEI), 2008.	37
3.3.7.	Multilinear Principal Component Analysis (MPCA), 2006.	39
3.4.	Resumen del capítulo.	40
4.	Experimentos realizados y resultados.	41
4.1.	Protocolo experimental.	41
4.1.1.	Creación de listas de entrenamiento y test.	42
4.1.2.	Clasificación de protocolos experimentales.	43
4.1.3.	Algoritmos de reducción de dimensionalidad y clasificador.	45
4.2.	Experimento 1: Comparación de resultados de extracción de patrones característicos para ambas bases de datos.	46
4.2.1.	Evaluación del experimento 1.	47
4.3.	Experimento 2: Comparación en función del número de secuencias de entrenamiento.	49
4.3.1.	Evaluación del experimento 2.	49
4.4.	Experimento 3: Fusión a nivel de las puntuaciones entre algoritmos de extracción de características.	50
4.4.1.	Evaluación del experimento 3.	51
4.5.	Experimento 4: Uso de listas aleatorias en la elección de datos de entrenamiento.	53
4.5.1.	Evaluación del experimento 4.	54
5.	Conclusiones y trabajo futuro.	57
5.1.	Conclusiones.	57
5.2.	Trabajo futuro.	59

Glosario de acrónimos	61
Bibliografía	62
6. Anexo A: comparación de algoritmos con un número de componentes de PCA fijo.	67
7. Anexo B: comparación de algoritmos con diferentes valores de componentes del PCA.	69
8. Anexo C: comparación de las diferentes fusiones.	75
9. Anexo D: publicaciones.	77
10.Presupuesto	85
11.Pliego de condiciones	87

Índice de figuras

2.1. Ejemplo de personas caminando.	5
2.2. Ilustración de <i>De motu animalum</i> , Giovanni Alfonso Borelli, Siglo XVII.	6
2.3. Fases del proceso de caminar durante un ciclo.	7
2.4. Sistema de vigilancia en un aeropuerto que usa reconocimiento de <i>gait</i>	9
2.5. Sistema multibiométrico desarrollado por la University of Southamphon.	10
2.6. Ejemplo de imagen de baja calidad capturada por sistemas de vigilancia.	11
2.7. Ejemplo de técnica basada en el comportamiento.	12
2.8. Técnicas basadas en el comportamiento.	13
2.9. Ejemplo de técnica basada en la apariencia.	13
2.10. Técnicas basadas en la apariencia.	14
2.11. Etapas de un sistema biométrico.	15
2.12. Etapas de un sistema biométrico en modo registro.	16
2.13. Etapas de un sistema biométrico en modo verificación.	17
2.14. Etapas de un sistema biométrico en modo de identificación.	17
2.15. Curvas FAR/FRR.	18
2.16. Ejemplo de curvas FA vs FR.	19
2.17. Curvas DET.	19
2.18. Curvas CMC.	20
2.19. Diferentes técnicas biométricas presentes en rasgos característicos del individuo.	21
2.20. Fusión en la extracción de patrones característicos.	21
2.21. Fusión en el módulo de decisión.	22
2.22. Fusión a nivel de puntuaciones.	22
3.1. Ejemplo de secuencia de imágenes observada inicialmente en la SFootBD.	24
3.2. Representación del eje temporal de creación de la base de datos SFootBD.	24
3.3. Estructura de la SFootBD.	24
3.4. Imágenes de anomalías producidas en secuencias de la base de datos SFootBD.	25
3.5. Descripción de los subconjuntos de test de la base de datos USF DB.	26

3.6. Secuencia de <i>gait</i> contenida en la base de datos USF DB.	27
3.7. Esquema representativo de las fases de preprocesado de la SFootBD.	27
3.8. Ejemplo de secuencia de imágenes observada inicialmente en la SFootBD.	28
3.9. Ejemplo de secuencia de imágenes observada en la SFootBD tras su eliminación de ruido.	28
3.10. Representación de imagen central en una secuencia destacando las anchuras observadas en las zonas definidas en la imagen.	28
3.11. Representación de imagen central y final de una secuencia.	29
3.12. Representación en cuadrantes de imagen inicial y final de una secuencia.	29
3.13. Ejemplo del procedimiento de eliminación de ruido. En la imagen (a) se representa la imagen original, dividida en cuadrantes y el centroide del tercero proyectado verticalmente en el primero de ellos. En la imagen (b) se muestra la silueta final observada tras el proceso de eliminación de ruido.	30
3.14. Ejemplo mostrado en la reclasificación del tipo de imagen.	31
3.15. Ejemplo de superposición de imágenes alineadas.	31
3.16. Ejemplo de imágenes de SFootBD normalizadas en altura.	32
3.17. Ejemplo del Gait Energy Image para (a) SFootBD y (b) USF DB.	33
3.18. Ejemplo del Active Energy Image para (a) SFootBD y (b) USF DB.	34
3.19. Representación de flujos ópticos en las secuencias de imágenes. Arriba SFootBD, abajo USF DB.	34
3.20. Ejemplo del Gait Flow Image para (a) SFootBD y (b) USF DB.	35
3.21. Ejemplo del proceso de extracción del contorno en una secuencia de la base de datos SFootBD.	35
3.22. Ejemplo del Motion Silhouette Contour Template para (a) SFootBD y (b) USF DB.	36
3.23. Ejemplo del desplazamiento realizado para el cálculo de la anchura de las imágenes.	37
3.24. Ejemplo del Periodic Sequence Width Images para (a) SFootBD y (b) USF DB.	37
3.25. Ejemplo de las regiones discriminativas observables en el Gait Energy Image.	38
3.26. Ejemplo de la desviación estándar obtenida en la USF DB.	38
3.27. Banco de Filtros Gabor. Núcleos creados a partir de 5 escalas y 8 orientaciones.	39
3.28. Ejemplo del Enhanced Gait Energy Image (parte real) para (a) SFootBD y (b) USF DB.	39
3.29. Ejemplo de la distribución del método Multilinear Principal Component Analysis para una secuencia de imágenes.	40
4.1. Representación de la base de datos SFootBD.	42
4.2. Representación de la selección de secuencias de la base de datos SFootBD para el protocolo experimental 1.	43

4.3. Representación de la selección de secuencias de la base de datos SFootBD para el protocolo experimental 3.	45
4.4. Resultados de identificación y verificación de los algoritmos (como mejores resultados en función de sus PCs) para las dos bases de datos, siguiendo el Protocolo Experimental 1.	48
4.5. Resultados de identificación y verificación de los algoritmos (como mejores resultados en función de sus PCs) para la SFootBD con 10 y 40 secuencias por usuario, siguiendo el Protocolo Experimental 2.	50
4.6. Resultados de identificación y verificación de los mejores algoritmos seleccionados y sus fusiones nivel de las puntuaciones para las dos bases de datos y los dos tipos de número de secuencias por usuario, siguiendo el Protocolo Experimental 3.	52
4.7. Resultados de identificación y verificación del algoritmo EGEI para los dos tipos de selección de secuencias de entrenamiento para la base de datos SFootBD, siguiendo el Protocolo Experimental 4.	55

Índice de cuadros

4.1. Datos presentes en el protocolo experimental 1.	44
4.2. Datos presentes en el protocolo experimental 2.	44
4.3. Datos presentes en el protocolo experimental 3.	45
4.4. Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en el Experimento 1.	47
4.5. Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en el Experimento 2.	49
4.6. Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos SFootBD del Experimento 3.	53
4.7. Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos USF DB del Experimento 3.	53
4.8. Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos SFoot DB del Experimento 4 para 10 secuencias por usuario.	54
4.9. Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos SFoot DB del Experimento 4 para 40 secuencias por usuario.	54

1

Introducción.

1.1. Motivación del proyecto.

Durante los últimos años, los sistemas biométricos están siendo cada vez más utilizados en múltiples sistemas de control tales como aeropuertos, zonas restringidas o zonas de asistencia laboral. Este uso es motivado por las características que presentan. Su fiabilidad, cada vez más alta, se muestra como la propiedad más importante. Ésta se destaca debido a las características tan discriminativas que presentan algunas técnicas biométricas presentes en la actualidad tales como huella, voz o iris. Por otra parte, otra de las propiedades que tienen estos sistemas biométricos se presenta en la seguridad que poseen. Al contrario que los sistemas tradicionales, éstos no muestran problemas de pérdidas de tarjetas de identificación u olvido de contraseñas. Por todo ello, los sistemas biométricos se utilizan como una solución segura para el reconocimiento de individuos.

En la actualidad, numerosas técnicas biométricas se estudian en el campo del reconocimiento de personas. Iris, huella, cara, forma de andar, firma, voz, etc., son algunos de los múltiples métodos que han sido hasta ahora utilizados en el estado del arte. Todos ellos muestran características diferentes y su clasificación puede dividirse en, técnicas biométricas fisiológicas o técnicas biométricas de comportamiento. Como podemos observar, las técnicas fisiológicas son aquellas que no necesitan de la acción del movimiento para su captura. Huella, iris o cara, únicamente requieren imágenes donde se representan las zonas de interés. Por otra parte, las técnicas basadas en el comportamiento, firma, voz, o forma de andar, sí necesitan de la actuación del individuo.

El reconocimiento por la forma de andar mediante imágenes, conocido en inglés como *gait*, es una de las técnicas biométricas más recientes en el área. A pesar de no poseer un poder tan discriminativo como otras, este método presenta ventajas en contextos donde otras no podrían ser aplicadas. Las características que definen esta técnica biométrica se fundamentan en la captación de datos a distancia, sin cooperación del individuo y sin necesidad de altas calidades de imagen.

El estudio y evolución de esta técnica biométrica está ligado a la implantación cada vez más de cámaras de vigilancia en multitud de escenarios. Calles, aeropuertos, parques, tiendas, etc., presentan comúnmente estos sistemas de vigilancia. Debido a las características descritas anteriormente, esta técnica es la más utilizada para el reconocimiento de personas en ambientes

donde otras necesitarían mejores condiciones o incluso sería imposible su utilización.

Los métodos de extracción de características descritos en el estado del arte del reconocimiento de la forma de andar se dividen en dos tipos. En primer lugar, podemos encontrar técnicas basadas en el comportamiento. Este tipo permite el reconocimiento de las personas a partir de modelos estudiados a priori del movimiento realizado durante la acción de caminar. En este caso se calculan (por ejemplo) los movimientos realizados por las articulaciones y los ángulos de extensión y compresión que describen. Por otra parte, el segundo tipo descrito en el estado del arte lleva a cabo la extracción de patrones característicos a partir del estudio de la silueta y sus variación durante el movimiento.

Este proyecto está basado en el desarrollo de un sistema de reconocimiento automático de personas a partir de la forma de andar mediante imágenes, siendo las técnicas utilizadas clasificadas como basadas en la apariencia. Su reducido estudio en el área a nivel mundial y su ventajosa aplicación en contextos donde otras técnicas biométricas no podrían, son las razones que han motivado el interés y la realización de este proyecto.

1.2. Objetivos y enfoque.

El objetivo del proyecto se centra en la creación de un sistema de reconocimiento biométrico de personas basado en la forma de andar a partir de imágenes. Para su creación se ha necesitado la información recogida del estado del arte, anteriormente estudiado y analizado. Inicialmente se partieron de los artículos [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], etc. y se llevó a cabo una selección de aquellos más relevantes [14], [15], [16], [17], [18] y [19].

En este proyecto se utilizaron dos bases de datos que reflejan condiciones distintas (número de imágenes por secuencia, tamaño de imágenes, parte del cuerpo observada, etc.). Estas características conllevan al necesario preprocesado de imágenes en una de las bases de datos con el fin de la máxima eliminación de ruido. La utilización de estas bases de datos ha permitido la comparación de un sistema con información considerada "*ideal*" e información obtenida de un entorno "*real*". Posteriormente se ha realizado la implementación de técnicas utilizadas para la extracción de patrones característicos los cuales se evaluaron. Para ello se generaron diferentes protocolos experimentales que definían el contexto de cada una de las pruebas realizadas.

1.3. Metodología y plan de trabajo.

Con el objetivo de conseguir los objetivos marcados en el proyecto, se ha seguido una metodología que se encuentra reflejada en la siguiente descripción:

- **Estudio del estado del arte.** Se considera el paso inicial para cualquier desarrollo de un nuevo sistema. Su objetivo no sólo se basa en la adquisición de nueva información desconocida por el proyectando sino la familiarización con el entorno de las técnicas biométricas.
- **Desarrollo.** El objetivo final del proyecto se basa en la implementación, comparación y evaluación de técnicas mediante la aplicación en varios entornos. Éstos se encuentran representados a partir de diferentes bases de datos cuyas condiciones difieren unas de otras. Para ello no sólo se implementaron técnicas encontradas en el estado del arte sino también se desarrollaron nuevos métodos, creados por el proyectando, en el preprocesado de imágenes.

- **Escritura y publicaciones.** Se considera la fase final del proyecto, donde se definen y explican cada uno de los desarrollos y resultados obtenidos.

En este proyecto se ha enviado como primera autora un artículo de investigación al *International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)* llamado *Assessment of Gait Recognition Based on the Lower Part of the Human Body* donde son recogidos los resultados más relevantes obtenidos en el proyecto.

Referencia del artículo:

S. Gabriel-Sanz, R. Vera-Rodriguez, J. Fierrez, P. Tome. Assessment of gait recognition based on the lower part of the human body *In Proceedings of International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)*, 2013 [20].

Este documento se muestra adjunto en el Anexo D.

Este proyecto se realizó en un total de 16 meses, siendo en los 2 primeros compaginado con un trabajo de fines de semana y los 14 restantes además con un trabajo de prácticas en una empresa especializada en el campo de las Tecnologías de la Información.

1.4. Organización de la memoria.

La memoria del proyecto realizado se escribió en formato Latex, utilizando las plantillas ofrecidas por la Escuela Politécnica Superior de la Universidad Autónoma de Madrid. Su utilización fue motivada por la posibilidad de aprendizaje de un nuevo programa de editor de textos.

El documento se dividió en cinco capítulos:

Capítulo 1. Introducción. En este capítulo se muestran los motivos que han llevado a cabo el desarrollo de este proyecto, aquellos objetivos que se pretendían alcanzar y la metodología seguida para ello.

Capítulo 2. Estado del arte del reconocimiento biométrico usando características de la forma de andar e introducción de los sistemas biométricos. El objetivo de este capítulo recae en la revisión del estado del arte relacionado con el reconocimiento biométrico basado en la forma de andar mediante imágenes. En él se explican los fundamentos así como su historia, ventajas e inconvenientes. Seguidamente se exponen las distintas aplicaciones asociadas a esta técnica biométrica y clasificación de los diferentes métodos de extracción de características definidos en el estado del arte. Por último se muestra un resumen de los sistemas biométricos utilizados para la evaluación del proyecto.

Capítulo 3. Sistema desarrollado. En este capítulo se describe el sistema desarrollado definido en tres grandes apartados. En primer lugar, se reflejan las características de las bases de datos utilizadas en el proyecto, seguidamente se muestra el sistema de preprocesado desarrollado para una de ellas y por último se explican los algoritmos desarrollados e implementados.

Capítulo 4. Experimentos realizados y resultados. En este apartado son mostrados aquellos experimentos realizados para la evaluación del sistema creado. En primer lugar, se explican los protocolos experimentales que marcan cada una de las pruebas. Posteriormente se define el procedimiento de cada una de los experimentos realizados y los resultados obtenidos.

Capítulo 5. Conclusiones y trabajo futuro.

Posteriormente se incluyen varios anexos que presentan experimentos secundarios llevados a cabo durante la evaluación del sistema (Capítulo 4) y que complementan el capítulo anterior.

Finalmente se adjunta la publicación presentada en el International Workshop on Biometrics and Forensic (IWBF) titulado *Assessment of Gait Recognition Based on the Lower Part of the Human Body*.

2

Estado del arte del reconocimiento biométrico usando características de la forma de andar e introducción a los sistemas biométricos.

2.1. Introducción a la biometría definida por la forma de andar, *gait*.

El desarrollo de técnicas de reconocimiento cuya identificación pudiera pasar desapercibida a ojos del individuo y cuyo entorno permitiera variaciones de iluminación y fondo fue durante muchos años una tarea poco desarrollada en el campo del reconocimiento automático de personas.



Figura 2.1: Ejemplo de personas caminando.

Es por ello que tras la necesidad de resolver estos problemas que hasta entonces eran planteados, se comenzó a estudiar la posibilidad de una nueva técnica biométrica la cual reconociera a las personas a distancia, sin necesidad de imágenes de alta calidad ni la cooperación del individuo [15]. Esta técnica biométrica conocida en inglés como *gait*, cuyo significado es forma de andar, basa su fundamento, como su nombre indica, en el reconocimiento a través de patrones característicos adquiridos de la forma de andar de un sujeto mediante imágenes capturadas por una cámara de video.

Este método se considera una de las técnicas biométricas más recientes en el campo del reconocimiento humano. Su desarrollo fue marcado por la rápida evolución de la tecnología, debido

sobretudo a la creación de equipos de alta capacidad de almacenamiento y procesado [21]. De igual modo, la cada vez más alta utilización de cámaras en numerosos puntos y entornos de la vida cotidiana, comenzó a hacer del *gait* una herramienta muy utilizada tanto para la identificación de personas sospechosas como la verificación de seguridad en un determinado lugar. Es por ello que actualmente el *gait* se encuentra centrado principalmente en dos grandes objetivos. Por una parte, la utilización de este tipo de sistemas altamente eficaz para el reconocimiento en espacios abiertos tales como aeropuertos, andenes o muelles donde la identificación de un individuo sospechoso puede ser determinante para la resolución de casos forenses [22]. Por otra parte y de igual manera, se lleva a cabo la utilización de esta técnica biométrica en pequeños entornos tales como casas inteligentes o entornos de trabajo donde la verificación de un individuo se utiliza como sistema de seguridad [23]. Actualmente, una nueva aplicación se ha definido en el uso de esta técnica biométrica, su uso como sistemas de reconocimiento en zonas de embarque (andenes, aeropuertos...) donde el uso de este tipo de técnicas, mediante la utilización de arcos (basados en túneles) permiten una identificación rápida y efectiva [24].

2.2. Historia del reconocimiento de la forma de andar.

Aunque la vida de esta biometría queda reducida a unos pocos años, los fundamentos de ésta técnica comenzaron a estudiarse ya en el Siglo IV cuando Aristóteles, y posteriormente Giovanni Alfonso Borelli en el Siglo XVII, reflejó sus teorías sobre el estudio de la forma de andar en *De Motu Animalium* (*En la Marcha de los animales*, primer tratado sobre la biometría, Figura 2.2). En 1890, el anatomista alemán Christian Wilhelm Braune y Otto Fischer, profesor de la Universidad de Munich, publicaron también sus teorías sobre la biomecánica de la marcha humana. Más tarde, en el siglo XIX dicha técnica comenzó a desarrollarse en profundidad, contemplando la existencia de un patrón estándar en la forma de andar, el cual podía diferenciarnos entre individuos. Fue en 1994, a partir de la publicación de un artículo de Niyogi y Adelson llamado *Analyzing gait with Spatiotemporal surfaces* cuando comenzó a tratarse el término *gait* como lo que conocemos hoy en día [25]. Es a partir de entonces cuando matemáticos y físicos comenzaron a realizar numerosas investigaciones en este área.

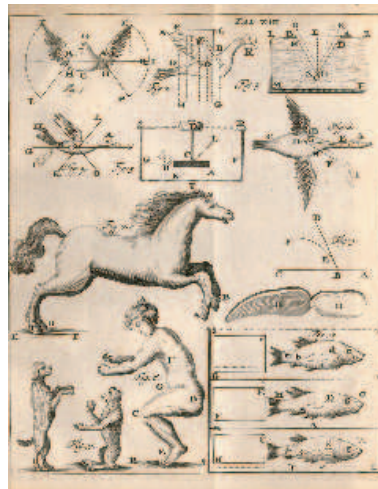


Figura 2.2: Ilustración de *De motu animalum*, Giovanni Alfonso Borelli, Siglo XVII.

2.3. Fundamentos de la forma de andar.

La forma humana de caminar presenta un comportamiento periódico definido a partir de movimientos articulados de las extremidades inferiores del cuerpo. Este desplazamiento se compone de varias fases donde se identifican diferentes conductas naturales del sujeto. Tal y como observamos en la Figura 2.3, existen dos estados en los que dicha acción puede ser dividida: fase de estancia y fase de balanceo (en inglés, "stance" y "swing").

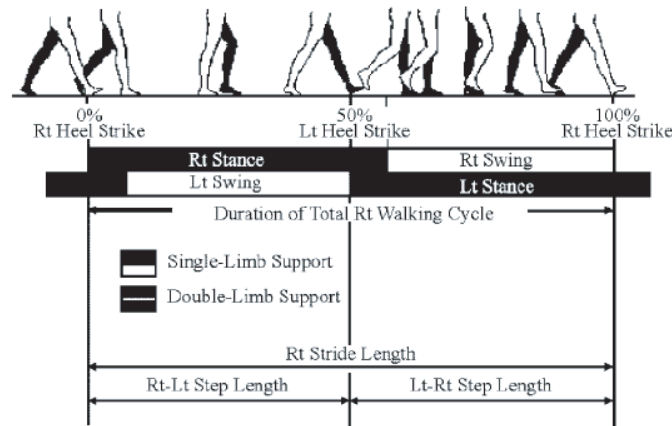


Figura 2.3: Fases del proceso de caminar durante un ciclo.

Una vez definidas las dos etapas se identifica el ciclo del gait como el intervalo de tiempo entre los estados de colocación de un mismo pie en el suelo durante la acción de caminar. Durante este proceso en cada pierna se distinguen dos estados diferentes: fase de estancia, estado en el que el pie asociado se encuentra en contacto con el suelo y la fase de balanceo, donde el pie no muestra ningún apoyo y se produce un avance en el paso [26].

Siguiendo la teoría definida anteriormente, la longitud de la zancada queda determinada por la distancia lineal en el plano de progresión entre sucesivos puntos de contacto con el suelo realizada con un mismo pie. De igual manera, la longitud de un paso se calcula como la distancia entre dos puntos sucesivos de contacto con el suelo de diferentes pies [26].

Cabe hacer mención de las diferencias representadas frente a las acciones de caminar y correr. Ambas acciones presentan pequeñas variaciones en los parámetros definidos anteriormente siendo la longitud de la zancada mayor, así como su velocidad, amplitud, rango de movimiento de las articulaciones y la creación de un nueva fase introducida por las posibilidad de mantener ambos pies sin contacto con el suelo [26].

El trabajo realizado por los investigadores concluye la unicidad del *gait* considerando todos los movimientos realizados durante el paso. Ya en 1967, M. P. Murray, distinguió 20 números de componentes necesarias para determinar la completa diferenciación entre personas, como por ejemplo las rotaciones de cadera y tórax. Dichas características son en ocasiones fácilmente apreciables por el ojo humano mientras que en otros casos pueden ser difícilmente detectables hasta incluso mediante técnicas avanzadas. Así mismo, experimentos realizados en el estado del arte contemplan la posibilidad de un reconocimiento en el género del individuo a partir del estudio de su forma de andar. Este experimento refleja dos movimientos distintos, mostrando una fase de balanceo dirigida a partir del movimiento de los hombros en el caso de los hombres y un balanceo mediante las caderas en el de las mujeres [27].

De igual manera, debemos destacar la frecuente variación de la forma de andar no sólo relacionada con las condiciones intrínsecas del individuo, psicológicas o conductuales (cansancio, enfermedad o estado de ánimo) sino condiciones extrínsecas centradas en variación de calzado y vestimenta. Cabe destacar que a pesar de la posibilidad de aparición de los anteriores inconvenientes nombrados, el *gait* permite la posibilidad de reconocimiento por la permanencia de algunas de aquellas componentes diferenciativas del desplazamiento del un sujeto.

Los algoritmos que se explicarán en la Sección 3.3, llevan a cabo la extracción de estas características discriminativas reconociendo cada uno de los individuos mediante distintos patrones característicos (en inglés, "*features*").

2.4. Ventajas e inconvenientes del reconocimiento de la forma de andar frente a otras técnicas biométricas.

Al igual que el resto de técnicas biométricas investigadas en el estado del arte de la identificación del ser humano, el *gait* cuenta con importantes características que reafirman en ella su utilización en diversos contextos donde otras no podrían ser usadas.

- **No cooperación.** La primera característica a destacar se encuentra en la no necesaria cooperación del individuo. Esta ventaja permite realizar un reconocimiento silencioso, sin la percepción del sistema por el individuo. Frente a otras, dicha técnica biométrica permite ser utilizada en aplicaciones donde la ocultación del sistema la dota de una utilización mucho más segura y discreta.
- **Distancia.** La segunda característica destacable del *gait* reside en la clara capacidad de captación de información a distancia. Las imágenes necesarias para la extracción de los patrones característicos del individuo son obtenidas por medio de cámaras situadas en puntos estratégicos. Una de las ventajas definidas por dicha característica es la amplia captación de imágenes, pudiendo llevar a cabo la identificación de varios individuos utilizando un mismo plano. De igual forma, y debido a la gran ventaja del alejamiento del sujeto respecto al sensor, es posible captar mediante varios sensores un mismo objetivo y de esta manera poder cubrir una zona de cobertura mucho mayor.
- **Baja calidad.** Sólo con las anteriores propiedades, el *gait* podría ser asemejado a otra de las técnicas biométricas utilizadas en los sistemas como el reconocimiento por la forma de la cara. Pero es la tercera característica la que diferencia ambas técnicas. En el caso de la cara, para la captación de las imágenes es necesaria una alta calidad que permita distinguir con alta precisión los rasgos faciales mientras que para el *gait* dicho requisito permite no ser tratado con extrema rectitud, permitiendo únicamente necesarios unos mínimos en resolución de imágenes e incluso más ruido que en otras técnicas biométricas.

Por otra parte no podemos olvidar que al igual que el resto de técnicas biométricas, el *gait* muestra un conjunto de inconvenientes en determinadas situaciones. Estos básicamente residen en que gran variabilidad que sus imágenes pueden sufrir. Debido a que es una biometría la cual no se encuentra en contacto directo con el cuerpo humano sino que éste se encuentra oculto bajo determinado tipo de vestimenta, calzado o incluso objetos tales como maletines o mochilas, las imágenes obtenidas por los sensores no son capaces de apreciar muchos detalles de la forma de caminar. Por ello, este problema dificulta aun más la extracción de características. Por otra

parte, esta biometría se ve aun así afectada por los cambios intrínsecos del individuo comentados en la Sección 2.3.

Por último cabe destacar como inconveniente del reconocimiento automático del *gait* no sólo los problemas presentados por el método sino por su posibilidad en el entrenamiento de sistemas basados en él. En este caso, y frente a las grandes posibilidades mostradas en otras técnicas biométricas, el *gait* es considerado un estudio reciente, lo cual implica un número de bases de datos reducido y con información limitada frente a otras.

A pesar de todo ello, investigaciones realizadas en el actual estado del arte han podido conseguir unas tasas de identificación de más del 90 % en situaciones donde datos de entrenamiento y de test son capturados bajo condiciones similares, y únicamente reduciendo sus tasas de reconocimiento debido a los cambios de ropa, calzado, iluminación o dirección con respecto a la cámara, entre otros [27].

2.5. Aplicaciones de los sistemas de reconocimiento biométrico por la forma de andar.

- **Sistemas de vigilancia, casos forenses.** Una de las aplicaciones definidas para los sistemas de reconocimiento mediante el *gait* es el uso de este tipo de técnicas para la resolución de casos forenses, mediante el análisis de imágenes captadas en entornos de interés [28]. Debido a la necesidad en muchos casos de un reconocimiento a distancia y la facilidad de la captación de esta información en determinados condiciones, son estos sistemas los cada vez más utilizados para la vigilancia y el control en diferentes contextos. Esto es claramente enfatizado y facilitado por la gran utilización de tecnologías de vigilancia (Figura 2.4) tales como cámaras que pueden ser encontradas actualmente en aeropuertos, andenes o centros comerciales, entre otros.

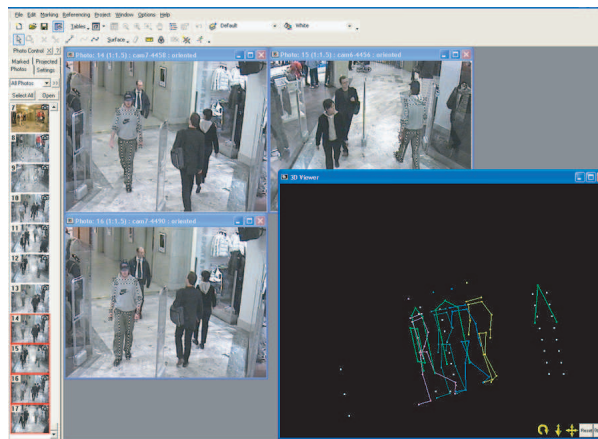


Figura 2.4: Sistema de vigilancia en un aeropuerto que usa reconocimiento de *gait*.

- **Sistemas particulares de seguridad.** Por otra parte, este tipo de sistemas se utilizan a su vez para aplicaciones mucho más cotidianas. La utilización cada vez más común en las llamadas casas inteligentes permite un control y supervisión en todo momento de la vivienda. Dicha aplicación permite reconocer entre los individuos de dentro de una casa aquellos que no tengan autorizado su acceso. De igual manera permite observar comportamientos

extraños en individuos del hogar y representa una herramienta útil para la detección de problemas en personas ancianas o con algún problema de salud [23].

- **Controles de acceso.** Este tipo de técnicas son actualmente utilizadas en sistemas de seguridad tales como arcos de metálicos donde no sólo llevan a cabo la detección de objetos peligrosos sino también el reconocimiento de sujetos a partir de distintas técnicas biométricas como por ejemplo el *gait*. Actualmente, la University of Southamphon, ha diseñado un sistema multibiométrico, el cual, atravesando un túnel es posible obtener información de diferentes técnicas biométricas (Figura 2.5). En el caso del *gait*, el usuario será reconocido tras caminar a lo largo de él, capturando sus imágenes [29].



Figura 2.5: Sistema multibiométrico desarrollado por la University of Southamphon.

- **Aplicaciones médicas.** Por último, cabe destacar la aplicación no sólo con carácter tecnológico de los sistemas sino también con motivos terapéuticos. El estudio de la forma de caminar de un individuo se utiliza para la clasificación de patrones característicos o componentes del *gait* para el tratamiento de pacientes con anomalías patológicas tanto físicas como psíquicas. En 1964, ya M. P. Murray observó características discriminativas en la forma de andar permitían identificar aquellos individuos que sufrían la enfermedad de parkinson frente a aquellos que no la tenían [30].

2.6. Etapas de un sistema biométrico basado en el reconocimiento a partir de la forma de andar.

Los sistemas de reconocimiento que utilizan la forma de andar se fundamentan en tres grandes fases. En primer lugar se requiere la adquisición de los datos, en nuestro caso imágenes. Posteriormente en estos sistemas se utilizan etapas de procesado que adaptan la información a unas características óptimas. Finalmente se lleva a cabo la extracción de patrones característicos mediante diferentes tipos de técnicas.

En este apartado se describen cada uno de los métodos desarrollados en el estado del arte en estas etapas.

2.6.1. Adquisición de la secuencia de imágenes.

La captura de imágenes de sistemas de reconocimiento por la forma de andar no presenta peculiaridades frente a las grabaciones comunes realizadas en entornos de vigilancia ya que las

imágenes no necesitan altas calidades de resolución. Es por tanto que los tiempos de adquisición de datos son menores frente al resto de técnicas al igual que es posible su adquisición con una mayor facilidad.



Figura 2.6: Ejemplo de imagen de baja calidad capturada por sistemas de vigilancia.

2.6.2. Preprocesado.

Al igual que el resto de técnicas biométricas, la etapa de preprocesado adquiere gran importancia en los sistemas. La optimización de los datos de entrada, reducción de ruido, rotación, alineación, etc., permite la adaptación de los datos y por lo tanto la optimización del mismo.

De forma análoga, en los sistemas de reconocimiento mediante la forma de andar, las imágenes capturadas son tratadas con el objetivo de obtener la mejor información posible, la cual se utiliza en su extracción de patrones. Es por ello por lo que esta fase se clasifica en tres diferentes etapas.

- **Extracción de la zona de interés.** El objetivo de esta etapa recae en la importancia de la extracción de la silueta del individuo observada en las imágenes [31]. Para ello, se lleva a cabo la identificación de la zona de interés mediante técnicas de segmentación. En la mayoría de las bases de datos se utiliza el 0 (negro) como fondo mientras que el 1 (blanco) se considera como silueta aunque puede variar (ejemplo de la base de datos de CASIA) [32].
- **Recorte de la región de interés.** Debido al gran rango de visión necesario en los sistemas de vigilancia, las imágenes capturadas inicialmente tienden a presentar grandes zonas de fondo y una pequeña zona de interés. Es ahí donde se encuentra el individuo a reconocer. Es por ello por lo que, tras la localización del individuo, se lleva a cabo un recorte y por lo tanto una extracción del área a tratar [16].
- **Normalización de la imagen.** Esta fase basa su fundamento en la localización de la silueta y su normalización. Ésta se realiza en función de los tamaños obtenidos a partir del promedio la base de datos. De esa manera se hace posible la evaluación, despreciando el factor de escala en el procesado de imágenes.

2.6.3. Métodos de extracción de características.

Las técnicas estudiadas en el estado del arte del reconocimiento biométrico por la forma de andar se clasifican inicialmente en dos grandes grupos: basados en modelos de comportamiento y basado en la apariencia [27].

1. Técnicas basadas en modelos de comportamiento.

Estas técnicas permiten incorporar información estructural del cuerpo humano a partir de información *a priori* estudiada en el estado del arte de la forma de andar o modelos del cuerpo humano obtenidos a partir de los datos de entrenamiento [33]. Su fundamento se basa en omitir información de la forma de la silueta. Existe gran variedad de modelos usados aunque todos ellos difieren en temas de complejidad computacional e información extraída.

Estas técnicas permiten llegar a obtener una robustez y una extracción de características consistente. Esto se debe a la utilización de la estructura del individuo y no a su apariencia. Es por tanto que se ven menos influidas por los cambios en las condiciones tales como iluminación, vestimenta, dirección del movimiento, etc.

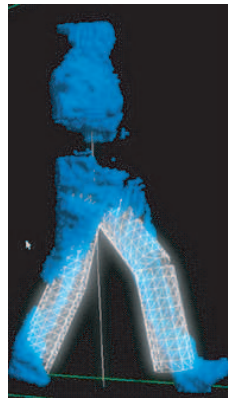


Figura 2.7: Ejemplo de técnica basada en el comportamiento.

Ejemplos de técnicas desarrolladas en el estado del arte, basadas en el comportamiento:

- **Human parameters (2001)**. A. F. Bobick and A. Y. Johnson [34]. Esta técnica se basa inicialmente en la localización de zonas específicas del cuerpo tales como torax, extremidades superiores e inferiores. Tras su diferenciación se lleva a cabo el cálculo de la variación de sus alturas durante todo el ciclo de *gait* (Figura 2.8 (a)).

- **Stride parameters (2002)**. C. BenAddelkader and R. Cutler and L. Davis [35]. El método se fundamenta en el análisis de las variaciones de la longitud de la zancada a lo largo de todo un ciclo (Figura 2.8 (b)).

- **Single oscillator (2003)**. D. Cunado and M. S. M. Nixon and J. Carter [26]. El fundamento de esta técnica se basa en la extracción de puntos fijos del cuerpo tales como rodilla, pies y cintura. A partir de ellos se lleva a cabo el cálculo de los ángulos que forman los ejes que los unen (Figura 2.8 (c)).

- **Linked feature trajectories (2004)**. Zhang Rong and C. Vogler and D. Metaxas [36]. De igual manera que en métodos anteriores, este método se basa en la representación de los ejes definidos por cada una de las partes rígidas del cuerpo. Una vez realizado se calculan los valores de los ángulos que se forman, generando de esa manera un modelo característico durante la forma de andar (Figura 2.8 (d)).

- **Movement of joint positions of leg and arm (2010)**. Faezeh Tafazzoli and Reza Safabakhsh [37]. De igual manera que anteriores métodos, éste permite la identificación a partir del estudio del movimiento de los brazos y piernas basándose en proporciones anatómicas (Figura 2.8 (e)).

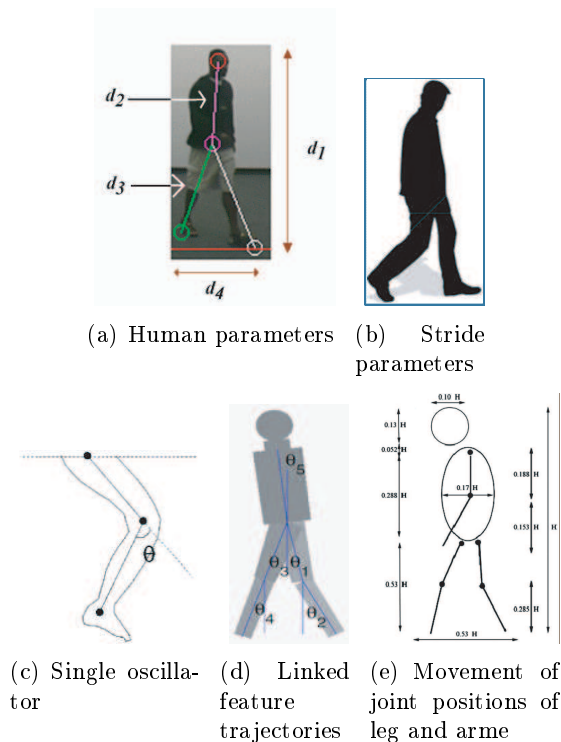


Figura 2.8: Técnicas basadas en el comportamiento.

2. **Técnicas basadas en la apariencia.** En esta clasificación la información extraída se obtiene a partir del movimiento de la silueta a través del tiempo. Estas técnicas son computacionalmente básicas y pueden ser ejecutadas en gran medida con cierta rapidez, pero son más inestables debido a problemas de distorsión en imágenes, cambios de punto de vista de la cámara, errores en segmentación, etc.

Es por tanto que estas técnicas se consideran menos robustas que las anteriores pero no necesitan de un modelado a priori del comportamiento y pueden ser aplicadas a cualquier situación.

Existen variedad de técnicas de extracción de patrones característicos basados en esta clasificación pero durante años, y debido a la gran facilidad computacional que presentan aquellos pertenecientes al segundo tipo, el mayor número de investigaciones realizadas en este campo han estado basadas en las técnicas basadas en la apariencia.



Figura 2.9: Ejemplo de técnica basada en la apariencia.

Ejemplos de técnicas desarrolladas en el estado del arte, basadas en la apariencia:

- **Principal Component Analysis (1996)**. Donghyeon Kim and Daehee Kim and Joonki Paik [38]. El método del PCA calcula la correlación espacio-temporal en una representación de autovectores para el reconocimiento de objetos en movimiento. Esta representación reduce costes computacionales de la comparación entre secuencias de imágenes.

- **Frieze patterns (2002)**. Liu, Yanxi and Collins, Robert and Tsin, Yanghai [39]. Esta técnica se fundamenta en la creación de llamados *frieze patterns* que representan una estela del movimiento en el eje de tiempo (Figura 2.10 (a)).

- **Symmetric (2003)**. James B. Hayfron-Acquah and Mark S. Nixon and John N. Carter [40]. Este método se basa en el reconocimiento automático basado en el análisis de la simetría del movimiento humano (Figura 2.10 (b)).

- **Key Poses (2004)**. Guoying Zhao and Rui Chen and Guoyi Liu and Hua Li [41]. Esta técnica se basa en el cálculo de la amplitud del espectro en el dominio de la frecuencia de cada una de las imágenes de la secuencia. Este método presenta un buen rendimiento en los cambios de condiciones de luz, ropa, velocidad de movimiento, etc (Figura 2.10 (c)).

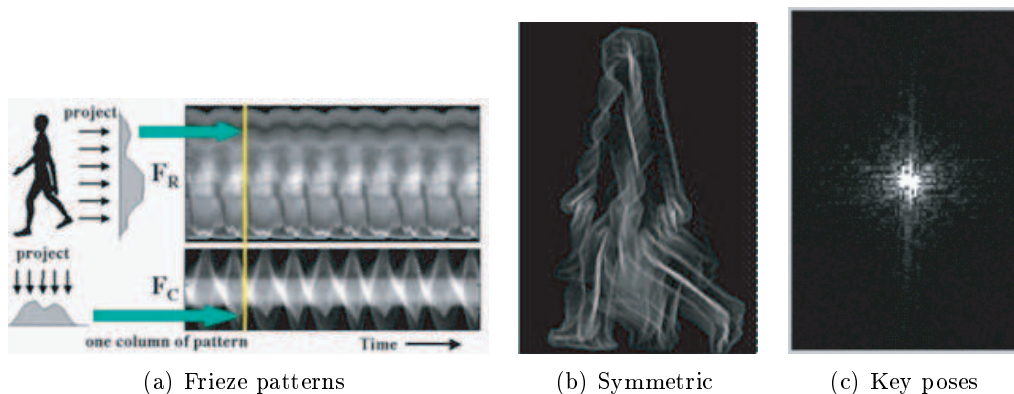


Figura 2.10: Técnicas basadas en la apariencia.

Otras técnicas basadas en la apariencia se mostrarán en la Sección 3 tales como Gait Energy Image [14], Multilinear Principal Component Analysis [19] o Motion Contour Silhouette Template [16].

2.7. Sistemas biométricos.

Un sistema biométrico es un proceso que permite la verificación o identificación automática de un individuo a partir de técnicas de reconocimiento de patrones. El método seguido para ese fin se estructura en diferentes fases las cuales se representan en la Figura 2.11.

- La primera de las etapas consiste en la **adquisición de rasgos biométricos** mediante diferentes sensores como cámaras, lectores de huellas o micrófonos que permiten la transducción de señales de diversos tipos (voz, imagen, señales de presión...) en señales cuantificadas. Esta etapa se encuentra estrechamente relacionada con la actuación del individuo, su comportamiento o aquellas condiciones de entorno en las que se encuentre afectarán en mayor o menor medida a los resultados obtenidos. De igual manera, la calidad de los sensores utilizados o las limitaciones que presenten serán un factor clave para la optimización del sistema.

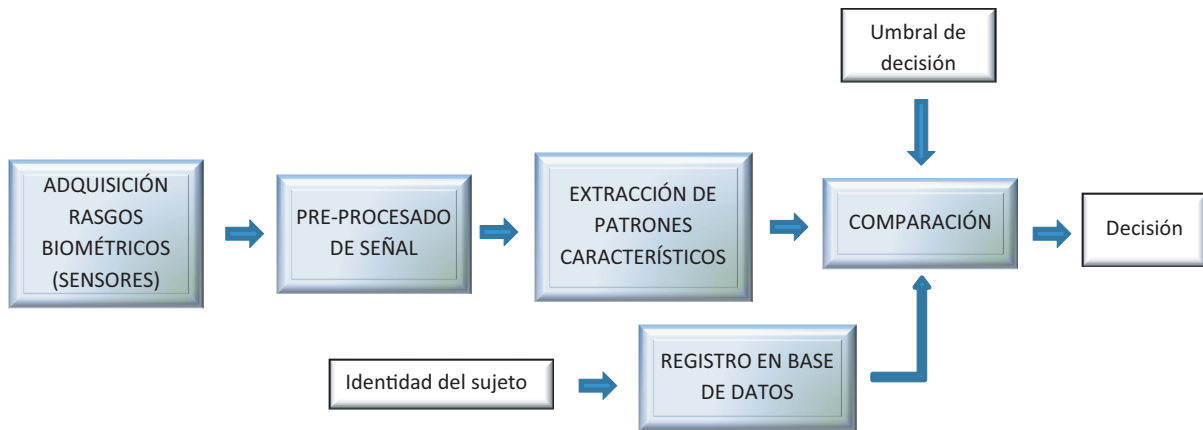


Figura 2.11: Etapas de un sistema biométrico.

- Tras la obtención de los datos de entrada, el sistema lleva a cabo su **pre-procesado**. Esto se debe a la no idealidad de ningún sistema de adquisición de rasgos por lo que esta etapa permite la mejora del sistema propuesto al incrementar la calidad de los datos de entrada. Las técnicas difieren en función del tipo de rasgo a reconocer, llevándose a cabo por ejemplo técnicas de extracción de ruido en imágenes o locuciones, incremento del contraste, alineación de firmas o rotación de huellas palmares, entre otras.
- El siguiente paso a realizar permite, con los datos obtenidos por la etapa previa, la **extracción de patrones característicos** de cada una de las secuencias. En esta fase no sólo se hará mención a los métodos utilizados para ello sino aquellas técnicas utilizadas para la reducción de información no discriminativa que consigue sistemas más rápidos sin reducir su efectividad.
- Para la última etapa se considera necesaria la construcción preliminar de una base de datos con aquella información de la que disponemos hasta el momento y llevando a cabo un etiquetado mediante una plantilla biométrica que servirá como ayuda para la búsqueda directa de la información. Esta fase se denomina **registro** y será necesaria para la última etapa donde se concluirá con una **comparación** entre los patrones extraídos y los valores anteriormente almacenados en la base de datos.

A la salida de esta etapa, el sistema biométrico forma una decisión en función a un determinado umbral que indica si el individuo se trata del que dice ser o se lleva a cabo una identificación directa de la personalidad de éste.

Observando el esquema anteriormente descrito podemos detectar claramente que el perfeccionamiento en cada una de las etapas permite un avance en la mejora global del sistema. Es por ello que diversas investigaciones a nivel nacional e internacional y promovidas por grandes empresas y universidades llevan a cabo un seguimiento y mejora de cada una de las etapas definidas anteriormente para conseguir resultados finales significativos.

2.7.1. Modos de operación de un sistema biométrico.

Dependiendo de determinados requisitos específicos para la utilización del sistema en diferentes aplicaciones, los sistemas biométricos se configuran para trabajar en tres modos diferentes, registro, verificación e identificación.

Registro.

El primer estado encontrado en los sistemas biométricos pertenece al modo de *registro* de toda la información en la base de datos donde se encuentran aquellos usuarios que posteriormente se tratan como usuarios genuinos.

En este modo de operación mostrado en la Figura 2.12, el sistema no lleva a cabo ningún reconocimiento del individuo, únicamente realiza una recopilación de la información y etiqueta mediante una plantilla biométrica la información asociada al usuario capturado por los sensores de la primera etapa explicados en la sección 2.7.

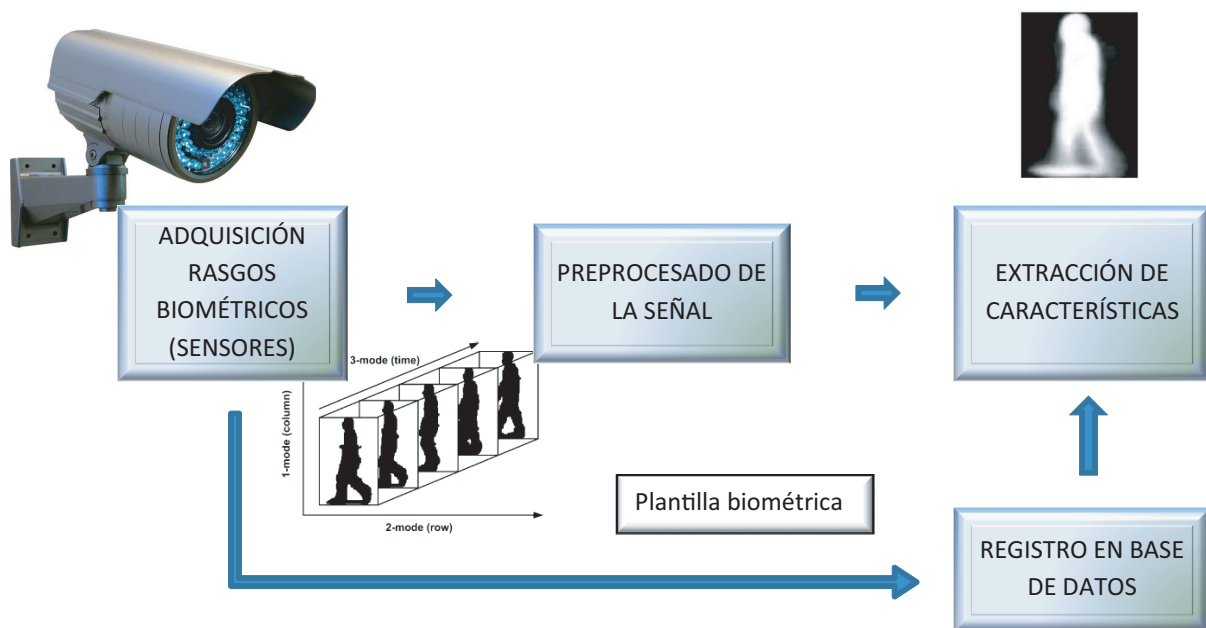


Figura 2.12: Etapas de un sistema biométrico en modo registro.

Verificación.

El siguiente modo de operación definido para los sistemas biométricos es la *verificación*. En este caso se lleva a cabo la comparación (1:1, uno a uno) del individuo a reconocer y aquella información cuya plantilla biométrica sea de la persona que el individuo dice ser (esquema definido en la Figura 2.13). El objetivo de este proceso se basa en determinar si el individuo es efectivamente aquel que dice ser. Para ello son necesarias puntuaciones o "*scores*" que permitan definir la similitud de dos modelos tras su comparación. Por último éstas son comparadas con un umbral.

Siguiendo la definición anterior se pueden encontrar diferentes errores en el sistema descrito:

- **Falso rechazo (FR)**. Definirá aquella situación en la que un usuario genuino se trata como un usuario impostor. En este caso se negará su verificación aun siendo verdadera.
- **Falsa aceptación (FA)**. Al contrario que el falso rechazo, en este caso un usuario impostor será tratado como usuario genuino, afirmando su verificación a pesar de ser falsa.

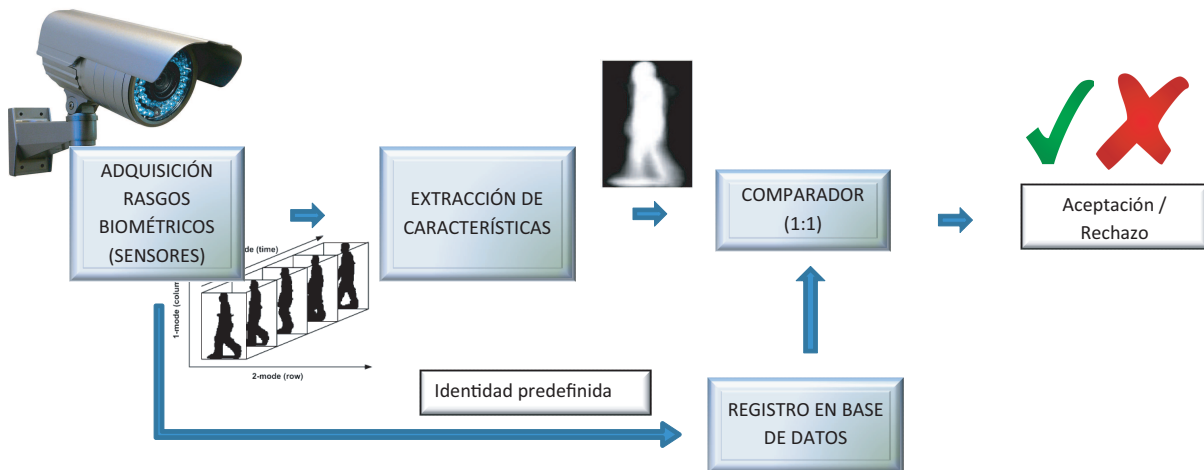


Figura 2.13: Etapas de un sistema biométrico en modo verificación.

Identificación.

El segundo modo determinado en los sistemas biométricos se define como *identificación*. Este proceso permite el reconocimiento de un individuo dentro de un conjunto de personas cuyos datos biométricos se encuentran almacenados previamente en una base de datos (1:N, uno a muchos). Este procedimiento obtiene puntuaciones de semejanza en dichas comparaciones, eligiendo aquel usuario con una mayor similitud. En caso de no superar un umbral delimitado podrá definir que el individuo no se encuentra en el sistema (proceso mostrado en la Figura 2.14).

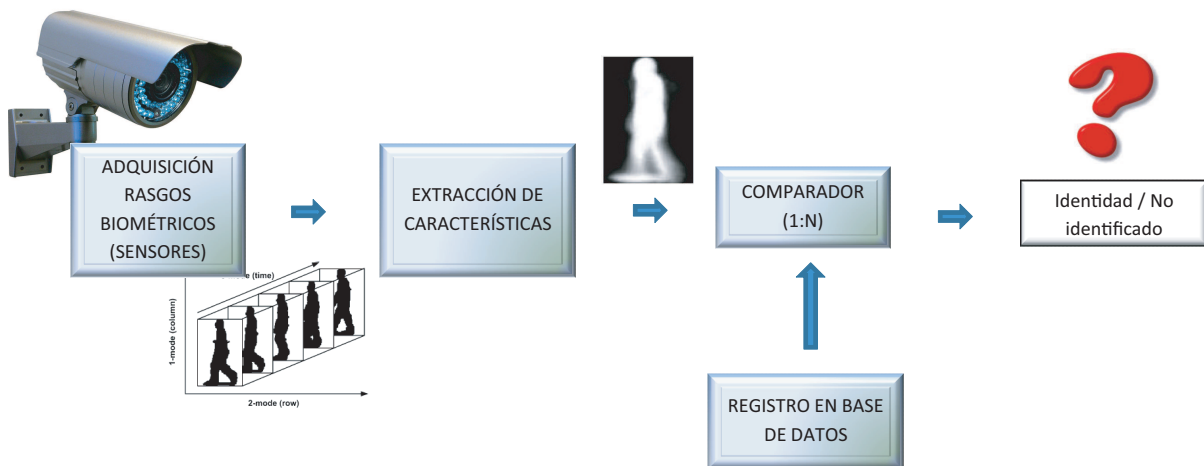


Figura 2.14: Etapas de un sistema biométrico en modo de identificación.

Debido a que el número de comparaciones es mucho mayor que en el modo de verificación, el coste computacional de éste se verá incrementado significativamente. En grandes bases de datos este modo de operación requiere un gran tiempo de procesado.

Este tipo de operación se trata en aplicaciones como reconocimiento negativo, es decir, no es necesario conocer la identidad del individuo para su correcto funcionamiento, únicamente es

necesario definir si dicha persona es admitida o no por el sistema (se encuentra o no en la base de datos). De igual manera, es posible llevar a cabo la identificación como reconocimiento positivo. En este caso nos encontraremos en el proceso contrario, donde la identidad del individuo será desvelada por el sistema.

2.7.2. Rendimiento del sistema.

Para la optimización de los resultados del sistema, los datos recogidos en la etapa de registro deben intentar presentar características de relación inter-clase e intra-clase que incrementen el rendimiento del sistema. Debido al funcionamiento de dichos procesos, la diferenciación intra-clase deberá tender a ser la menor posible, de esta manera toda la información capturada por un usuario conservará características muy parecidas. Por otra parte, la relación inter-clase deberá ser incrementada cuanto sea posible, de esta manera las características de distintos usuarios diferirán en mayor medida.

Por otra parte, el rendimiento determinado por un sistema biométrico queda definido por los resultados obtenidos a partir de los modos de operación de verificación e identificación.

Evaluación del sistema en modo de verificación.

En los sistemas de verificación descritos en la Sección 2.7.1 se utilizan dos conceptos que evalúan el rendimiento del sistema: Tasa de Falsa Aceptación (FAR) y Tasa de Falso Rechazo (FRR). Cabe destacar, que ambos valores están estrechamente relacionados con los errores definidos como FA y FR, respectivamente, siendo la frecuencia de aparición de ellos en el sistema.

En los sistemas biométricos ideales, donde no se lleva a cabo ningún error de verificación, las representaciones de densidad de probabilidad de puntuaciones de impostores y usuarios genuinos sigue la distribución mostradas en la Figura 2.15. Como se puede comprobar, la separación entre ambas curvas permite determinar sin problemas un umbral que separará usuarios genuinos de impostores. Pero, debido a que ningún sistema implementado en la realidad puede conseguir tal comportamiento, la gráfica que presenta es ligeramente distinta (Figura 2.15). En este caso, ambas distribuciones se encuentran solapadas por lo que el umbral definido para la verificación de un usuario como genuino o como impostor determinará áreas en cada una de las curvas que representarán las FAR y FRR del sistema.

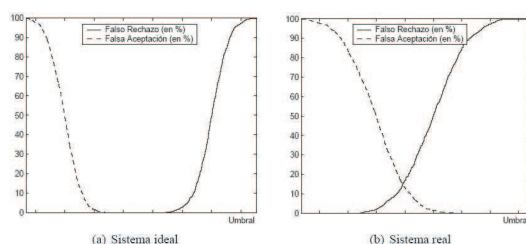


Figura 2.15: Curvas FAR/FRR.

La fijación del valor del umbral determinará el funcionamiento del sistema. Un sistema equilibrado presentará una relación $FAR=FRR$, donde la tasa de falsas aceptaciones y de falsos rechazos será equivalente. En función de la aplicación del sistema, éste deberá ser más estricto o más permisivo, variando la relación entre ambos términos en uno o en otro caso pero nunca pudiendo anularse alguno de los dos.

Otra gráfica donde puede ser representada la evaluación del sistema es aquella formada por las funciones FA y FR, distribución de probabilidad de puntuaciones de impostores y de usuarios genuinos respectivamente. El valor EER (Equal Error Rate) definido de igual manera que en la gráfica anterior será determinado por el cruce entre ambas curvas como se muestra en la Figura 2.16.

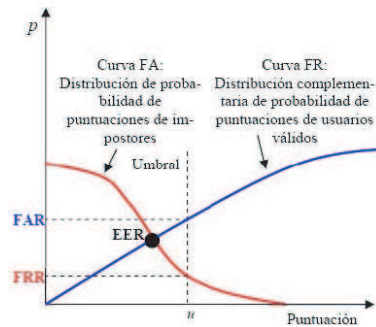


Figura 2.16: Ejemplo de curvas FA vs FR.

La última representación utilizada para la evaluación de un sistema se muestra en la Figura 2.17 donde quedan enfrentados los términos FAR y FRR. Estas curvas se denominan curvas DET (Detection Error Tradeoff). En este caso el valor EER queda fijado en aquel punto donde dicha curva corta con la bisectriz de los ejes. De igual manera que en las curvas de densidad de probabilidad de puntuaciones la optimización de un sistema se conseguía separando ambas funciones, en esta representación el incremento en el rendimiento de los sistemas quedará definido por la proximidad de la función al origen de los ejes.

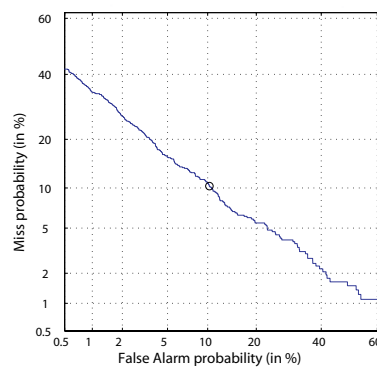


Figura 2.17: Curvas DET.

Rendimiento del sistema en modo de identificación.

De igual manera que los sistemas de verificación, los sistemas de reconocimiento basados en la identificación de individuos presentan funciones que expresan su rendimiento.

En estos casos, la representación seguida partirá de la probabilidad de acierto de identificación de un individuo. Para ello se medirá la frecuencia con la que el modelo genuino consigue mayor puntuación, valores definidos en las matrices de *scores* del sistema. En este caso aparecerán unas nuevas curvas denominadas curvas CMC (Cumulative Match Characteristic) donde se representará el porcentaje de acierto en función del número de intentos utilizados para su

identificación (Figura 2.18). Este último valor se asocia su vez con el número de usuarios del sistema.

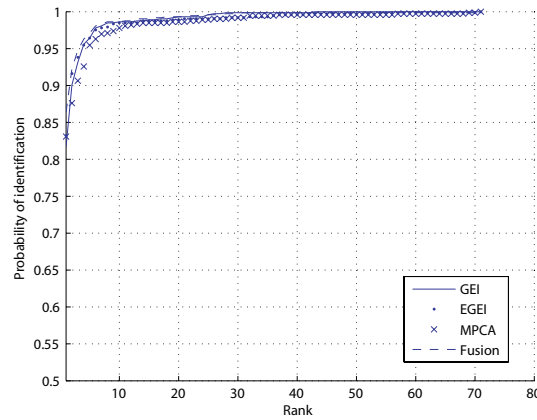


Figura 2.18: Curvas CMC.

En los sistemas de identificación se encuentra otra clasificación centrada en la existencia o no de usuarios los cuales no son seleccionados en la fase inicial de entrenamiento. Esta organización se diferencia entre dos conjuntos:

- **Conjunto cerrado** (*closed set*). Define la utilización en la fase de test únicamente de aquellos usuarios que se han entrenado previamente. Por ese motivo, el número de clases que debe presentar el conjunto será N , siendo éste el número de usuarios del sistema. En este caso no será considerada la opción del intento de identificación de un usuario ajeno a la fase de entrenamiento.
- **Conjunto abierto** (*Opened set*). Permite que usuarios que no hayan sido entrenados en el sistema puedan ser identificados como "*No identificado*". Es por ello que el número de clases utilizado en este tipo será $N+1$. Este comportamiento representa un caso más real ya que en la vida cotidiana, puede llegar a producirse el intento de identificación de algún usuario que no se encuentre en la base de datos de un sistema.

Por otra parte existe una segunda variación de estos sistemas, de manera que se tenga en cuenta la opción de intento de acceso a un sistema por parte de un usuario no entrenado sin considerar una clase extra. En estos casos las CMC (curvas definidas para describir el rendimiento de un sistema en modo de identificación) nunca alcanzarán valores de 100 % en la probabilidad de acierto. En este caso, aquellos sistemas con rendimientos óptimos alcanzarán valores próximos a uno sin tocarlo para un valor próximo al rank1.

2.7.3. Sistemas biométricos multimodales.

Los sistemas biométricos multimodales son aquellos que contemplan la posibilidad de utilización de varios patrones biométricos para el reconocimiento de un individuo. De esta manera, un error en una de las tecnologías o una escasa calidad de los datos obtenidos en el proceso de adquisición se verán compensados con la utilización de otros patrones biométricos.

Este método permite un mayor distanciamiento entre clases (inter-clases). Es por tanto que estos sistemas ofrecen mayor seguridad en sus resultados ya que utilizan un mayor porcentaje de información que los sistemas biométricos simples.

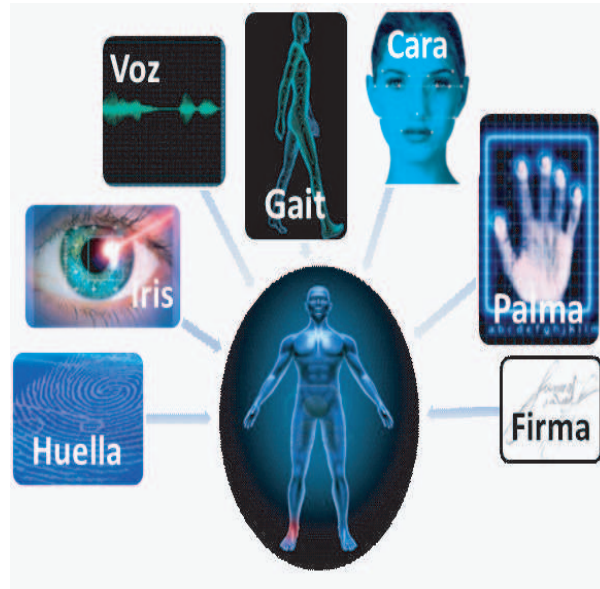


Figura 2.19: Diferentes técnicas biométricas presentes en rasgos característicos del individuo.

Los modos de operación de dichos sistemas pueden ser clasificados como serie o paralelo. En el primero de ellos, la salida del análisis de una fuente es tomado como entrada de la siguiente. En el segundo caso la información de diferentes fuentes será procesadas simultáneamente.

Cabe destacar la gran facilidad de creación de este tipo de sistemas en aquellas bases de datos cuya formación se realizó a partir de diferentes rasgos biométricos, por ejemplo, la base de datos de Swansea University (utilizada en el proyecto), la cual permite mediante el uso de etiquetas biométricas el registro de varios rasgos característicos como el *footstep*, *gait*, cara y voz de un mismo usuario en el mismo momento.

Por otra parte y tal y como mostramos en la Figuras 2.20, 2.21 y 2.22, no sólo es posible la fusión de la información en relación a la primera fase del proceso (*obtención de señales*) sino también en la etapa de extracción de patrones característicos o comparadores de información. Debido a que la información de similitud tanto para identificación como verificación se representa mediante una matriz de puntuaciones entre usuarios, es posible llevar a cabo operaciones entre distintas matrices definidas para cada método las cuales pueden conseguir un incremento en los resultados finales del sistema.

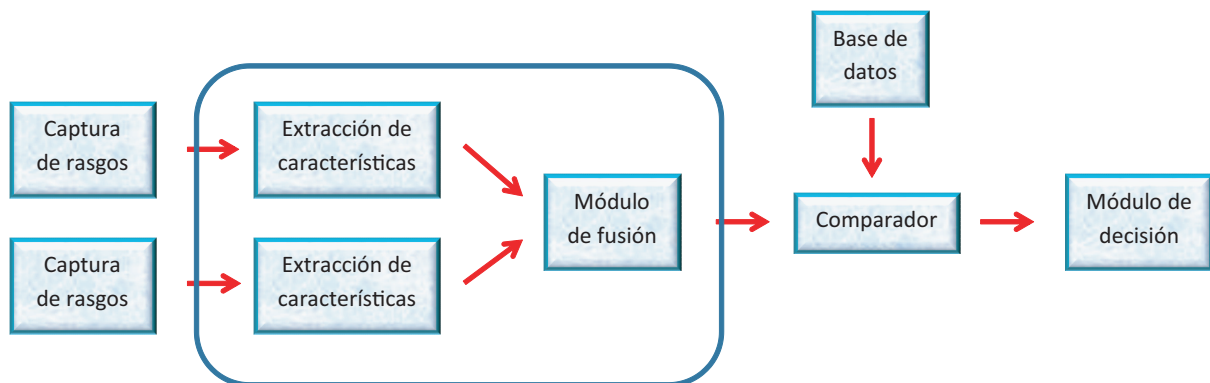


Figura 2.20: Fusión en la extracción de patrones característicos.

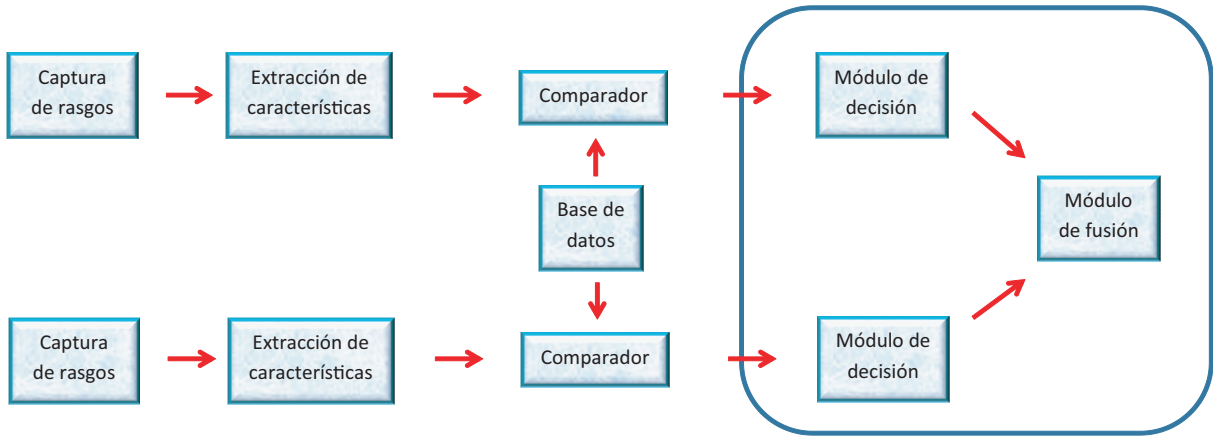


Figura 2.21: Fusión en el módulo de decisión.

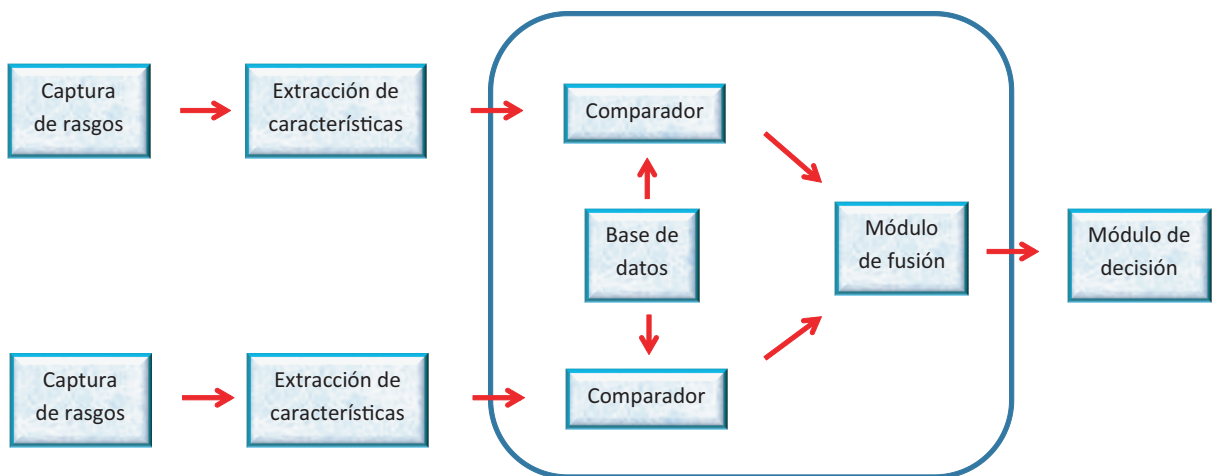


Figura 2.22: Fusión a nivel de puntuaciones.

3

Sistema desarrollado.

El proyecto se ha realizado como **estudio, implementación y comparación** entre algoritmos basados en la apariencia y visión lateral del individuo (clasificación explicada en la Sección 2.6). Su evaluación se ha llevado a cabo mediante el uso de dos bases de datos de secuencias de imágenes de personas caminando que presentan distintas características (número de imágenes por secuencia, número de usuarios, contorno de silueta mostrada, etc.).

Este capítulo se ha clasificado en tres partes. En primer lugar, se han descrito las dos bases de datos utilizadas para evaluar los resultados del sistema (Sección 3.1). Por una parte, la base de datos SFootBD de Swansea University (UK) fue seleccionada debido a su captación de información en un entorno real y sin supervisión. Por otro lado, la base de datos USF DB de South Florida University (US) fue elegida debido a su frecuente utilización en distintos estudios en el área. En segundo lugar se explica detenidamente el preprocesado de imágenes realizado sobre la primera de las bases de datos utilizada (Sección 3.2) con el fin de realizar la máxima reducción de ruido en sus imágenes. Por último se llevó a cabo una descripción de los métodos estudiados del estado del arte e implementados en el sistema (Sección 3.3).

3.1. Bases de datos utilizadas en el proyecto.

En el desarrollo de este proyecto se han utilizado dos bases de datos que presentan situaciones parcialmente diferentes, pudiendo enfocar la evaluación como evaluación de información ideal y real.

3.1.1. Base de datos SFootBD, Swansea University.

La primera base de datos utilizada para la evaluación de los algoritmos es conocida como SFootBD, proporcionada por Swansea University (Reino Unido)[42]. Se trata de una base de datos multimodal, creada sin supervisión y compuesta por información de la forma de andar a través de secuencias de imágenes (*gait*), señales de presión al andar obtenidas mediante sensores piezoeléctricos (*footstep*), imágenes de cara y grabaciones de voz. A su vez, la base de datos se

completó con información adicional (registrada de forma voluntaria) del sexo, edad, altura, peso y tipo de calzado del individuo [43].

La base de datos definida para el *gait* contiene un total de 130 usuarios y 9893 secuencias de imágenes de dimensiones 600x760 que muestran únicamente la mitad inferior del cuerpo del sujeto y menos de la mitad de un ciclo de *gait* (movimiento realizado de izquierda a derecha de la imagen, Figura 2.3).



Figura 3.1: Ejemplo de secuencia de imágenes observada inicialmente en la SFootBD.

Su captura se llevó a cabo en un periodo de 15 meses (Mayo 2007-Agosto 2008) donde la captación de datos de una persona resultaba ser intermitente durante dicho periodo tal y como se ha muestra en la Figura 3.2.

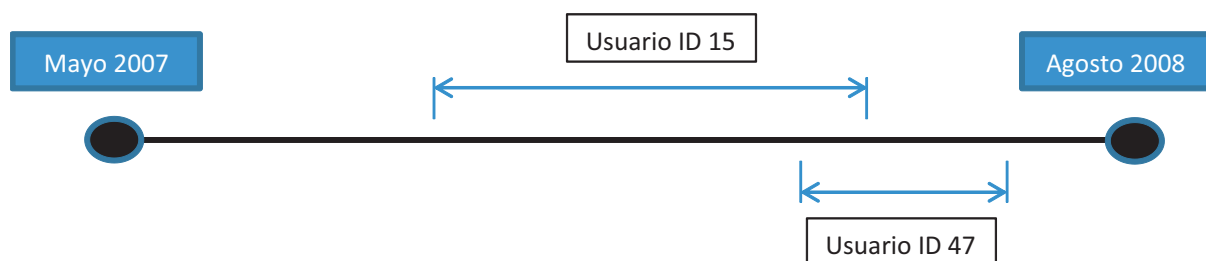


Figura 3.2: Representación del eje temporal de creación de la base de datos SFootBD.

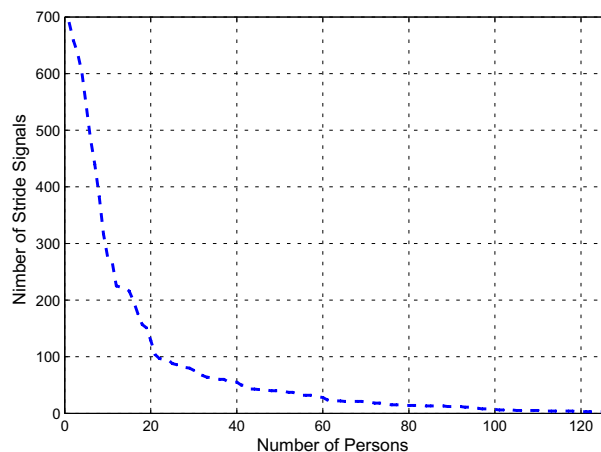


Figura 3.3: Estructura de la SFootBD.

Debido a la naturaleza de la base de datos, con variabilidad en el número de información registrada, el número de secuencias de imágenes por usuario utilizadas en el entrenamiento se determinó como 10 o 40, variando a su vez el número de usuarios definidos con esos números de secuencias. En la Sección 4.1 se explicarán en detalle cada uno de los protocolos experimentales asociados a los experimentos del proyecto.

Debido a la no supervisión en el proceso de creación de esta base de datos, algunas anomalías se detectaron en las imágenes de interés: imágenes cortadas, ruido excesivo tras la segmentación,

gran solape entre secuencias, etc. La Figura 3.4 muestra algunos de los problemas observados en las imágenes segmentadas. Este tipo de secuencias se eliminaron directamente aunque no suponía un gran número en comparación al tamaño de la base de datos.

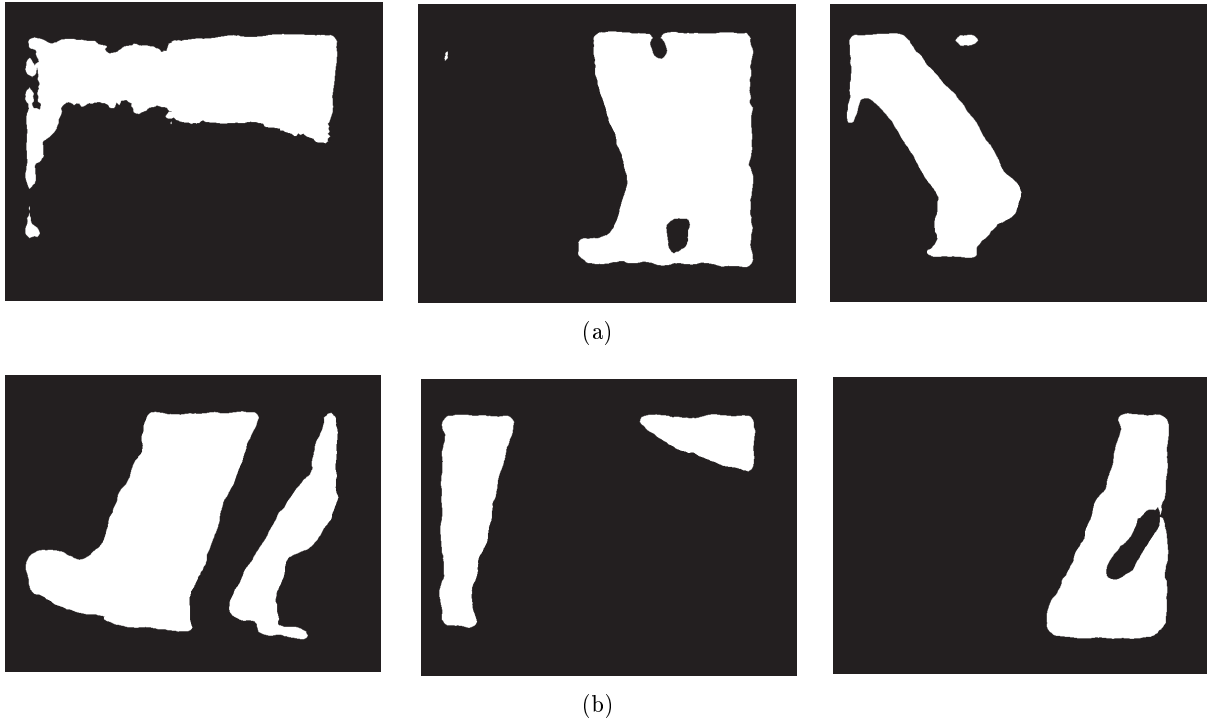


Figura 3.4: Imágenes de anomalías producidas en secuencias de la base de datos SFootBD.

Por otra parte y debido a la inamovilidad de la cámara, su reducido rango de visión (detección únicamente de menos de medio ciclo de *gait*) y la aparición de ruido en las imágenes, se observaron dificultades en la alineación de éstas. Es por ello, que para la utilización óptima de esta base de datos se desarrolló e implementó en el proyecto una primera fase de preprocesado que, como se describe en la Sección 3.2, conseguía reducir todas las posibles imperfecciones.

3.1.2. Base de datos USF, University of South Florida.

La base de datos USF de la University of South Florida fue considerada la segunda base de datos utilizada en el proyecto ya que se ha utilizado en muchas investigaciones en el estado del arte como punto de referencia con el que realizar evaluaciones tanto de verificación como identificación de individuos en diferentes condiciones. Esta base de datos se considera una de las más importantes en el campo del reconocimiento por la forma de andar y ha contribuido en el análisis de múltiples técnicas [44].

La base de datos USF DB completa está formada por un total de 1870 secuencias de imágenes pertenecientes a 122 sujetos representados bajo 5 condiciones distintas:

- Tipos distintos de calzado (A y B)
- Tipos de vestimenta diferentes (con abrigo-BF, y sin él-NB)
- Tipos de pavimento (césped-G y asfalto-C)

- Visiones distintas (izquierda-L y derecha-R)
- Periodos distintos de grabación de las imágenes(Mayo/Noviembre-t1 y Mayo-t2)

La captación global de las imágenes se realizó durante cuatro días (20-21 de Mayo y 15-16 de Noviembre del 2001), siendo 33 el número de sujetos comunes entre ambos periodos.

El proceso de creación consistió en la captura de secuencias de imágenes de cuerpo completo obtenidas a partir de la grabación de un individuo caminando alrededor del perímetro de una elipse, proceso repetido un mínimo de 5 veces por usuario. A pesar de la larga duración de las grabaciones, las secuencias utilizadas en la base de datos contemplan la mitad de un ciclo (derecha-izquierda). Todas las imágenes de las secuencias se presentan sin ningún recorte, a diferencia de la SFootBD donde iniciales y finales muestran siluetas incompletas.

Para este proyecto se utilizó una parte de esta base de datos, la cual seguiremos llamando USF DB, donde se utilizaron únicamente datos del 20-21 Mayo del 2001, quedando registrados un total de 71 usuarios de los 122 totales.

Tanto para la base de datos completa como para la parcial utilizada en el proyecto, el conjunto de datos se encuentra dividido automáticamente en entrenamiento y pruebas de test, cuyas secuencias no son repetidas en ambos subconjuntos. De los siete tests disponibles (A-G) presentes en la base de datos global, cabe destacar la única utilización en el proyecto del conjunto de test PrbA con una variación de datos reducida (Figura 3.5). Su elección fue motivada debido a los buenos resultados observados en ella en el estado del arte, superiores en todos los casos al resto de pruebas. De esa manera, se ha utilizado como punto de referencia u objetivo a conseguir frente a la primera base de datos de peor calidad, considerándose el caso de información más ideal.

Exp	Conjunto de tests	Total	Sólo Mayo	Diferentes condiciones entre entrenamiento y test
A	(G, A, L, NB, T1)	122	71	Visión
B	(G, B, R, NB, T1)	54	41	Calzado
C	(G, B, L, NB, T1)	54	41	Visión y calzado
D	(C, A, R, NB, T1)	121	70	Pavimento
E	(C, B, R, NB, T1)	60	44	Pavimento y calzado
F	(C, A, L, NB, T1)	121	70	Pavimento y visión
G	(C, B, L, NB, T1)	60	44	Pavimento, calzado y visión

Figura 3.5: Descripción de los subconjuntos de test de la base de datos USF DB.

Las imágenes utilizadas para este proyecto no se modificaron en ningún momento ya que se trataron originalmente por la Universidad de South Florida para la extracción del fondo, segmentación, alineación y normalización de las imágenes. De esta manera, todas las imágenes se representaron con las mismas dimensiones (128x88 píxeles) (Figura 3.6).

La explicación del uso de este subconjunto (sólo 71 usuarios) frente a la posibilidad de obtener la base de datos completa (122 usuarios) recae en la necesidad de utilizar una base de datos la cual permita contener las mejores características con las que contamos (aunque esas no supongan datos de un entorno real) las cuales puedan utilizarse como punto de partida en el proyecto. Debido a la naturaleza tan ideal de la base de datos, número limitado de usuarios, condiciones generalmente idóneas, ruido en imágenes altamente reducido, etc., los resultados pueden ser altamente destacables. Es por ello que a pesar de su escasez en variabilidad, esto presenta una ventaja en la evaluación del sistema desarrollado.



Figura 3.6: Secuencia de *gait* contenida en la base de datos USF DB.

3.2. Preprocesado de las imágenes.

Para llevar a cabo una mejora en los resultados del sistema, se llevó a cabo una etapa de preprocesado donde las secuencias de la base de datos SFootBD se trataron para la reducción del ruido generado tras la segmentación. Posteriormente se llevó a cabo la alineación, normalización y recorte de las imágenes. Este proceso resultó crucial para la utilización correcta de los datos ya que, como en cualquier técnica biométrica, todas las señales de entrada definidas en el sistema deben presentar las mismas características y condiciones para evitar el decremento en el rendimiento del mismo.

Como se ha mencionado en la Sección 3.1.2 las secuencias de imágenes de la base de datos USF DB se proporcionaron correctamente binarizadas, alineadas y normalizadas. Es por tanto que para dichos datos no se llevó a cabo ningún preprocesado y simplemente se utilizaron las imágenes proporcionadas.

Los pasos realizados en la etapa de preprocesado para la SFootBD se muestran en la Figura 3.7.

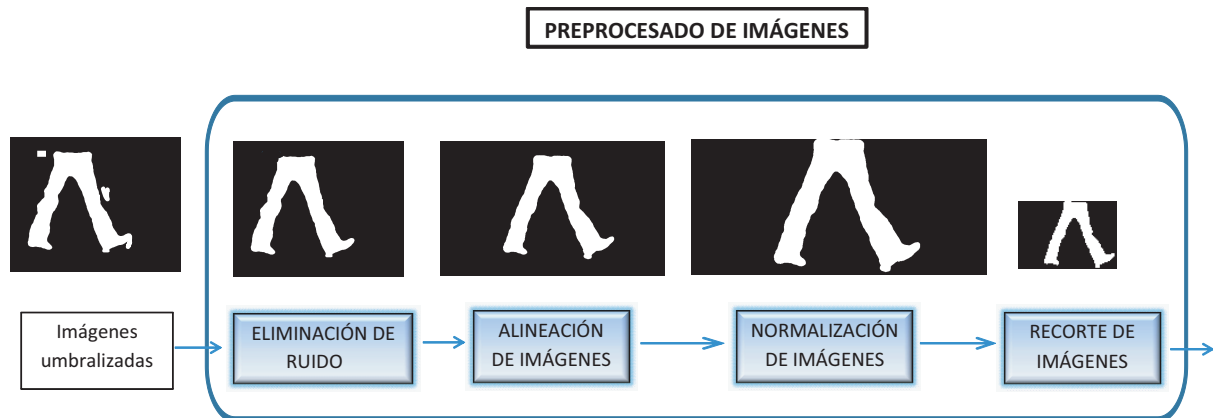


Figura 3.7: Esquema representativo de las fases de preprocesado de la SFootBD.

3.2.1. Paso 1. Eliminación de ruido.

La primera etapa del preprocesado se definió como la fase de eliminación de ruido.

Como se observa en la Figura 3.8 las imágenes de las secuencias tienden a no presentar manchas de ruido en zonas fijas de la imagen sino que son mostradas en distintas áreas y muy frecuentemente a lo largo de la línea donde se encuentra la cintura del individuo. Debido al proceso de alineación, el cual se define a partir de esa zona, el ruido observado conlleva un gran

problema si no se lleva a cabo su eliminación. Es por tanto que cada una de las secuencias de imágenes debe ser procesada llegando a conseguir su asociada secuencia sin imperfecciones tal y como se muestra en la Figura 3.9.



Figura 3.8: Ejemplo de secuencia de imágenes observada inicialmente en la SFootBD.



Figura 3.9: Ejemplo de secuencia de imágenes observada en la SFootBD tras su eliminación de ruido.

Estudio del comportamiento y cálculo de la imagen central.

Para el desarrollo del proceso de eliminación de ruido, en primer lugar se realizó el estudio del movimiento llevado a cabo al caminar el cual ayudará en la posterior alineación de imágenes.

Debido al desplazamiento no lineal de la acción de caminar (con aceleración y desaceleración en el paso, Sección 2.3), resulta importante determinar el instante en que pueda hacerse una distinción entre ambas situaciones. Se observa que ese momento se encuentra en el punto en que ambos pies son apoyados en el suelo y cuya apertura de extremidades es máxima (imagen a la que llamaremos *imagenCentral*).

Para ello y mediante la utilización del etiquetado de las zonas en blanco de la imagen, se detectan las anchuras de cada mancha de todas las imágenes de la secuencia (número variable entre secuencias), eligiendo de entre todas la que presenta un valor mayor, definiéndola como *imagenCentral* (Figura 3.10).

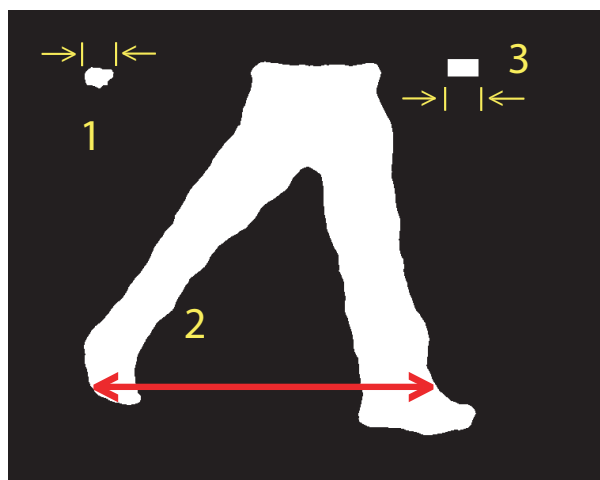


Figura 3.10: Representación de imagen central en una secuencia destacando las anchuras observadas en las zonas definidas en la imagen.

Cabe destacar que en imágenes iniciales o finales el ruido tiende a ser mayor que la silueta del individuo (problemas de captación incompletas del cuerpo durante toda la secuencia) pero a medida que las imágenes más centrales son evaluadas, este ruido queda altamente reducido en función al tamaño presente del individuo, lo cual no presenta un problema en el proceso.

División en cuadrantes y extracción de ruido.

El siguiente paso tras obtener la imagen central fue la propia eliminación del ruido.

Como se ha explicado en la Sección 3.1.1, las primeras y últimas imágenes utilizadas de la base de datos SFootBD muestran siluetas incompletas debido a la utilización de una cámara estática y un rango de visión reducido (Figura 3.11). Esto no presenta un comportamiento fácilmente distinguible para el sistema ya que es incapaz de diferenciar inicialmente entre ruido y parte de silueta (zona de interés).

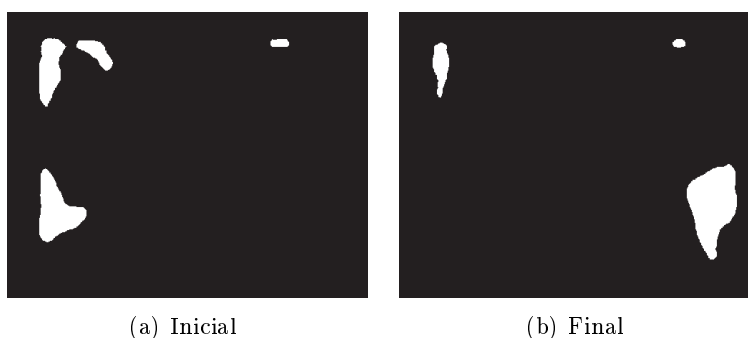


Figura 3.11: Representación de imagen central y final de una secuencia.

Para solucionarlo, en este proyecto primero se distinguieron entre aquellas imágenes anteriores a la imagen central y las posteriores a ella realizando una división de la imagen en cuatro cuadrantes (Figura 3.12).

Cuadrantes:

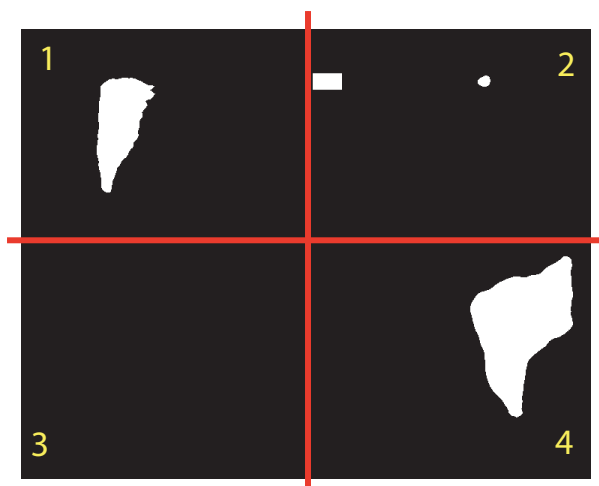


Figura 3.12: Representación en cuadrantes de imagen inicial y final de una secuencia.

Tras examinar la naturaleza de las imágenes, se observó que las primeras siluetas del individuo tendían a aparecer por el tercer cuadrante mientras que en las últimas se llevaba a cabo

dicha acción por el cuarto. Teniendo en cuenta dicha información y tomando como referencia la imagen central, se desarrolló una técnica de elección de aquellas zonas más relevantes de la imagen, es decir, aquellas que no pertenecían a ruido. En primer lugar se llevó a cabo la selección de la zona del tercer y cuarto cuadrante para las zonas de interés en imágenes iniciales y finales, respectivamente, y calculando posteriormente cada uno de los centroides de ellas. Una vez obtenidos, se realizó la proyección hacia los cuadrantes superiores (uno y dos respectivamente) seleccionando de esa manera las zonas de cintura (Figura 3.13). Este proceso se realizó tras el estudio de las zonas de aparición del ruido, las cuales tendían a localizarse en áreas alejadas a él.



Figura 3.13: Ejemplo del procedimiento de eliminación de ruido. En la imagen (a) se representa la imagen original, dividida en cuadrantes y el centroide del tercero proyectado verticalmente en el primero de ellos. En la imagen (b) se muestra la silueta final observada tras el proceso de eliminación de ruido.

Tras finalizar esta técnica, se concluyó la eliminación en gran medida del ruido inicial.

3.2.2. Paso 2. Alineación de imágenes.

La siguiente fase en el preprocesado de imágenes para esta base de datos consistió en el alineamiento de éstas. En el caso de la base de datos de USF DB, dicha alineación se realizó a partir de los centroides de cada una de ellas. En este proyecto, estas imágenes muestran figuras cortadas lo cual hacen inservible la aplicación de este proceso en la base de datos SFootBD.

Clasificación de imágenes mediante el tipo (inicial, central o final).

Para realizar el proceso de alineación se determinó una clasificación la cual permitía identificar entre imágenes iniciales, centrales y finales. Esta organización se propuso debido a la aparición incompleta de la silueta en estos dos últimos grupos que modificaba la forma de alineación de la imagen (no se tiene la cintura completa como punto de referencia).

La organización se basó en la colocación de la silueta: si resultaba en el borde de la imagen (izquierdo o derecho) se consideraban iniciales o finales, respectivamente, en caso contrario se definía como centrales.

Uno de los problemas detectados en la base de datos elegida recayó en la presentación de un extraño comportamiento en ciertas secuencias que intercalan imágenes clasificadas como iniciales o finales entre imágenes centrales. Este problema se resolvió a partir de la reclasificación de imágenes modificando las incorrectas en imágenes del tipo a la que pertenecían las de su alrededor (Figura 3.14).

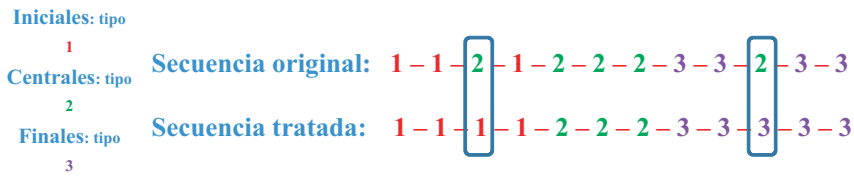


Figura 3.14: Ejemplo mostrado en la reclasificación del tipo de imagen.

Cálculo del desplazamiento.

Una vez organizadas correctamente las imágenes, se realizó la alineación de éstas. Para ello tomamos dos casos:

- imágenes centrales: su alineación se definió mediante la utilización de dos puntos de referencia (extremos de la cintura). A partir de este valor, se calculó el desplazamiento necesario hasta su colocación en la parte central de la imagen.
- imágenes no centrales (iniciales y finales): su alineación no podía ser realizada a partir de puntos de la cintura debido a imágenes incompletas. Su alineación se definió en función de las imágenes centrales cuyos desplazamientos se consideraban fiables.

Para ello se llevó a cabo el cálculo del desplazamiento de las imágenes centrales distinguiendo entre ellas las que se encontraban en posiciones anteriores a la imagen central y las posteriores a ella. A pesar de considerar la forma de caminar como un movimiento no lineal, el cálculo del desplazamiento se estimó de forma lineal, el cual presentaba resultados aceptables en la alineación. De esta manera, se llevaron a cabo los desplazamientos asociados a las imágenes iniciales y finales.

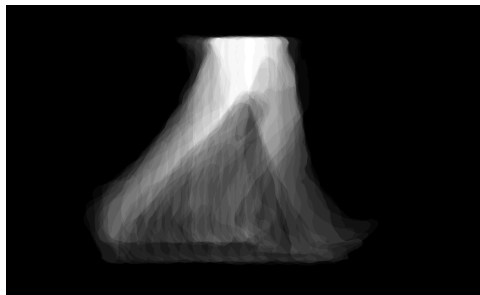


Figura 3.15: Ejemplo de superposición de imágenes alineadas.

Cabe señalar que se llevó a cabo una ampliación de las imágenes añadiendo fondo a cada extremo, lo cual permitía evitar la desaparición de la silueta tras un desplazamiento excesivo.

3.2.3. Paso 3. Normalización de las imágenes.

La tercera fase del preprocesado se definió como la normalización de las imágenes.

Esta fase se declaró necesaria en el proyecto debido las diferentes alturas presentes en las imágenes. Por ello se realizó la evaluación de la imagen con mayor altura de cada una de las secuencias y posteriormente la media de todas ellas. De esta manera el cálculo del factor de escalado proporcional se aplicó a cada imagen de cada secuencia hasta obtener un tamaño estándar.

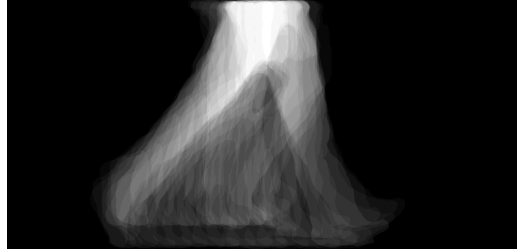


Figura 3.16: Ejemplo de imágenes de SFootBD normalizadas en altura.

3.2.4. Paso 4. Recorte de las imágenes.

Este paso se llevó a cabo debido al excesivo tamaño que presentaban las imágenes, lo cual dificultaba y aumentaba el tiempo computacional del sistema. Basándonos en el tamaño mostrado por las imágenes de la USF DB y con el fin de conseguir un tamaño parecido en la otra base de datos, se llevó a cabo una reducción de las imágenes de 600x760 a 60x88 píxeles.

3.3. Técnicas de extracción de patrones característicos.

En este proyecto siete técnicas de extracción de características discriminativas de la forma de andar del individuo se han estudiado e implementado, de las cuales seis han sido comparadas bajo las condiciones de las dos bases de datos definidas en la Sección 3.1 y las tres mejores se han unificado mediante dos métodos de fusión de puntuaciones.

En esta sección se han explicado los algoritmos utilizados para la extracción de patrones característicos de la forma de andar. Todos ellos se han clasificado como técnicas basadas en la apariencia recayendo su poder de distinción en la captura de las siluetas y comportamiento a través de toda la secuencia de imágenes. Así mismo, estos algoritmos se han utilizado mediante la aplicación de imágenes basadas en la visión lateral del individuo.

3.3.1. Gait Energy Image (GEI), 2006.

El primer método estudiado y más sencillo de implementar es el llamado Gait Energy Image (GEI) [14]. Su desarrollo se basa en la creación de un patrón característico a partir de la media de las imágenes normalizadas de una secuencia.

Como se puede comprobar en la Figura 3.17, este método refleja los cambios sufridos en la silueta durante la secuencia de imágenes la cual puede ser definida como un ciclo o incluso como parte de él. Su aplicación representa imágenes de energía acumulativa durante un tiempo

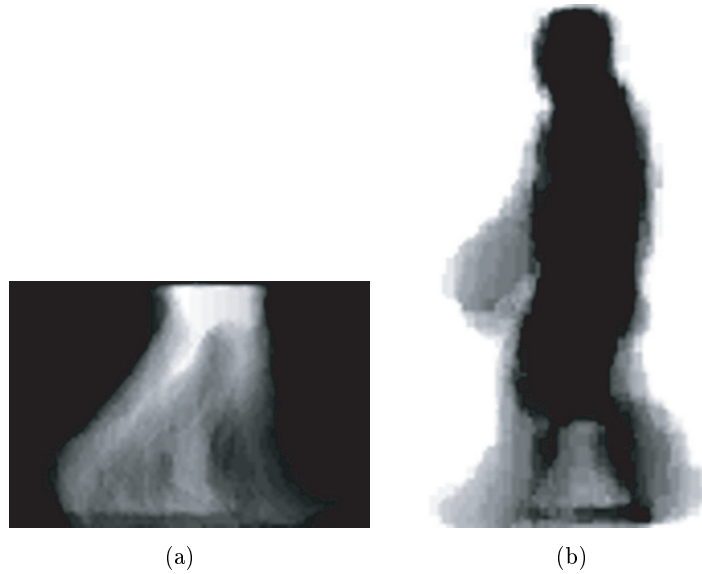


Figura 3.17: Ejemplo del Gait Energy Image para (a) SFootBD y (b) USF DB.

determinado y evalúa pixel a pixel los valores de intensidad que reflejan la frecuencia de ocurrencia en esas posiciones durante toda la secuencia. De esa manera son evaluadas las regiones que representan un mayor dinamismo en el movimiento global.

Su bajo coste computacional y de almacenaje al igual que sus óptimos resultados hacen de esta técnica un método muy utilizado en el estado del arte. De igual manera cabe resaltar la poca sensibilidad frente al ruido mostrada por dicho algoritmo debido a la leve influencia del ruido aleatorio (comúnmente presente en las imágenes) en el comportamiento del sistema.

3.3.2. Active Energy Image (AEI), 2010.

El segundo de los métodos estudiados es denominado Active Energy Image (AEI) [15]. Esta técnica se basa en la extracción únicamente de regiones activas entre imágenes consecutivas, eliminando aquellas zonas donde no se presenta movimiento. Al contrario que en el GEI, donde el movimiento se evalúa de manera global, es decir, sin distinción entre el orden de las imágenes y únicamente realizando la media de todas ellas, en el caso de AEI, el orden de las imágenes adquiere una mayor importancia.

En este método, en primer lugar se llevaba a cabo la obtención de imágenes intermedias mediante la resta entre imágenes consecutivas. De esta manera se lleva a cabo la extracción de la región cambiante entre ellas (valoración "paso a paso"). Tras su obtención, se realiza la media de todas las imágenes resta englobando toda la información en un único patrón característico.

Como podemos observar, el método AEI realiza su análisis en la información dinámica de la secuencia tal y como se muestra en la Figura 3.18. De esta manera es posible una discriminación de aquellas zonas donde no se produce cambio entre imágenes correlativas ya sea fondo o primer plano de la imagen.

Debido a la forma de extracción de características, este método contraresta los efectos de ruido continuo fijado en las mismas zonas de la imagen durante la grabación. De esta manera, se define como una solución a aquellas imágenes de poca calidad o que reflejan el transporte de objetos inmóviles (por ejemplo, mochilas) ya que estos resultan despreciables al no realizar ningún

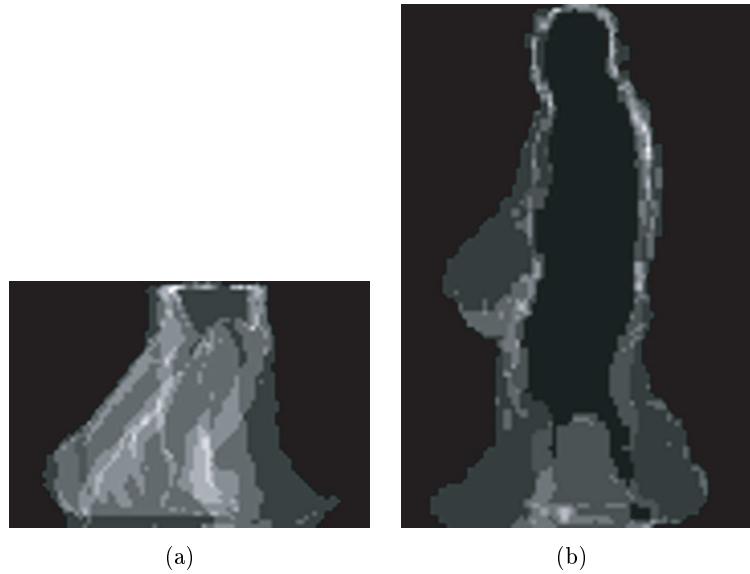


Figura 3.18: Ejemplo del Active Energy Image para (a) SFootBD y (b) USF DB.

cambio de posición durante el movimiento. Cabe destacar que únicamente el ruido aleatorio es imposible de reducir mediante el uso de esta técnica ya que no existe una presentación en zonas iguales de imágenes contiguas.

3.3.3. Gait Flow Image (GFI), 2011.

La siguiente técnica descrita es denominada Gait Flow Image (GFI) [16]. En este caso, y a diferencia del AEI, este método permite extraer información dinámica entre dos imágenes correlativas, no a partir de su resta sino mediante la utilización del flujo óptico obtenido para ellas.

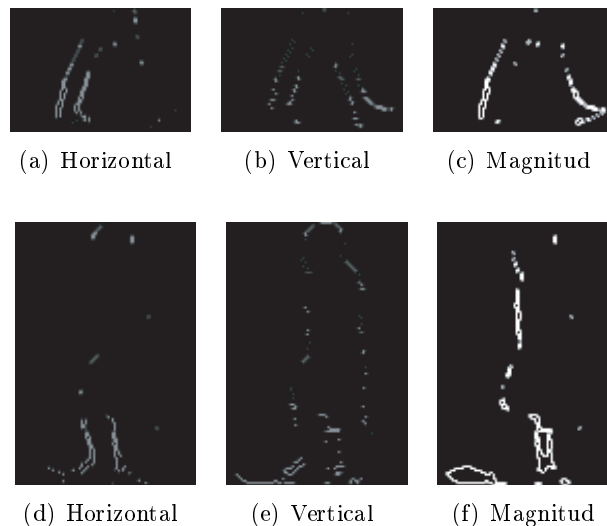


Figura 3.19: Representación de flujos ópticos en las secuencias de imágenes. Arriba SFootBD, abajo USF DB.

El flujo óptico fue definido en 1981 por Horn and Schunck [45] y representa la estimación

del desplazamiento (velocidades) que sufren los objetos de una escena a partir de secuencias de imágenes. La relación entre el flujo óptico en el plano de la imagen y la velocidad de los objetos se representa mediante tres dimensiones (altura, anchura e intensidad de brillo del pixel). Es por tanto que podemos encontrar dos tipos de campos de flujo óptico que reflejan las componentes verticales y horizontales. A partir de ellas se genera una imagen calculada mediante el módulo de ambas la cual se utiliza debido a la recopilación de la información global.

Tras la creación de las imágenes de flujos ópticos, para imágenes consecutivas, éstas se umbralizan para definir las zonas en blanco como las que no presentan movimiento y las negras al contrario. Por último se calcula la media de todas estas imágenes intermedias de manera que se pueda representar toda la información discriminativa en un mismo patrón de características.

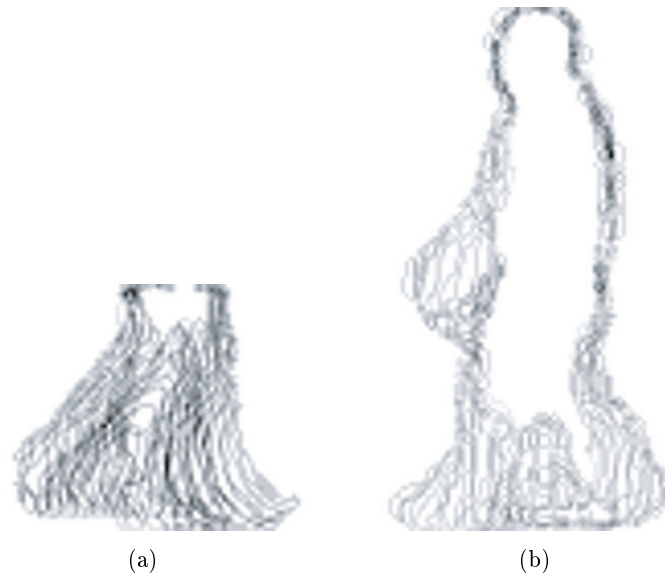


Figura 3.20: Ejemplo del Gait Flow Image para (a) SFootBD y (b) USF DB.

3.3.4. Motion Silhouette Contour Template (MSCT), 2011.

La técnica llamada Motion Silhouette Contour Template (MSCT) [16] se utiliza para la extracción de patrones característicos a partir de la representación de cada uno de los contornos de las siluetas de las imágenes en una misma.

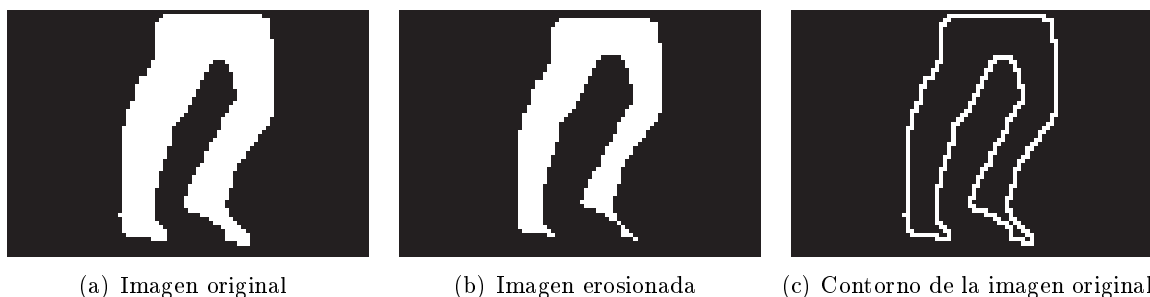


Figura 3.21: Ejemplo del proceso de extracción del contorno en una secuencia de la base de datos SFootBD.

Para ello en primer lugar se lleva a cabo la extracción de los bordes mediante la diferencia

entre imágenes y sus respectivas erosionadas. Éstas son llamadas CSI (Contour of each Silhouette Images, Figura 3.21 (c)).

Posteriormente se lleva a cabo la extracción de las características discriminativas de cada una de las secuencias de imágenes. Como se observa en la Ecuación 3.1, el cálculo del patrón resultante se realiza mediante la acumulación de la información imagen tras imagen de la secuencia. En este caso se irán seleccionando los valores distintos del fondo de la imagen asignándoles un valor en función a su intensidad.

$$\begin{aligned}
 t = 1, MSCT_{t,i}(x, y) &= CSI_{t,i}(x, y) \\
 t > 1, MSCT_{t,i}(x, y) &= \begin{cases} 255, CSI_{t,i}(x, y) = 1 \\ \text{máx}(0, MSCT_{t-1,i}(x, y) - \delta), \text{resto} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Tras analizar este método se puede observar la transmisión de la información del contorno de las siluetas a lo largo de la secuencia. Los bordes de imágenes recientes se presentan con mayor intensidad que los contornos de imágenes anteriores. Esto permite conocer no solo la variación de la silueta sino la información de su orden temporal en la secuencia.

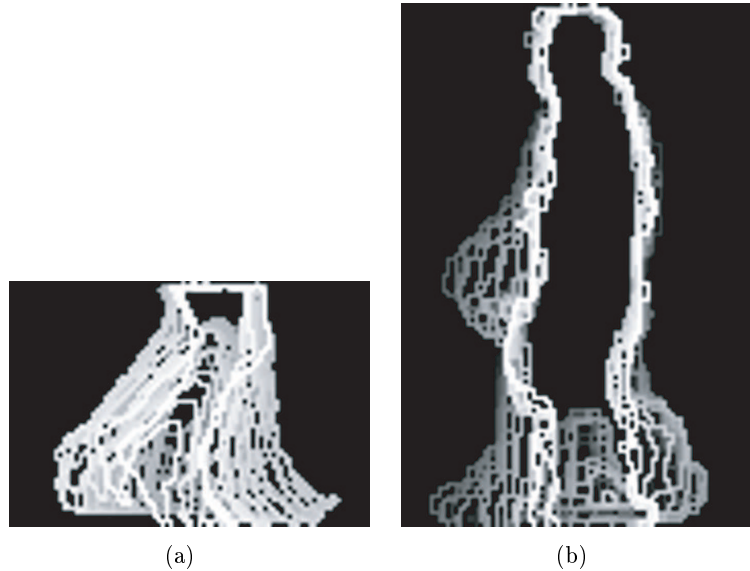


Figura 3.22: Ejemplo del Motion Silhouette Contour Template para (a) SFootBD y (b) USF DB.

3.3.5. Periodic Sequence Width Images (Width), 2009.

La técnica definida como Periodic Sequence Width Images (Width) [17] basa su método en el cálculo de la variación de la anchura de la silueta de cada una de las imágenes. En este caso, la utilización de imágenes completas resulta un factor importante ya que aquellas iniciales o finales de la SFootBD presentan anchuras que no corresponden a la imagen real. Por ello, este método se utiliza con toda la secuencia de la USF DB y únicamente las imágenes centrales de la SFootBD.

El algoritmo comienza realizando el cálculo de las anchuras de las líneas de cada imagen (Figura 3.23) almacenando los valores en vectores (uno por imagen). Posteriormente, se representan cada uno de los vectores calculados en la secuencia en columnas, asociando cada valor de anchura mediante una intensidad de pixel.

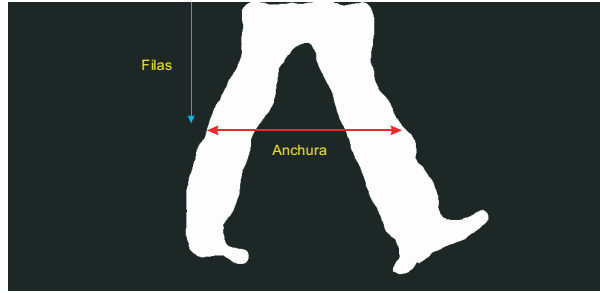


Figura 3.23: Ejemplo del desplazamiento realizado para el cálculo de la anchura de las imágenes.

Como se puede observar en el procedimiento del método, la técnica definida permite no solo trabajar con una fácil implementación sino que representa información espacio-temporal en un mismo gráfico. La lectura en columna del patrón define la anchura y por tanto el contorno de la silueta, mientras que la lectura en una misma fila obtiene la información del movimiento realizado a lo largo de la secuencia.



Figura 3.24: Ejemplo del Periodic Sequence Width Images para (a) SFootBD y (b) USF DB.

3.3.6. Enhance Gait Energy Image (EGEI), 2008.

El siguiente método descrito en el proyecto es el denominado Enhance Gait Energy Image (EGEI) [18] el cual se crea como una ampliación del método GEI nombrado en la Sección 3.3.1.

Su fundamento se basa inicialmente en la observación de tres diferentes regiones presentes en las Gait Energy Images (Figura 3.25). En éstas se distinguen partes estáticas de la imagen (regiones I y II) pertenecientes al fondo y primer plano, mientras que en la región III se muestra la región dinámica. Es en esta zona intermedia donde se distingue la información más discriminativa del movimiento, cuya intensidad de pixel entre diferentes GEIs refleja las características intrínsecas entre personas. De esta manera, la información dinámica se cuantifica a partir de la desviación estándar o dispersión producida entre GEIs del conjunto de entrenamiento.

El proceso realizado se basa en la creación de la media de cada una de las clases, C , del conjunto de entrenamiento a partir de las imágenes GEI, calculadas siguiendo el método descrito en la Sección 3.3.1. De esa manera se lleva a cabo la recopilación de toda la información de las secuencias de entrenamiento para cada usuario (Ecuación 3.2). Posteriormente se calcula la



Figura 3.25: Ejemplo de las regiones discriminativas observables en el Gait Energy Image.

desviación estándar de todas de las clases en el conjunto de entrenamiento mediante la Ecuación 3.3. Este cálculo permite determinar la variabilidad o dispersión definida en el conjunto de entrenamiento. Finalmente esta matriz se normaliza denominándose máscara T_{DWM} (*Dynamics Weight Mask*).

$$G_{avg}^i(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N G_m^i(x, y), i = 1, \dots, C \quad (3.2)$$

$$\sigma_G(x, y) = \sqrt{\frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \left[G_{avg}^i(x, y) - \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C G_{avg}^i(x, y) \right]^2} \quad (3.3)$$



Figura 3.26: Ejemplo de la desviación estándar obtenida en la USF DB.

El proceso de test se lleva a cabo tras la aplicación de la T_{DWM} a cada una de las GEIs calculadas a partir de la media de las imágenes de la secuencia siguiendo la Ecuación 3.4. Cabe

señalar la utilización de un factor de escalado obtenido del estado del arte [18], el cual se considera como una aproximación a los datos observados en la realidad.

$$E(x, y) = G(x, y) \times (T_{DWM}(x, y))^{\gamma} \quad (3.4)$$

Como solución para el realce aun más de la información, se aplican filtros Gabor en cada una de las imágenes obtenidas en el paso anterior. Estos elementos exhiben atractivas características de localización espacial y orientación selectiva y son óptimamente localizados en el espacio y dominio de la frecuencia (Figura 3.27).

El filtro de Gabor es un filtro lineal cuya respuesta de impulso es una función sinusoidal multiplicada por una función gaussiana. La principal ventaja que se obtiene al introducir la envolvente gaussiana es que las funciones de Gabor están localizadas tanto en el dominio espacial como en el de la frecuencia (Gabor, 1946 [46])

Para su utilización se seleccionaron ocho orientaciones diferentes, determinadas por los ángulos 20° , 45° , 60° , 90° , 120° , 135° , 160° y 180° y cinco escalas, 1-5.

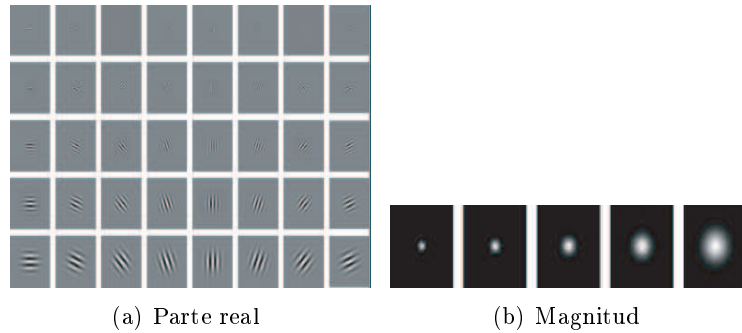


Figura 3.27: Banco de Filtros Gabor. Núcleos creados a partir de 5 escalas y 8 orientaciones.

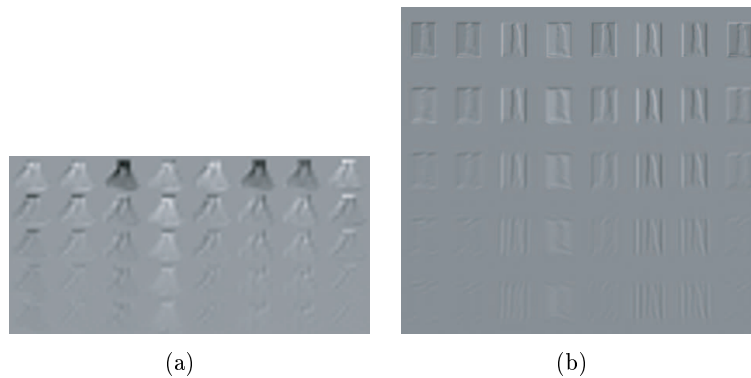


Figura 3.28: Ejemplo del Enhanced Gait Energy Image (parte real) para (a) SFootBD y (b) USFDB.

3.3.7. Multilinear Principal Component Analysis (MPCA), 2006.

El último método implementado en el proyecto, Multilinear Principal Component Analysis (MPCA) [19], se define como una ampliación de PCA, Principal Component Analysis. Éste se conoce como una técnica de reducción de la dimensionalidad de un conjunto de datos que

presentan un gran número de variables interrelacionadas, reteniendo la máxima información discriminativa y representándola mediante la utilización de los llamados componentes principales (PCs, principal components). Éstos son ordenados de forma que aquellos con mayor información son definidos como primeros mientras que el resto son colocados en distintas posiciones.

Siguiendo la misma línea del proceso definido para PCA, el método MPCA crea de igual manera un conjunto de componentes principales a partir de datos representados en más de dos dimensiones. En nuestro caso las bases de datos utilizadas se representan en cuatro dimensiones (altura y anchura de las imágenes, número de imágenes en la secuencia y secuencia de la base de datos de entrenamiento). Ejemplo mostrado de las tres primeras dimensiones en la Figura 3.29.

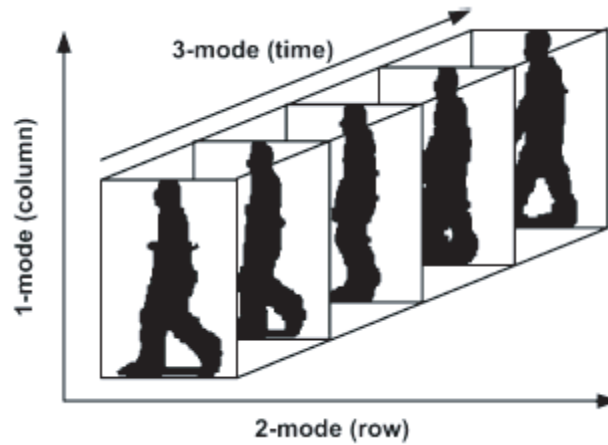


Figura 3.29: Ejemplo de la distribución del método Multilinear Principal Component Analysis para una secuencia de imágenes.

Cabe señalar que dicho método se llevó a cabo a partir del código proporcionado por el autor del artículo de referencia en este algoritmo. Es por tanto que este método no fue implementado ni estudiado en profundidad en este proyecto.

3.4. Resumen del capítulo.

En este capítulo se ha mostrado la información más relevante en el desarrollo del proyecto. En primer lugar, se han descrito las bases de datos utilizadas con diferentes propiedades que representan situaciones comparables con información ideal o real, bajo un entorno sin supervisión. Posteriormente, y debido a las características de una de las bases de datos, se ha explicado el desarrollo de la etapa de preprocesado para la eliminación máxima de ruido. Por último se han descrito cada uno de los fundamentos en los que se basan los algoritmos implementados en el sistema y extraídos del estado del arte. Éstos permiten realzar diferentes características de las imágenes mediante diferentes procedimientos, adaptándose a las propiedades de las bases de datos.

4

Experimentos realizados y resultados.

En esta sección se explican los experimentos principales realizados para llevar a cabo una evaluación del sistema desarrollado. En primer lugar se han definido un conjunto de protocolos experimentales, los cuales son aplicados a cada una de las pruebas y posteriormente se ha realizado una explicación de los resultados obtenidos en cada una de las condiciones representadas.

Además de estos experimentos principales, durante el proyecto se han realizado comprobaciones de los métodos utilizados tanto de extracción de características como de reducción de la dimensionalidad. El objetivo de estas pruebas se basa en la variación de los parámetros fijados de los métodos (número de componentes) con el fin de optimizar el rendimiento del sistema desarrollado. Todas estas comprobaciones son mencionadas durante este capítulo, siendo sus resultados reflejados en los anexos adjuntos al final de la memoria.

4.1. Protocolo experimental.

Como se mencionó en la Sección 3.1, los experimentos llevados a cabo para la evaluación del sistema desarrollado en el proyecto son realizados a partir de la utilización de dos bases de datos.

- Base de datos 1: **SFootBD, Swansea University, UK.**
- Base de datos 2: **USF DB, University of South Florida, US.**

Uno de los procesos más importantes en la evaluación del proyecto reside en la división de la información a partir de:

- **número de secuencias por usuario, elegidas para la fase de entrenamiento** (10 o 40 secuencias por usuario),
- **tipo de selección determinada para ello** (de forma ordenada o mediante la selección aleatoria de los datos de entrenamiento).

En ello puede destacarse la independencia absoluta encontrada entre información de entrenamiento y test para cada uno de los experimentos. De esa manera son creadas un conjunto de listas que definen dichas agrupaciones las cuales ayudan a resaltar la fase de extracción de resultados.

4.1.1. Creación de listas de entrenamiento y test.

SFootBD.

La base de datos SFootBD se compone globalmente de secuencias de imágenes que se dividen en dos grupos: información de entrenamiento y test tal y como se muestra en la Figura 4.1.



Figura 4.1: Representación de la base de datos SFootBD.

Debido a que las secuencias de imágenes de la base de datos originalmente se presentan sin ninguna clasificación, es decir, no se indica si son para entrenamiento o para test, se crearon listas que relacionaban cada una de las secuencias de la base de datos SFootBD a los subconjuntos (entrenamiento y test). De esa manera era posible hacer múltiples combinaciones de la información con una misma base de datos.

La división de entrenamiento y test se hizo de forma que todos los usuarios de entrenamiento tuvieran el mismo número de datos.

USF DB.

Tal y como fue comentado en la Sección 3.1, la base de datos USF DB fue obtenida a partir de la University of South Florida, encontrando una asignación fija en los datos utilizados para el conjunto de entrenamiento y test. Su representación se muestra mediante dos archivos, Gal.mat y Prb_ *prueba*.mat, respectivamente, los cuales almacenan dos valores:

- **fea3D.mat.** Matriz de 4 dimensiones (número de filas, número de columnas, número de imágenes en la secuencia y número de secuencia). En ella se almacena la información de las imágenes de la base de datos para cada una de ellas.
- **gnd.mat.** Vector encargado de la relación entre cada usuario y sus secuencias de imágenes asociadas.

Es por tanto que mediante la utilización de ambos datos y manteniendo la relación entre ellos es posible realizar los experimentos sin mayor problema que utilizando aquellas matrices pertenecientes a la fase de entrenamiento o a la de test.

4.1.2. Clasificación de protocolos experimentales.

A continuación son expuestos tres protocolos experimentales los cuales son aplicados a los procesos de extracción de patrones característicos, obteniéndose resultados que evalúan el sistema desarrollado tanto para verificación (utilización de curvas DET) como identificación (empleo de curvas CMC).

Protocolo experimental 1: 10 secuencias por usuario para entrenamiento.

El primer protocolo experimental definido en el proyecto se aplicó a las dos bases de datos (SFootBD y USF DB), posibilidad de uso debido a la naturaleza presentada.

SFootBD es definida como la primera base de datos utilizada en el primer protocolo experimental, la cual no presenta inicialmente una selección secuencias de entrenamiento y test fija, tal y como se explicó en la Sección 4.1.1.

Teniendo en cuenta la elección de estas listas cabe destacar que la utilización del resto de la base de datos como secuencias de test implica la posibilidad de ataques al sistema de sujetos los cuales no habían sido entrenados en él (impostores del sistema). Es por ello que los resultados presentes en el sistema, aun en igualdad de condiciones de tipos de imágenes, siempre presentan un menor rendimiento en comparación. En estos casos, nunca podremos llegar a identificar o verificar la identidad de un sujeto el cual no fue registrado anteriormente en ella.

Por otra parte, la elección de las secuencias es determinada de forma ordenada, es decir, aquellas primeras registradas son utilizadas como entrenamiento del sistema mientras que las últimas son empleadas como test (Figura 4.2).



Figura 4.2: Representación de la selección de secuencias de la base de datos SFootBD para el protocolo experimental 1.

Por otra parte, la **USF DB** se utiliza a partir de la información obtenida por la University of South Florida. Ésta se emplea de forma original y no se lleva a cabo ninguna modificación durante el proyecto.

La Tabla 4.1, destaca los datos más relevantes del protocolo:

	Usuarios entrenamiento	Secuencias entrenamiento por usuario (media)	Usuarios test	Secuencias test por usuario (media)	Selección de las secuencias
SFootBD_10	59	10	130	71	Ordenado
USF DB_10	71	10	71	63	Ordenado

Cuadro 4.1: Datos presentes en el protocolo experimental 1.

Protocolo experimental 2: 40 secuencias por usuario con permanencia en su registro.

Debido a la imposibilidad de modificación de listas en la USF DB y la poca cantidad de secuencias presentes en ella, el segundo experimento utilizado en el proyecto se lleva a cabo únicamente con la utilización de la **primera base de datos (SFootBD)**.

Tal y como se apuntó en la Sección 4.1.1 la no clasificación inicial de los datos de entrenamiento y test, agrupados en un mismo conjunto sin encasillar, y la amplia cantidad de información (grupo de usuarios con muchas secuencias de imágenes), permite, en la SFootBD, la posibilidad de la creación de nuevas listas donde puedan ser modificados los parámetros a elegir (usuarios y secuencias por usuario). De igual manera que en el primer experimento, el resto de la información se utiliza como secuencias de pruebas y de igual manera refleja problemas de usuarios no entrenados intentando acceder al sistema.

Siguiendo el mismo procedimiento anteriormente explicado, su elección se realiza de forma ordenada, manteniendo la relación temporal de registro (Figura 4.2).

Como podemos observar en la Tabla 4.2, y teniendo en cuenta la naturaleza de la base de datos, el número de secuencias por usuario aumentará frente al protocolo experimental 1, mientras que el número de usuarios a utilizar quedará reducido.

	Usuarios entrenamiento	Secuencias entrenamiento por usuario (media)	Usuarios test	Secuencias test por usuario (media)	Selección de las secuencias
SFootBD_40	40	40	130	63	Ordenado

Cuadro 4.2: Datos presentes en el protocolo experimental 2.

Protocolo experimental 3: 10 y 40 secuencias por usuario para entrenamiento con selección aleatoria.

Por último se define un tercer protocolo con el que poder observar la influencia de la selección de los datos de entrenamiento y test (selección ordenada o aleatoria en el tiempo, Figura 4.3).

De igual manera que en el punto anterior, dicho proceso únicamente se realiza en la primera base de datos ya que la segunda no presenta la posibilidad debido a la utilización de listas fijas.

La selección se realiza a partir de 10 y 40 secuencias por usuario continuando con el mismo proceso que se ha explicado anteriormente pero variando el método de selección de ellos. Para este caso, su selección se realiza de forma aleatoria, es decir, el número de secuencias utilizados

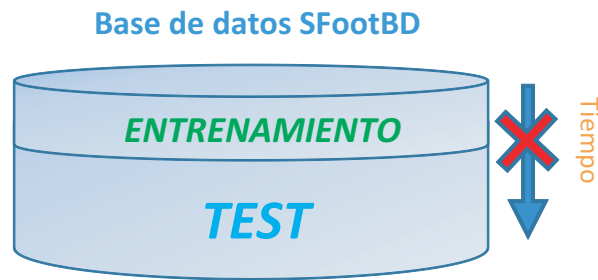


Figura 4.3: Representación de la selección de secuencias de la base de datos SFootBD para el protocolo experimental 3.

para ambos subconjuntos es mantenido, eligiéndose un orden temporal distinto, ya que dichas imágenes son seleccionadas de forma aleatoria a lo largo de toda la base de datos. Es por tanto que éste protocolo presenta una mayor variabilidad en los datos utilizados como entrenamiento ya que las condiciones en las que un sujeto era registrado varían en mayor medida no siguiendo un periodo temporal.

	Usuarios entrenamiento	Secuencias entrenamiento por usuario (media)	Usuarios test	Secuencias test por usuario (media)	Selección de las secuencias
SFootBD_10	59	10	130	71	Aleatorio
SfootBD_40	40	40	130	63	Aleatorio

Cuadro 4.3: Datos presentes en el protocolo experimental 3.

4.1.3. Algoritmos de reducción de dimensionalidad y clasificador.

En este proyecto se han utilizado dos técnicas de reducción de dimensionalidad, *Principal Component Analysis* (PCA) y *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Por último, el clasificador *Support Vector Machine* (SVM) se ha usado en la evaluación del sistema.

Cabe señalar que dichos algoritmos se han aplicado sin llevar a cabo un estudio en profundidad. Su utilización se define tras la observación de su frecuente aplicación en el estado del arte estudiado en la primera fase del proyecto.

Principal Component Analysis (PCA).

El primero de ellos, *Principal Component Analysis* (PCA) [47] basa su fundamento en la proyección de un espacio vectorial de N dimensiones en otro subespacio ortogonal de M dimensiones ($N < M$). Para ello convierte el conjunto de variables en un subconjunto menor, el cual se representa con los llamados Principal Components (PCs). Estos se clasifican en relación a su información discriminativa en función de pesos, los cuales permiten la ordenación de mayor a menor de ellos. Una vez realizada esa distribución se determina el número de componentes utilizados para la reducción de la información.

La utilización de este algoritmo se realizada al final del proceso del proyecto, sin embargo, no fue inicialmente utilizado de forma similar. En primer lugar, se pensó con un método utilizado

mediante un número fijo de componentes, no obstante, tras pruebas realizadas posteriormente se observó la influencia de la variación y adaptación del número de componentes a cada método de extracción de características. Por tal motivo, el número de componentes se presenta variable, mostrando valores entre 50 y 450.

Cabe señalar que la mayor utilización de componentes del PCA no está ligada linealmente al incremento del rendimiento del sistema. Esto se debe a la ocasional inclusión de ruido tras el aumento de dichos valores y por lo tanto reducción de la productividad del sistema.

Linear Discriminant Analysis (LDA).

El segundo método se denomina *Linear Discriminant Analysis* (LDA) [48] el cual se usa en el reconocimiento de patrones característicos llevando a cabo una transformación a un subespacio distinto al original con el fin de separar la distancia interclase y recoger en una zona concreta la intraclase. Es por ello que este método se define como un método supervisado ya que necesita información acerca de las clases utilizadas en el sistema para su utilización. El número de componentes utilizadas para dicha técnica es definido como el número de clases menos 1.

Support Vector Machine (SVM).

El método Support Vector Machine es una técnica utilizada como clasificador de la información en un sistema. Su fundamento se basa en la transformación de la información a un subespacio el cual permita encontrar el hiperplano capaz de separar aquellas condiciones presentes en el sistema. Se pueden usar diferentes opciones de kernel, siendo utilizado en este proyecto kernel gaussiano.

4.2. Experimento 1: Comparación de resultados de extracción de patrones característicos para ambas bases de datos.

El primer experimento realizado marca como objetivo la evaluación y comparación de los métodos de extracción de patrones característicos, descritos en la Sección 3.3, aplicados en el **Protocolo Experimental 1** definido en la Sección 4.1.2. Bajo esas condiciones se evalúan los siguientes algoritmos:

- **GEI:** Gait Energy Image
- **AEI:** Active Energy Image
- **GFI:** Gait Flow Image
- **MSCT:** Motion Silhouette Contour Template
- **EGEI:** Enhanced Gait Energy Image
- **MPCA:** Multilinear Principal Component Analysis

A pesar de haber sido implementados en el proyecto, el método **Width**, *Periodic Sequence Width Images*, no se evaluó en estos experimentos ya que se consideró poco discriminativo tras

realizar un estudio de los primeros resultados. Este método se evaluó inicialmente (resultados mostrados en el Anexo A), observándose valores muy inferiores al resto de algoritmos, decidiendo su descarte en esta fase tan inicial.

Una vez realizado el proceso de extracción de características del resto de técnicas no descartadas, se realizó la fase de reducción de dimensionalidad. En ella se aplicó primero la técnica de PCA, comprobando su rendimiento tras la variación del número de componentes. Posteriormente se empleó el segundo método, LDA y el clasificador SVM (resultados finales para cada método bajo diferentes condiciones mostrados en el Anexo B).

Como podemos observar en el Anexo B, el incremento de la verificación de un algoritmo no siempre significa un incremento en la identificación. Es decir, se pueden obtener situaciones donde la mejora en un modo de operación empeora el otro. Por ello, la elección de que parámetros no siempre se realizó de forma estándar. Se eligió el caso que presentaba una mayoría de resultados mejores.

4.2.1. Evaluación del experimento 1.

En la Tabla 4.4 se reflejan los mejores resultados obtenidos para cada uno de los algoritmos cuyos resultados se muestran en el Anexo B.

Algoritmos:	10 secuencias por usuario con selección ordenada							
	SFootBD				USF DB			
	PCs	Rank1	Rank5	EER	PCs	Rank1	Rank5	EER
GEI	100	49.98	77.77	12.7056	100	81.71	96.42	3.9890
AEI	100	41.56	69.08	16.4219	150	65.06	85.56	9.2160
GFI	100	45.10	72.58	14.3508	150	65.47	85.97	9.6286
MSCT	50	46.89	75.11	13.5498	150	67.26	88.31	7.9780
EGEI	50	53.37	79.75	11.9418	100	83.22	96.42	4.1187
MPCA	300	65.26	83.21	9.8414	200	83.08	95.46	5.3645

Cuadro 4.4: Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en el Experimento 1.

En este primer experimento de comparación entre algoritmos y bases de datos se pueden encontrar dos situaciones diferentes.

En primer lugar, en la primera base de datos, SFootBD, se observa un claro despunte del método MPCA frente al resto de algoritmos los cuales presentan curvas relativamente cercanas entre ellos. Este método consigue tasas de identificación de 83,21 % en el rank5 frente al 79,75 % presente en el segundo mejor algoritmo (EGEI). Se consigue por tanto un porcentaje relativo mínimo de mejora del 4,16 % en la utilización de este método con respecto al resto. Por otra parte, el mismo comportamiento se puede observar en el modo de verificación mostrándose una localización alejada del MPCA frente al resto de algoritmos. En este caso es posible obtener hasta un EER igual a 9,84 %, observando de igual manera que en identificación, un porcentaje relativo mínimo de mejora de un 17,59 % con respecto a otros. Como podemos observar la diferencia en los resultados es claramente destacable.

Por otra parte, en la segunda base de datos, USF DB, el comportamiento se presenta distinto a la anterior. En primer lugar, las curvas descritas por los algoritmos presentan una mayor

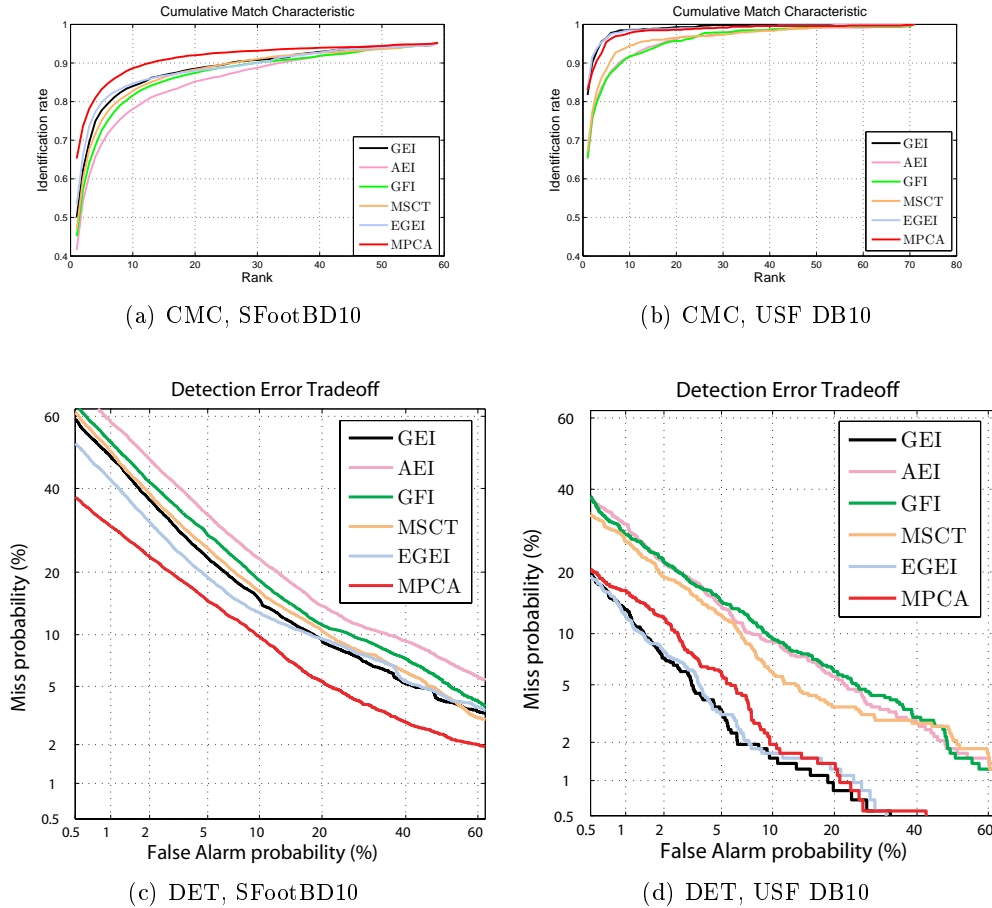


Figura 4.4: Resultados de identificación y verificación de los algoritmos (como mejores resultados en función de sus PCs) para las dos bases de datos, siguiendo el Protocolo Experimental 1.

saturación (de manera más brusca) alrededor del rank5 frente a las mostradas en la primera base de datos, cuya saturación se mostraba en el rank10 y seguía un aumento más gradual. En este caso, la Figura 4.4 (b) presenta claramente dos agrupaciones distinguibles de los métodos. MPCA, EGEI y GEI destacan mejores resultados en comparación con el resto de algoritmos, mostrando curvas prácticamente similares entre ellos. Este comportamiento se muestra de igual manera en la verificación, destacándose dos agrupaciones con los mismos métodos y presentando porcentajes relativos de mejora de hasta 7,49 % de rank5 y 15,85 % en EER.

Cabe señalar la elección del GEI como método con mejores resultados de los tres, presentando valores de 96,42 % en el rank5 y hasta 3,99 % de EER. Resulta llamativo el rendimiento que presenta este método debido a su facilidad de implementación y sus óptimos resultados.

Como se observa en los resultados mostrados en la Tabla 4.4, el algoritmo MPCA presenta un número de componentes principales mucho mayor al necesario en el resto. Esto es debido a la utilización de una mayor cantidad de información necesaria en el algoritmo. En el caso del resto, las dimensiones aplicadas al PCA únicamente se presentan como filas x columnas x número de secuencias de entrenamiento (60x88x590 para SFootBD y 120x88x710 para USF DB), mientras que en el MPCA debemos añadirle una cuarta dimensión que se debe a cada una de las 20 imágenes de las secuencias.

Es por tanto que de forma general y tal y como se predijo al comienzo del proyecto, existe una clara diferencia en el rendimiento del sistema tras la utilización de ambas bases de datos.

La base de datos USF DB presenta resultados mejores a la SFootBD. A pesar de ello, los valores recogidos por la SFootBD resultan aceptables a pesar de utilizar únicamente la parte inferior del cuerpo. Este experimento demuestra las conclusiones incorrectas descritas en el artículo de investigación [49] donde se indica que la parte discriminativa del cuerpo es la superior.

Podemos encontrar un comportamiento mucho más real en la primera de ellas frente a uno más ideal en la segunda.

4.3. Experimento 2: Comparación en función del número de secuencias de entrenamiento.

El objetivo del siguiente experimento se basa en la evaluación de la influencia del número de secuencias por usuario (10 o 40) utilizadas en la fase de entrenamiento del sistema. Para ello se aplican las condiciones del **Protocolo experimental 2**, el cual se lleva a cabo únicamente para la primera base de datos (SFootBD). En éste se seleccionan 40 secuencias por usuario en el conjunto de entrenamiento y clasificando el resto de la base de datos como conjunto de test. Seguidamente estos experimentos se compararon con los obtenidos en el Experimento 1.

4.3.1. Evaluación del experimento 2.

A continuación se observa la Tabla 4.5 donde se recogen cada uno de los resultados obtenidos tanto para la evaluación del sistema en modo de verificación como identificación.

Algoritmos:	SFootBD con selección ordenada							
	10 secuencias por usuario				40 secuencias por usuario			
	PCs	Rank1	Rank5	EER	PCs	Rank1	Rank5	EER
GEI	100	49.98	77.77	12.7056	100	66.68	86.51	8.6306
AEI	100	41.56	69.08	16.4219	150	60.39	82.45	11.3640
GFI	100	45.10	72.58	14.3508	150	61.81	85.23	9.7990
MSCT	50	46.89	75.11	13.5498	50	62.12	85.77	9.3760
EGEI	50	53.37	79.75	11.9418	50	70.58	88.04	7.6294
MPCA	300	65.26	83.21	9.8414	350	78.14	89.88	6.4165

Cuadro 4.5: Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en el Experimento 2.

Como se puede comprobar, los resultados presentes muestran componentes del PCA similares entre ambos experimentos. Únicamente los experimentos de 40 secuencias por usuario presentan valores ligeramente mayores a los de 10 secuencias. Esto es debido a la utilización de una mayor variabilidad en ese caso, influida por un mayor número de secuencias de entrenamiento.

En este caso, ambas Figuras 4.5 (a) y b)) presentan los mismos comportamientos en ambas situaciones, destacándose ambas saturaciones en el rank10. Podemos observar que el algoritmo MPCA presenta un rendimiento claramente superior al resto de los métodos utilizados tanto en verificación como identificación.

En el primero de los casos, se puede destacar un rank5 de 83,21 % frente al 89,88 % mostrado en el segundo experimento. De esta manera, es posible conseguir un porcentaje relativo de mejora

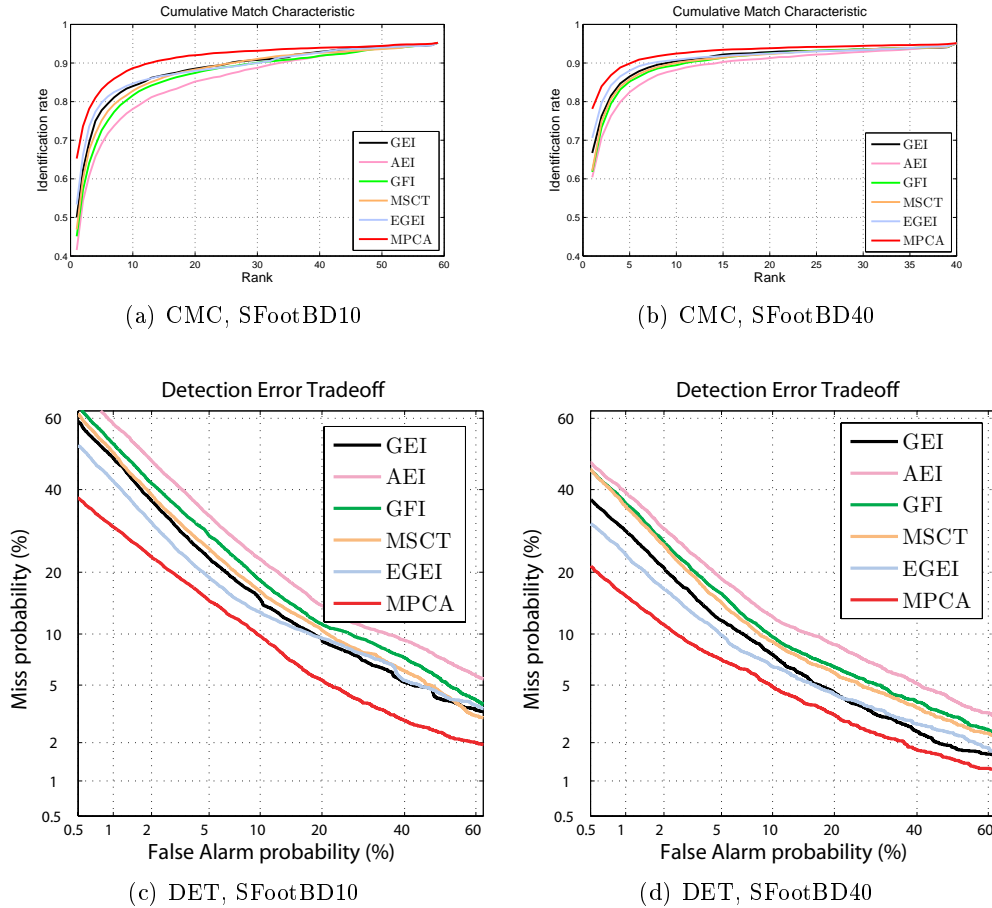


Figura 4.5: Resultados de identificación y verificación de los algoritmos (como mejores resultados en función de sus PCs) para la SFootBD con 10 y 40 secuencias por usuario, siguiendo el Protocolo Experimental 2.

del 7,42 %. En el caso de la verificación podemos encontrar un EER igual a 9,84 % mejorándose hasta un 6,42 % al aumentar a 40 el número de secuencias por usuario. En este caso conseguimos un 34,76 % de porcentaje relativo de mejora.

Como se puede observar en este experimento, la influencia en el número de secuencias utilizadas para el entrenamiento de un sistema representa un factor importante ya que optimiza los resultados obtenidos. Esto se debe a que se adquiere una mayor información acerca de los usuarios entrenados y por lo tanto una mayor variabilidad y entrenamiento en ese caso.

4.4. Experimento 3: Fusión a nivel de las puntuaciones entre algoritmos de extracción de características.

El objetivo del tercer experimento se basa en la comprobación de la mejora a partir de la fusión a nivel de scores de los algoritmos evaluados bajo las condiciones de los **Protocolos Experimentales 1 y 2**.

Para ello primero se distingue una primera división, la cual representa cada uno de los escenarios en los que se realizan las fusiones entre algoritmos.

- Protocolo Experimental 1 (10 gaits por usuario y listas ordenadas).
 - Base de datos SFootBD
 - Base de datos USF DB
- Protocolo Experimental 2 (40 gaits por usuario y listas ordenadas).
 - Base de datos SFootBD

Posteriormente, y tras la observación del comportamiento de los algoritmos en los dos experimentos anteriores, éstos se ordenan en función del rendimiento mostrado (mayor a menor):

- Base de datos SFootBD (10 y 40 gaits por usuario). MPCA, EGEI, GEI, MSCT, FLOW y AEI.
- Base de datos USF (10 gaits por usuario). EGEI, MPCA, GEI, MSCT, FLOW y AEI.

El siguiente paso mostrado en el experimento se basa en la agrupación de éstos, comenzando a fusionar los dos primeros de cada escenario y añadiéndolos gradualmente, uno a uno, para la generación de nuevas fusiones:

- Fusión 1: EGEI + MPCA
- Fusión 2: EGEI + MPCA + GEI
- Fusión 3: EGEI + MPCA + GEI + MSCT
- Fusión 4: EGEI + MPCA + GEI + MSCT + FLOW
- Fusión 5: EGEI + MPCA + GEI + MSCT + FLOW + AEI

Una vez especificadas las fusiones, se definieron dos tipos de fusión de puntuaciones:

- Fusión suma de las puntuaciones.
- Fusión producto de las puntuaciones.

En el Anexo C se describen los resultados obtenidos tras llevar a cabo las diferentes fusiones para cada uno de los mejores resultados obtenidos por cada método.

4.4.1. Evaluación del experimento 3.

Tras evaluar cada una de las fusiones para cada base de datos y bajo distintas condiciones (ver Anexo C), se seleccionaron las fusiones que presentaban los mejores resultados. Se eligió la fusión producto ya que se observaron mejores resultados que en la suma.

Como podemos observar en las Tablas 4.6 y 4.7, dicho comportamiento se presenta ligeramente distinto entre bases de datos. Mientras que en la base de datos SFootBD (para ambos tipos de selección de secuencias) se presenta la Fusión 1 (MPCA+EGEI) como solución óptima en la combinación de métodos, en la segunda base de datos, se define la Fusión 2 (MPCA+EGEI+GEI) con mejores resultados.

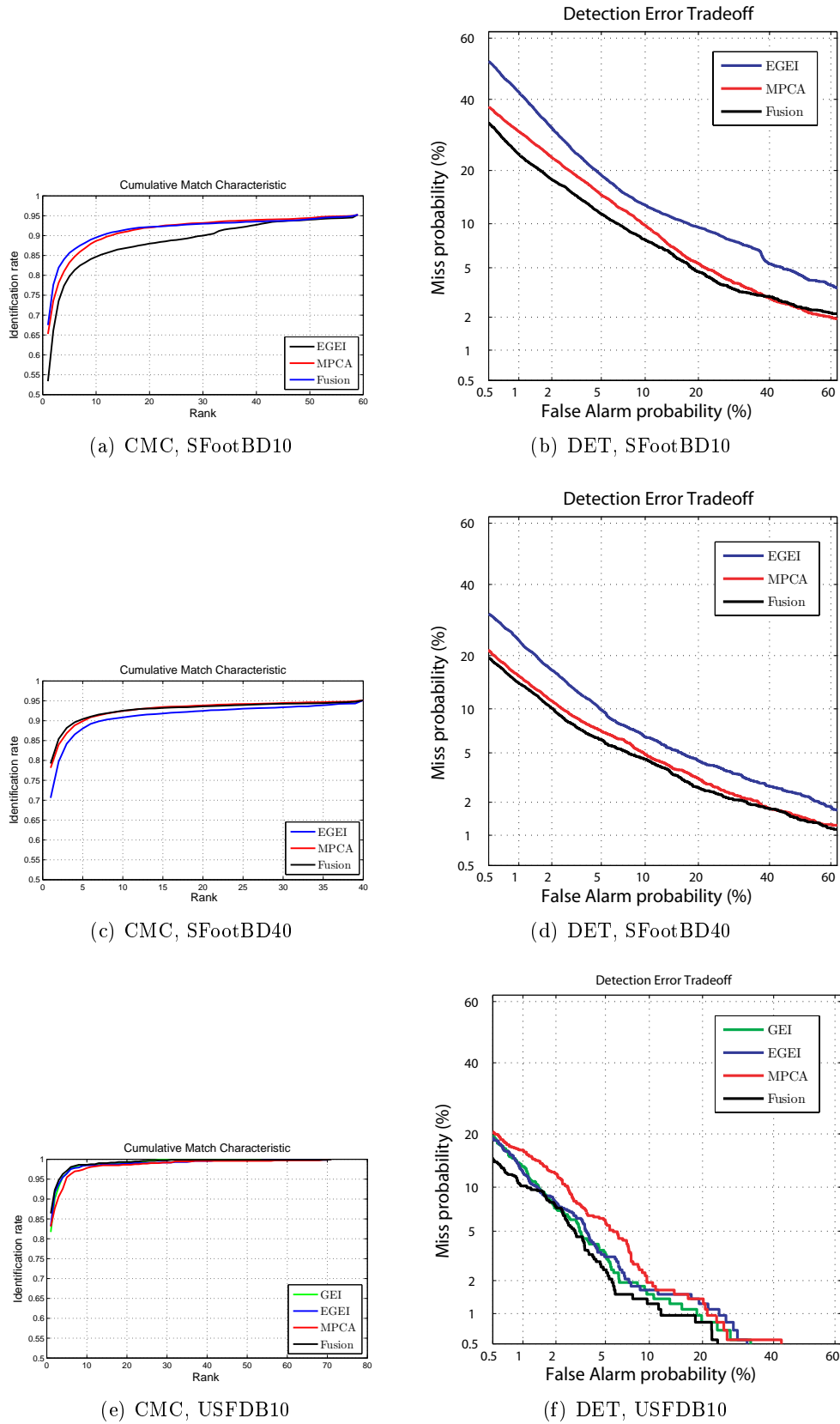


Figura 4.6: Resultados de identificación y verificación de los mejores algoritmos seleccionados y sus fusiones nivel de las puntuaciones para las dos bases de datos y los dos tipos de número de secuencias por usuario, siguiendo el Protocolo Experimental 3.

	SFootBD. Fusión 1					
	Exp 10			Exp 40		
	Rank1	Rank5	EER	Rank1	Rank5	EER
MPCA	65.26	83.21	9.8414	78.14	89.88	6.4165
EGEI	53.37	79.75	11.9418	70.58	88.04	7.6294
Fusión P.	66.84	86.12	8.4313	78.61	90.49	5.6553

Cuadro 4.6: Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos SFootBD del Experimento 3.

	USF DB. Fusión 2		
	Rank1	Rank5	EER
MPCA	83.08	95.46	5.3645
EGEI	83.22	96.42	4.1187
GEI	81.71	96.42	3.9890
Fusión P.	86.38	97.11	3.5763

Cuadro 4.7: Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos USF DB del Experimento 3.

Observando la Figura 4.6 podemos detectar una clara mejora en los resultados obtenidos para cada una de las bases de datos con respecto a los métodos sin fusionar. Como podemos observar, en la base de datos SFootBD es posible llegar a obtener tasas de identificación de 86,12 % y 90,49 % de rank5 para 10 y 40 secuencias por usuario en entrenamiento, respectivamente. Estos valores suponen un porcentaje relativo de mejora del 3.38 % y 0.67 % respectivamente en relación al mejor de los métodos sin fusionar (MPCA). Por otra parte, la USF DB muestra un rank5 de 97,11 % lo cual presenta un porcentaje de mejora del 0.32 % respecto al mejor método (GEI).

Siguiendo la misma línea a la identificación, en verificación se consiguen valores de EER iguales a 8.43 % y 5.65 % para la base de datos SFootBD, mostrando unos porcentajes de mejora del 14.33 % y 11.86 % respectivamente y en el caso de la base de datos USF DB del 10.53 %. Se puede demostrar por tanto que estas mejoras son más acusadas en verificación que en identificación.

Como podemos observar, la relación permanece al igual que en anteriores experimentos, destacando resultados de la USF DB frente a los obtenidos en la SFootBD. Por otra parte se debe observar que la utilización de más métodos en las fusiones no siempre implica una mejora en los resultados. Como se aprecia en las Tablas 4.6 y 4.7 las fusiones de como mucho 3 métodos presentan valores mejores que el resto de fusiones. Esto se debe a la a veces inserción de ruido en vez de información tras añadir nuevos métodos de extracción de características.

4.5. Experimento 4: Uso de listas aleatorias en la elección de datos de entrenamiento.

El último objetivo presente en el proyecto se basa en la evaluación de la influencia ejercida en el tipo de selección de las secuencias de entrenamiento. Para ello se utiliza el **Protocolo**

Experimental 3 el cual permite una selección aleatoria de éstas.

Tal y como se ha explicado en la Sección 4.1.2, la evaluación de este estudio se aplica únicamente a la base de datos SFootBD y en especial al algoritmo EGEI cuyos resultados anteriores podían comparar ambos comportamientos. Es por tanto que dicho procedimiento permite ser aplicado bajo dos diferentes números de secuencias por usuario, 10 y 40.

4.5.1. Evaluación del experimento 4.

Los resultados obtenidos en el último de los experimentos del proyecto se muestran en las Tablas 4.8 y 4.9.

PCs:	EGEI. 10 secuencias por usuario					
	Con selección ordenada			Con selección aleatoria		
	Rank1	Rank5	EER	Rank1	Rank5	EER
50	53.37	79.75	11.9418	84.70	94.77	4.0000
100	56.92	78.24	13.5135	86.32	94.03	4.9714
150	56.64	74.23	16.2456	84.12	92.12	6.8429
200	34.00	56.08	24.2068	77.51	88.12	9.6490
250	23.62	39.09	29.5094	64.15	79.44	15.5143
300	16.82	24.47	38.0435	38.83	53.49	23.3727
350	6.04	14.13	41.7744	10.30	21.47	43.2857

Cuadro 4.8: Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos SFoot DB del Experimento 4 para 10 secuencias por usuario.

PCs:	EGEI. 40 secuencias por usuario					
	Con selección ordenada			Con selección aleatoria		
	Rank1	Rank5	EER	Rank1	Rank5	EER
50	70.58	88.04	7.6294	89.44	93.61	2.5559
100	69.26	87.33	7.9673	89.70	93.52	2.7703
150	65.89	85.33	9.1501	89.53	93.27	2.8776
200	64.04	84.62	9.7198	88.87	92.86	3.2195
250	64.42	83.60	10.6882	88.22	92.79	3.6461
300	63.84	82.42	11.8086	86.93	91.94	4.0751
350	62.20	80.93	12.7249	85.50	91.77	4.7185

Cuadro 4.9: Resultados mostrados para el rank1, rank5 y EER en la base de datos SFoot DB del Experimento 4 para 40 secuencias por usuario.

Como podemos observar en la Figura 4.7 la selección aleatoria en la fase de entrenamiento genera una enorme mejora en el sistema.

En el caso de 10 secuencias por usuario, se observa que el problema de la utilización de una menor cantidad de información queda compensada con la variedad en los datos utilizados. Es por tanto que los valores obtenidos consiguen, mediante la selección aleatoria de las secuencias,

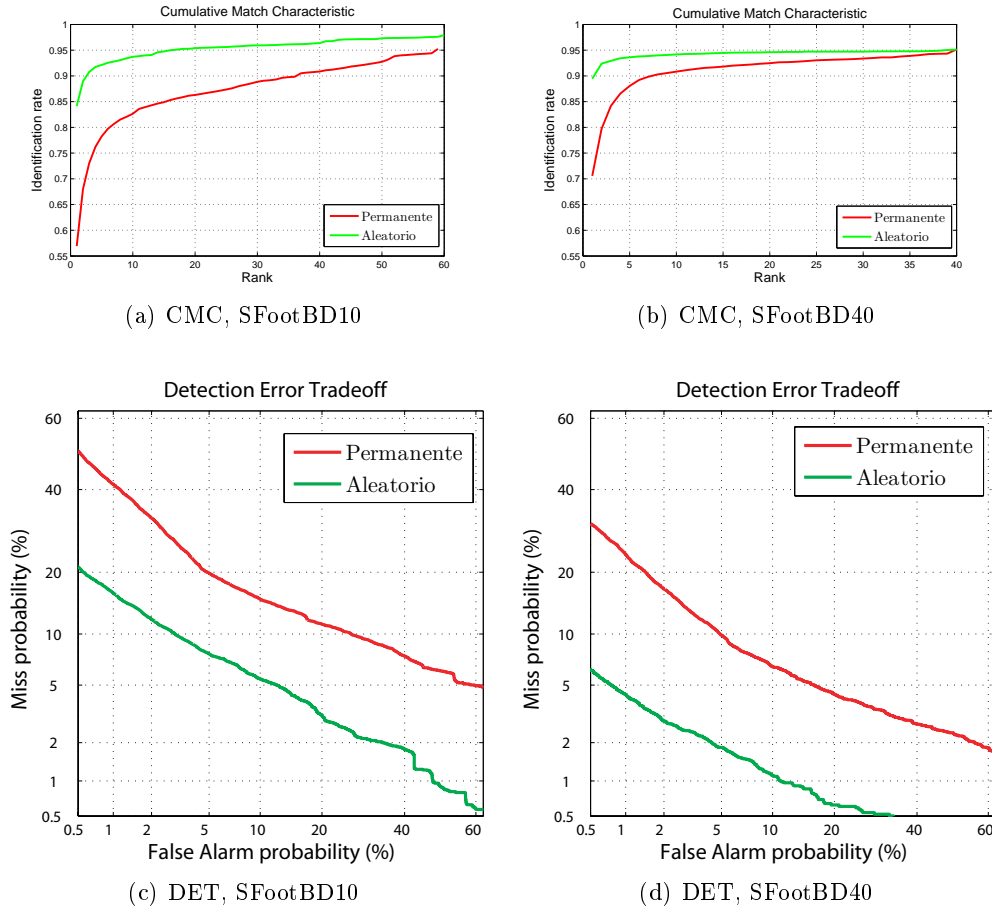


Figura 4.7: Resultados de identificación y verificación del algoritmo EGEI para los dos tipos de selección de secuencias de entrenamiento para la base de datos SFootBD, siguiendo el Protocolo Experimental 4.

valores muy próximos a los mostrados en el caso de 40 secuencias por usuario. En este caso, los valores de rank5 y EER que se obtienen son 94,77% y 4% respectivamente. Esto supone un porcentaje de mejora relativa del 15,84% y 66,50%, respectivamente. Como se puede comprobar, las mejoras son destacables frente a las listas de entrenamiento ordenadas.

Por otra parte, en el caso de 40 secuencias por usuario, los valores obtenidos tras la aleatorización de las secuencias de test llegan a resultados de 93,61% y 2,56% en el rank5 y EER respectivamente. Esto supone un porcentaje de mejora relativa del 5,95% y 66,45%.

Queda por tanto comprobada la mejora en la utilización aleatoria de las secuencias. Esto se debe a la utilización de gran variación en la información de entrenamiento lo cual prepara al sistema frente a un mayor rango de posibilidades en la fase de test.

Cabe señalar que este experimento no representa una aplicación realista. La elección de los datos de entrenamiento en un entorno real siempre se determinará de forma ordenada. Este experimento por representa, no la posibilidad de entrenar secuencias elegidas de manera aleatoria sino la importancia de la disposición de gran variabilidad de los datos de entrenamiento de los sujetos. De esta manera, se pueden llegar a entrenar modelos que contienen una mayor riqueza estadística.

5

Conclusiones y trabajo futuro.

5.1. Conclusiones.

En el presente proyecto se ha estudiado, desarrollado, implementado, evaluado y documentado un sistema de reconocimiento automático usando características de la forma de andar según el estado del arte actual. En él se han comparado diferentes algoritmos y contextos bajo situaciones representadas con dos bases de datos. Por una parte, una situación ideal, donde condiciones descritas en la adquisición de datos presentan una situación idónea. Por otra parte, una situación real, sin supervisión y con condiciones vulnerables a la captación de los datos.

A pesar del reducido tamaño de las bases de datos comparado con otras de huella dactilar o reconocimiento de locutor, por ejemplo, la utilización de varios tipos de secuencias por usuario se ha presentado en el proyecto como dos situaciones encontradas en la realidad. La utilización de un menor número de usuarios y por lo tanto mayor número de secuencias de entrenamiento permite la simulación de lo que sería un sistema *indoor*. Un ejemplo de ello se muestra en los sistemas de seguridad y vigilancia utilizados en casas domóticas. Por otra parte, el experimento realizado con un menor número de secuencias de imágenes representa situaciones (*outdoor*) donde el número de usuarios es mayor. Este tipo de situaciones se muestran en entornos tales como aeropuertos, donde el número de pasajeros es elevado frente al número de secuencias descritas para ello.

Tras la evaluación de las bases de datos, se ha llevado a cabo la recopilación de técnicas de extracción de características de la forma de andar encontradas en el estado del arte [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], etc. De ellas, siete se han seleccionado con el fin de su implementación. Estos algoritmos se clasificaron en técnicas basadas en la apariencia mediante el estudio de la silueta del individuo y su movimiento a lo largo de la secuencia de imágenes. A pesar de su similar organización, las características discriminativas obtenidas de cada una de las técnicas se han obtenido de forma distinta. Por una parte, el método GEI se basa en la creación de patrones a partir de la media de las imágenes de la secuencia, mientras que AEI obtiene la información dinámica a partir de la evaluación de los cambios de movimiento realizados entre imágenes. Con el mismo fin de la representación dinámica de las secuencias de imágenes, el método GFI presenta el cálculo del flujo óptico como solución en la extracción de

características. Por otro lado, la utilización del contorno llevado a cabo en el MSCT se presenta como un método que muestra características de las imágenes así como la creación de patrones a partir de sus anchuras, técnica descrita como Width. Por último, se presenta como solución el cálculo del realce de zonas dinámicas de la imagen, mediante el método EGEI así como la utilización de una variación en PCA (MPCA) permitiendo la proyección de información de múltiples dimensiones en un subespacio ortogonal.

Tras la implementación de métodos de extracción de características se llevó a cabo la evaluación a partir de experimentos. Debido a que los protocolos experimentales utilizados en el proyecto no presentan las mismas características que las encontradas en el estado del arte, los valores obtenidos no son totalmente comparables. A pesar de esto, los resultados presentes en ambas bases de datos muestran tasas de error dentro del rango observado en el estado del arte. Como se ha demostrado en los experimentos realizados, en este proyecto se han conseguido resultados del 96,42 % de rank5 y 3,99 % en EER.

Por otra parte, como hemos comprobado en los experimentos realizados, la utilización de métodos complejos no siempre conlleva resultados destacables frente al resto. Se puede observar que el método GEI presenta valores importantes frente al resto de métodos seleccionados en el proyecto.

Como se puede observar mediante este experimento el rendimiento mostrado en las bases de datos presenta diferencias. La base de datos SFootBD muestra resultados inferiores a la USF DB, con características más ideales. A pesar de ello, los resultados descritos en SFootBD son de igual manera considerados aceptables ya que se encuentran dentro de un rango de valores aceptables en el estado del arte. Es por tanto que al contrario que Nixon describía en su artículo *What image information is important in silhouette-based gait recognition?* [49], la parte inferior del cuerpo contiene alta información discriminativa que permiten obtener tasas de reconocimiento con resultados altamente satisfactorios.

Otro dato destacable en los resultados obtenidos en los experimentos permite observar la influencia en el número de secuencias por usuario utilizadas en el entrenamiento de un sistema. La utilización de un mayor número de datos conlleva una mejora en el entrenamiento del sistema, preparándole hacia una mayor variabilidad en los datos de test. Es por tanto una mejora la captación de bases de datos las cuales aumenten la información por usuario.

Por otra parte, mediante la fusión a nivel de puntuaciones se ha llevado a cabo el incremento de los resultados del sistema. Como se ha podido comprobar, en cualquiera de las bases de datos, el rendimiento general presente en cualquier situación se mejora mediante la fusión de varios métodos, de esta manera se han conseguido valores de rank5 de hasta 97,11 % y EER 3,58 %. Cabe señalar que la utilización de un mayor número de algoritmos fusionados no siempre presenta resultados mejores.

Finalmente se ha llevado a cabo la evaluación del tipo de selección presente en las secuencias de entrenamiento. Este no representa una situación real ya que la selección aleatoria de las secuencias de imágenes de un usuario no puede darse salvo en simulaciones de sistemas. Pese a ello, en este experimento se ha conseguido demostrar que sistemas con mayor variabilidad en sus datos de entrenamiento consiguen optimizar su rendimiento. En estos casos se han conseguido valores del 93,61 % en el rank5 y EER igual a 2,56 %.

5.2. Trabajo futuro.

A partir del proyecto realizado se han observado nuevas vertientes a tratar en trabajos futuros. Las más interesantes se muestran a continuación:

- **Estudio de nuevas técnicas de captación de imágenes.** Algunos de los problemas presentes en esta técnica biométrica se muestran en la variabilidad de las imágenes debido a problemas de objetos o vestimenta presente en el individuo. Es por tanto que esta técnica puede ser altamente mejorada mediante la creación o utilización de sistemas de captación que eviten esos problemas. Es por tanto que en este proyecto se presenta como trabajo futuro el estudio de ello.
- **Creación de sistemas multimodales.** La fusión de las características de esta técnica biométrica junto con otras presenta claras ventajas en el reconocimiento automático. La posibilidad de evaluar la identidad de un individuo a partir de varios rasgos biométricos permite el aumento del rendimiento del sistema. En este proyecto se ha utilizado una base de datos que presenta para cada usuario no sólo información de la forma de andar sino de varias técnicas biométricas adicionales. Es por tanto que se muestra la posibilidad de la fusión, como trabajo futuro, entre distintos métodos. Este trabajo se ha comenzado a realizar en el Biometric Recognition Group - ATVS - presente en la escuela a partir de los resultados obtenidos en este proyecto.
- **Evaluación de algoritmos en diferentes contextos.** La variabilidad en las imágenes adquiridas por las cámaras se presenta como un problema en el sistema si éste no se encuentra entrenado para ello. La implementación y comparación de técnicas que permitan la evaluación de algoritmos bajo condiciones de ángulo variable en la dirección o posesión de objetos en las imágenes se puede dar como trabajo futuro en este campo.
- **Utilización de otras bases de datos.** Como se ha observado, el rendimiento obtenido en cada uno de los experimentos realizados varía en función a las características propias de las bases de datos. Es por tanto que se plantea como trabajo futuro, la utilización de otras cuyas características sean distintas a las bases de datos ya evaluadas para observar las variaciones en los resultados.
- **Medidas de calidad.** La presentación de imágenes con alto grado de ruido refleja un inconveniente en la utilización de esta técnica como método de reconocimiento automático de individuos. Para ello se propone la utilización de nuevas técnicas que permitan mejorar la calidad de las imágenes presentes en la base de datos SFootBD.

Glosario de acrónimos

- **AEI:** Active Energy Image
- **BF:** Briefcase
- **BFI:** Binary Flow Image
- **CMC:** Cumulative Match Characteristic
- **CSI:** Contour of each Silhouette Image
- **DET:** Detection Error Tradeoff
- **DWM:** Dynamic Weight Mask
- **EER:** Equal Error Rate
- **EGEI:** Enhanced Gait Energy Image
- **ESI:** Erosionate Silhouette Image
- **FA:** False Acceptance
- **FAR:** False Acceptance Rate
- **FR:** False Rejection
- **FRR:** False Rejection Rate
- **GEI:** Gait Energy Image
- **GFI:** Gait Flow Image
- **LDA:** Linear Discriminant Analysis
- **MPCA:** Multilinear Principal Component Analysis
- **MSCT:** Motion Silhouette Contour Template
- **NB:** No Briefcase
- **PCA:** Principal Component Analysis
- **PCs:** Principal Components
- **SI:** Silhouette Image
- **SVM:** Support Vector Machine
- **Width:** Periodic Sequence Width Images

Bibliografía

- [1] Y. Pratheepan, J.V. Condell, and G. Prasad. The use of dynamic and static characteristics of gait for individual identification. In *13th International Machine Vision and Image Processing Conference, 2009. IMVIP '09.*, pages 111–116, sept. 2009.
- [2] M. Goffredo, I. Bouchrika, J. N. Carter, and M.S. Nixon. Self-calibrating view-invariant gait biometrics. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 40(4):997–1008, aug. 2010.
- [3] Ashok Veeraraghavan, Amit K. Roy-Chowdhury, and Rama Chellappa. Matching shape sequences in video with applications in human movement analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27:1896–1909, 2005.
- [4] Zhaojun Xue, Dong Ming, Wei Song, Baikun Wan, and Shijiu Jin. Infrared gait recognition based on wavelet transform and support vector machine. *Pattern Recognition*, 43(8):2904–2910, 2010.
- [5] Muayed S. Al-Huseiny, Sasan Mahmoodi, and Mark S. Nixon. Gait learning-based regenerative model: A level set approach. In *Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, ICPR '10*, pages 2644–2647, Washington, DC, USA, 2010. IEEE Computer Society.
- [6] Gracian Trivino, Alberto Alvarez-Alvarez, and Gonzalo Bailador. Application of the computational theory of perceptions to human gait pattern recognition. *Pattern Recogn.*, 43(7):2572–2581, July 2010.
- [7] Dacheng Tao, Xuelong Li, Xindong Wu, and Stephen J. Maybank. General tensor discriminant analysis and gabor features for gait recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29:1700–1715, 2007.
- [8] Zongyi Liu and S. Sarkar. Improved gait recognition by gait dynamics normalization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(6):863–876, june 2006.
- [9] Liang Wang, Tieniu Tan, Huazhong Ning, and Weiming Hu. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(12):1505–1518, dec. 2003.
- [10] Michela Goffredo, Imed Bouchrika, John N. Carter, and Mark S. Nixon. Performance analysis for automated gait extraction and recognition in multi-camera surveillance. *Multimedia Tools Appl.*, 50(1):75–94, October 2010.
- [11] Ziheng Zhou, Adam P. Bennett, and Robert I. Damper. A bayesian framework for extracting human gait using strong prior knowledge. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28:1738–1752, 2006.

- [12] Baofeng Guo and Mark S. Nixon. Gait feature subset selection by mutual information. *Trans. Sys. Man Cyber. Part A*, 39(1):36–46, January 2009.
- [13] Junping Zhang, Jian Pu, Changyou Chen, and R. Fleischer. Low-resolution gait recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 40(4):986–996, aug. 2010.
- [14] Ju Han and Bir Bhanu. Individual recognition using gait energy image. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 28(2):316–322, February 2006.
- [15] Erhu Zhang, Yongwei Zhao, and Wei Xiong. Active energy image plus 2dlpp for gait recognition. *Signal Processing*, 90(7):2295–2302, 2010.
- [16] Gracian Trivino, Alberto Alvarez-Alvarez, and Gonzalo Bailador. Application of the computational theory of perceptions to human gait pattern recognition. *Pattern Recogn.*, 43(7):2572–2581, July 2010.
- [17] Han Su, Zhi-Wu Liao, and Guo-Yue Chen. A gait recognition method using l1-pca and lda. In *International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2009*, volume 6, pages 3198–3203, july 2009.
- [18] Xiaochao Yang, Yue Zhou, Tianhao Zhang, Guang Shu, and Jie Yang. Fast communication: Gait recognition based on dynamic region analysis. *Signal Process.*, 88(9):2350–2356, September 2008.
- [19] Haiping Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos. Multilinear principal component analysis of tensor objects for recognition. In *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition - Volume 02, ICPR '06*, pages 776–779, Washington, DC, USA, 2006. IEEE Computer Society.
- [20] Silvia Gabriel Sanz, Ruben Vera-Rodriguez, Julian Fierrez, and Pedro Tome. Assessment of gait recognition based on the lower part of the human body. In *In Proceedings of International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)*, 2013.
- [21] Liang Wang, Tieniu Tan, Weiming Hu, and Huazhong Ning. Automatic gait recognition based on statistical shape analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(9):1120–1131, sept. 2003.
- [22] M. S. Nixon, I. Bouchrika, B. Arbab-Zavar, and J.N. Carter. On use of biometrics in forensics: gait and ear. 2010.
- [23] Md. Zia Uddin, Tae-Seong Kim, and Jeong Tai Kim. Video-based indoor human gait recognition using depth imaging and hidden markov model: A smart system for smart home. *Indoor and Built Environment*, 2010.
- [24] Tianhao Zhang, Xuelong Li, Dacheng Tao, and Jie Yang. Multimodal biometrics using geometry preserving projections. *Pattern Recogn.*, 41(3):805–813, March 2008.
- [25] Sourabh A. Niyogi and Edward H. Adelson. Analyzing gait with spatiotemporal surfaces. In *In IEEE Workshop on Motion of Non-Rigid and Articulated Objects*, pages 64–69, 1994.
- [26] D. Cunado, M. S. M. Nixon, and J. Carter. Automatic extraction and description of human gait models for recognition purposes. *Computer Vision and Image Understanding*, 90(1):1–41, 2003.

- [27] M. S. Nixon and J.N. Carter. Automatic recognition by gait. *Proceedings of the IEEE*, 94(11):2013–2024, November 2006.
- [28] Peter K. Larsen, Erik B. Simonsen, and Niels Lynnerup. Gait analysis in forensic medicine. *Journal of Forensic Sciences*, 53(5):1149–1153, 2008.
- [29] R.D. Seely, S. Samangooui, M. Lee, J.N. Carter, and M.S. Nixon. The university of southampton multi-biometric tunnel and introducing a novel 3d gait dataset. In *2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, 2008. BTAS 2008.*, pages 1–6, 29 2008-oct. 1 2008.
- [30] M. P. Murray. Gait as a total pattern of movement. *Amer. J. Phys. Med.*, 46 no. 1:290 – 332, 1967.
- [31] Sudeep Sarkar, P. Jonathon Phillips, Zongyi Liu, Isidro Robledo Vega, Patrick Grother, and Kevin W. Bowyer. The humanoid gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27:162–177, 2005.
- [32] Shiqi Yu, Daoliang Tan, and Tieniu Tan. A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition. In *18th International Conference on Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006.*, volume 4, pages 441–444, 0-0 2006.
- [33] Anil K. Jain, Arun A. Ross, and Karthik Nandakumar. Introduction to biometrics, 2011.
- [34] A. F. Bobick and A. Y. Johnson. Gait recognition using static, activity-specific parameters. In *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001.*, volume 1, pages I–423 – I–430 vol.1, 2001.
- [35] C. BenAddelkader, R. Cutler, and L. Davis. Stride and cadence as a biometric in automatic person identification and verification. In *Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2002.*, pages 372–377, may 2002.
- [36] Zhang Rong, C. Vogler, and D. Metaxas. Human gait recognition. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2004. CVPRW '04.*, page 18, june 2004.
- [37] Faezeh Tafazzoli and Reza Safabakhsh. Model-based human gait recognition using leg and arm movements. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(8):1237 – 1246, 2010.
- [38] Donghyeon Kim, Daehee Kim, and Joonki Paik. Model-based gait recognition using multiple feature detection. In Jacques Blanc-Talon, Salah Bourennane, Wilfried Philips, Dan Popescu, and Paul Scheunders, editors, *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, volume 5259 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 1018–1029. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [39] Liu Yanxi, R. Collins, and Tsin Yanghai. Gait sequence analysis using frieze patterns. In *Computer Vision ECCV 2002*, volume 2351 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 657–671. Springer Berlin Heidelberg, 2002.
- [40] James B. Hayfron-Acquah, Mark S. Nixon, and John N. Carter. Automatic gait recognition by symmetry analysis. *Pattern Recognition Letters*, 24(13):2175 – 2183, 2003.

- [41] Guoying Zhao, Rui Chen, Guoyi Liu, and Hua Li. Amplitude spectrum-based gait recognition. In *Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004.*, pages 23 – 28, may 2004.
- [42] Ruben Vera-Rodriguez. *Assessment a Footsteps as a Biometric in a Multimodal Context.* PhD thesis, Swansea, 2010.
- [43] Anil K. Jain, Sarat C. Dass, Karthik Nandakumar, and Karthik N. Soft biometric traits for personal recognition systems. In *Proceedings of International Conference on Biometric Authentication, Hong Kong*, pages 731–738, 2004.
- [44] N.V. Boulgouris, D. Hatzinakos, and K.N. Plataniotis. Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 22(6):78 – 90, nov. 2005.
- [45] Berthold K. P. Horn and Brian G. Schunck. Determining optical flow. MAassachusetts Institute of Technology, 1981.
- [46] D. Gabor. Theory of communication. part 1: The analysis of information. *Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering*, 93(26):429 –441, november 1946.
- [47] I.T. Jolliffe. *Principal Component Analysis.* Springer Verlag, 1986.
- [48] A.M. Martinez and A.C. Kak. Pca versus lda. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 23(2):228 –233, feb 2001.
- [49] G. V. Veres, L. Gordon, J.N. Carter, and M. S. Nixon. What image information is important in silhouette-based gait recognition? In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on*, volume 2, pages II–776 – II–782 Vol.2, june-2 july 2004.

6

Anexo A: comparación de algoritmos con un número de componentes de PCA fijo.

Resultados obtenidos para los distintos algoritmos en la base de datos SFootBD para verificación e identificación, para 10 y 40 secuencias por usuario en la fase de entrenamiento y fijando en 200 el número de componentes del PCA. Experimento realizado sin LDA y con SVM.

	SFootBD					
	Exp 10			Exp 40		
	Rank 1	Rank 5	EER	Rank 1	Rank 5	EER
AEI	43.42	71.31	16.7341	61.94	86.18	12.2355
MSCT	49.22	78.36	13.4805	66.41	89.99	9.9235
FLOW	46.15	71.90	17.0388	63.31	86.50	12.2275
EGEI	57.31	81.52	12.97	71.53	90.49	9.5501
WIDTH	28.59	54.47	24.7209	42.71	67.45	22.4236

7

Anexo B: comparación de algoritmos con diferentes valores de componentes del PCA.

Resultados de algoritmos en ambas bases de datos para verificación e identificación, para 10 y 40 secuencias por usuario en la fase de entrenamiento y realizando una variación en el número de componentes del PCA. Experimento realizado con LDA y con SVM.

GEI	SFootBD					
	Exp 40			Exp 10		
	Rank 1	Rank 5	EER	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	67.29	85.94	9.0343	46.48	76.42	12.5294
compPCA = 100	66.68	86.51	8.6306	49.98	77.77	12.7056
compPCA = 150	62.79	84.16	9.6034	49.18	73.32	15.5747
compPCA = 200	61.39	82.72	10.5282	43.64	67.24	19.5652
compPCA = 250	61.54	81.76	11.3107	36.92	54.82	25.1763
compPCA = 300	59.64	79.54	12.6623	17.01	41.42	35.8108
compPCA = 350	55.80	77.31	14.1917	6.58	17.67	45.9313

GEI	USF DB		
	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	82.81	96.56	4.2209
compPCA = 100	81.71	96.42	3.9890
compPCA = 150	82.12	95.32	4.4017
compPCA = 200	82.81	95.87	5.0894
compPCA = 250	81.29	93.40	5.5021
compPCA = 300	77.03	91.20	7.5653
compPCA = 350	70.43	84.18	11.9670
compPCA = 400	58.73	68.36	19.5323
compPCA = 450	27.79	40.30	29.7111
compPCA = 500	10.73	16.23	43.8790
compPCA = 550	3.44	9.90	49.3299
compPCA = 600	1.51	8.12	48.6933
compPCA = 650	1.51	7.15	49.5186

AEI	SFootBD					
	Exp 40			Exp 10		
	Rank 1	Rank 5	EER	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	57.63	80.25	13.3381	40.03	66.91	17.8760
compPCA = 100	61.02	82.23	11.9865	41.56	69.08	16.4219
compPCA = 150	60.39	82.45	11.3640	39.85	67.78	16.9985
compPCA = 200	59.83	82.06	11.7019	36.36	64.89	19.3449
compPCA = 250	59.71	81.37	12.4133	28.10	50.38	24.6181
compPCA = 300	58.85	80.90	12.7064	17.10	30.98	36.2515
compPCA = 350	57.50	80.27	12.8223	6.31	13.39	38.3813

AEI	USF DB		
	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	61.62	85.42	10.3164
compPCA = 100	63.96	86.24	9.2160
compPCA = 150	65.06	85.56	9.2160
compPCA = 200	64.51	85.69	9.3692
compPCA = 250	63.82	83.77	10.1788
compPCA = 300	62.17	82.67	10.7290
compPCA = 350	58.73	81.02	11.2792
compPCA = 400	53.09	76.62	14.0224
compPCA = 450	43.47	64.24	21.7331
compPCA = 500	22.70	41.54	34.5254
compPCA = 550	6.88	14.86	45.8047
compPCA = 600	1.79	7.84	49.3810
compPCA = 650	1.65	7.43	49.2513

GFI	SFootBD					
	Exp 40			Exp 10		
	Rank 1	Rank 5	EER	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	61.00	84.08	10.9550	42.91	70.83	15.8490
compPCA = 100	61.54	84.23	10.5815	45.10	72.58	14.3508
compPCA = 150	61.81	85.23	9.7990	42.41	72.34	14.0717
compPCA = 200	61.57	84.70	9.9947	42.06	71.75	15.0999
compPCA = 250	61.10	84.11	10.2081	38.63	67.40	17.4357
compPCA = 300	60.58	84.47	9.9235	31.15	51.11	25.8531
compPCA = 350	59.00	83.86	10.4748	15.04	22.00	42.4501

GFI	USF DB		
	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	60.39	83.49	10.6504
compPCA = 100	63.69	84.73	10.5915
compPCA = 150	65.47	85.97	9.6286
compPCA = 200	64.24	84.46	10.1788
compPCA = 250	61.90	85.28	10.0373
compPCA = 300	60.39	82.94	10.7290
compPCA = 350	58.18	81.57	11.2792
compPCA = 400	53.37	76.62	13.3425
compPCA = 450	44.29	65.20	20.0000
compPCA = 500	25.31	44.02	34.5254
compPCA = 550	7.84	15.68	45.8007
compPCA = 600	1.93	7.43	49.5186
compPCA = 650	1.51	6.88	50.2063

MSCT	SFootBD					
	Exp 40			Exp 10		
	Rank 1	Rank 5	EER	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	62.12	85.77	9.3760	46.89	75.11	13.5498
compPCA = 100	60.51	85.09	9.7635	43.37	74.05	12.8231
compPCA = 150	59.54	85.21	9.4694	41.12	71.78	14.3873
compPCA = 200	57.61	84.38	9.7457	39.65	70.24	15.6874
compPCA = 250	57.29	84.09	9.8880	35.69	61.90	20.5347
compPCA = 300	56.73	83.18	10.4393	27.42	51.01	29.5682
compPCA = 350	56.19	82.45	11.0617	6.14	15.85	43.2514

MSCT	USF DB		
	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	61.76	86.52	8.8033
compPCA = 100	66.71	89.00	8.1155
compPCA = 150	67.26	88.31	7.9780
compPCA = 200	65.89	87.90	8.5282
compPCA = 250	65.20	85.97	8.9409
compPCA = 300	62.04	85.01	9.7662
compPCA = 350	58.46	80.74	11.4168
compPCA = 400	52.41	75.65	13.7552
compPCA = 450	41.82	66.99	19.1197
compPCA = 500	21.32	47.18	31.2242
compPCA = 550	4.68	15.13	45.1169
compPCA = 600	1.51	7.43	49.1059
compPCA = 650	1.51	7.57	49.2749

EGEI	SFootBD					
	Exp 40			Exp 10		
	Rank 1	Rank 5	EER	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	70.58	88.04	7.6294	53.37	79.75	11.9418
compPCA = 100	69.26	87.33	7.9673	56.92	78.24	13.5135
compPCA = 150	65.89	85.33	9.1501	56.64	74.23	16.2456
compPCA = 200	64.04	84.62	9.7198	34.00	56.08	24.2068
compPCA = 250	64.42	83.60	10.6882	23.62	39.09	29.5094
compPCA = 300	63.84	82.42	11.8086	16.82	24.47	38.0435
compPCA = 350	62.20	80.93	12.7249	6.04	14.13	41.7744

EGEI	USF DB		
	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 50	82.39	96.70	4.2641
compPCA = 100	83.22	96.42	4.1187
compPCA = 150	81.71	94.91	5.3645
compPCA = 200	79.50	92.98	6.1584
compPCA = 250	75.10	89.00	7.4278
compPCA = 300	70.01	84.18	11.5543
compPCA = 350	54.47	76.34	16.6437
compPCA = 400	36.31	52.54	22.9711
compPCA = 450	21.73	31.36	36.7852
compPCA = 500	3.58	11.97	46.3549
compPCA = 550	1.65	7.98	48.8308
compPCA = 600	1.65	7.57	49.3260
compPCA = 650	1.51	7.98	49.2985

MPCA	SFootBD					
	Exp 40			Exp 10		
	Rank 1	Rank 5	EER	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 150	73.49	88.34	7.0959	62.78	83.67	9.7385
compPCA = 200	75.87	89.49	6.6690	63.86	83.52	9.4448
compPCA = 250	76.36	89.58	6.7757	63.87	82.99	9.9442
compPCA = 300	77.65	89.75	6.5268	65.26	83.21	9.8414
compPCA = 350	78.14	89.88	6.4165	63.38	82.59	10.0323
compPCA = 400	76.95	89.73	6.3845	61.40	81.43	10.6933
compPCA = 450	76.80	89.46	6.5801	57.56	78.55	12.1181

MPCA	USF DB		
	Rank 1	Rank 5	EER
compPCA = 100	69.88	88.58	8.2531
compPCA = 150	80.74	94.91	5.2270
compPCA = 200	83.08	95.46	5.3645
compPCA = 250	82.67	94.22	5.8558
compPCA = 300	81.43	93.40	6.1898
compPCA = 350	78.13	91.88	7.1527
compPCA = 400	75.52	90.51	7.4278
compPCA = 450	70.01	86.80	9.7662
compPCA = 500	63.27	83.63	11.6919
compPCA = 550	54.88	77.17	13.7434
compPCA = 600	43.60	69.74	16.2311
compPCA = 650	30.12	57.63	20.9078

8

Anexo C: comparación de las diferentes fusiones.

Resultados obtenidos de las fusiones realizadas para ambas bases de datos para verificación e identificación, para 10 y 40 secuencias por usuario y a partir de los mejores resultados de cada uno de los algoritmos. Evaluación realizada con PCA (diferente en cada algoritmo), LDA y SVM. Fusión realizada tanto mediante suma como producto.

	SFootBD. 10 secuencias por usuario con selección ordenada					
	SUMA			PRODUCTO		
	Rank1	Rank5	EER	Rank1	Rank5	EER
Fusiones:						
Fusión 1	64.74	85.50	8.4753	67.50	85.64	8.6075
Fusión 2	63.34	85.32	8.6516	66.84	86.12	8.4313
Fusión 3	61.13	84.75	8.5928	68.20	86.20	8.3137
Fusión 4	61.13	84.75	8.5928	68.20	86.20	8.3137
Fusión 5	59.70	83.85	9.1510	65.85	84.99	8.9307

	SFootBD. 40 secuencias por usuario con selección ordenada					
	SUMA			PRODUCTO		
	Rank1	Rank5	EER	Rank1	Rank5	EER
Fusiones:						
Fusión 1	77.17	90.56	5.7087	79.24	90.42	5.6731
Fusión 2	75.72	90.32	5.7443	78.61	90.49	5.6553
Fusión 3	74.92	90.71	5.8248	78.65	90.81	5.5842
Fusión 4	74.92	90.71	5.8248	78.65	90.81	5.5842
Fusión 5	74.43	90.64	6.0644	78.02	90.74	5.7533

USF DB. 10 secuencias por usuario con selección ordenada						
	SUMA			PRODUCTO		
Fusiones:	Rank1	Rank5	EER	Rank1	Rank5	EER
Fusión 1	84.87	96.42	3.9104	86.52	96.97	3.8514
Fusión 2	84.32	96.97	3.7257	86.38	97.11	3.5763
Fusión 3	83.08	95.60	4.8143	86.24	96.29	3.9890
Fusión 4	81.98	95.74	4.9519	84.59	95.87	4.3506
Fusión 5	81.02	95.05	5.0894	82.67	95.74	6.7400

9

Anexo D: publicaciones.

Artículo de investigación enviado como primera autora al *International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)* llamado *Assessment of Gait Recognition Based on the Lower Part of the Human Body*.

S. Gabriel-Sanz, R. Vera-Rodriguez, J. Fierrez, P. Tome. Assessment of gait recognition based on the lower part of the human body *In Proceedings of International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)*, 2013 [20].

Fecha: 19/11/12 [15:46:03]
De: Conference Management Toolkit <cmt@microsoft.com>
Para: silvia.gabriel@estudiante.uam.es
Asunto: IWF 2013: Paper 18

Paper ID 18 : ASSESSMENT OF GAIT RECOGNITION BASED ON THE LOWER PART OF THE HUMAN BODY has been created by Ruben Vera-Rodriguez.

-- Paper Summary --

Paper ID : 18

Title : ASSESSMENT OF GAIT RECOGNITION BASED ON THE LOWER PART OF THE HUMAN BODY

Abstract : This paper is focused on the assessment of gait recognition on a constrained scenario, where limited information can be extracted from the gait image sequences. In particular we are interested in assessing the performance of gait images when only the lower part of the body is acquired by the camera and just half of a gait cycle is available (SFootBD database). Thus, various state-of-the-art feature approaches have been followed and applied to the data. A comparison with a standard and ideal gait database (USF database) is also carried out using similar experimental protocols. Results show that good recognition performance can be achieved using such limited data information for gait biometric (around 85% of rank 5 identification rate and 8.6% of EER). The comparison with a standard database shows that different feature approaches perform differently for each database, achieving best individual results with MPCA and EGFI methods for the SFootBD and the USF database respectively.

Primary Contact : Ruben Vera-Rodriguez (Universidad Autonoma de Madrid) <ruben.vera@uam.es>

Authors : Silvia Gabriel-Sanz (Universidad Autonoma de Madrid) <silvia.gabriel@estudiante.uam.es> , Ruben Vera-Rodriguez (Universidad Autonoma de Madrid) <ruben.vera@uam.es> , Pedro Tome (UAM) <pedro.tome@uam.es> , Julian Fierrez (Universidad Autonoma de Madrid) <julian.fierrez@uam.es>

ASSESSMENT OF GAIT RECOGNITION BASED ON THE LOWER PART OF THE HUMAN BODY

Silvia Gabriel Sanz, Ruben Vera-Rodriguez, Julian Fierrez, Pedro Tome

Biometric Recognition Group - ATVS, Escuela Politecnica Superior
Universidad Autonoma de Madrid

Avda. Francisco Tomas y Valiente, 11 - Campus de Cantoblanco - 28049 Madrid, Spain

ABSTRACT

This paper is focused on the assessment of gait recognition on a constrained scenario, where limited information can be extracted from the gait image sequences. In particular we are interested in assessing the performance of gait images when only the lower part of the body is acquired by the camera and just half of a gait cycle is available (SFootBD database). Thus, various state-of-the-art feature approaches have been followed and applied to the data. A comparison with a standard and ideal gait database (USF database) is also carried out using similar experimental protocols. Results show that good recognition performance can be achieved using such limited data information for gait biometric (around 85% of rank 5 identification rate and 8.6% of EER). The comparison with a standard database shows that different feature approaches perform differently for each database, achieving best individual results with MPCA and EGFI methods for the SFootBD and the USF database respectively.

1. INTRODUCTION

Surveillance of public spaces is growing at an unprecedented pace in response to crime and global terrorism. For example, currently, in the UK there are reportedly more cameras per person than in any other country in the world [1]. Due to the computational improvement of the current technologies and the increase of this type of devices during these last few years in certain open areas or even closed places, the deployment of non-invasive biometric technologies becomes important for the development of automated visual surveillance systems as well as for forensic investigations. The biometric technologies more suitable for these scenarios are face and gait recognition. Others such as iris or even ear would work under more controlled conditions [2].

This paper is focused on gait recognition under limited data conditions. Gait is a relatively new biometric which utilizes the manner of walking to recognize an individual [3]. Compared to biometrics such as the iris or fingerprint recognition, this technique presents two main advantages: the recognition is performed at a distance and there is no need to cooperation from the users [4]. Both of these characteristics are also present in the case of face recognition, but gait has also the advantage of being able to work with low image resolution. On the other hand, the case of gait recognition is a very difficult task due to the huge amount of variability factors that can affect the gait recordings in real scenarios, such as persons walking in different directions, occlusions due to other people or clothing, different lighting conditions, etc.

In this paper six state-of-the-art feature extraction ap-

proaches for gait recognition have been followed to compare their recognition performances using a limited gait database which contains only the lower part of the body, SFootBD database (Swansea University, UK). Then, these results were compared with a second and more ideal database used by many researchers, the USF database (University of South Florida, USA), where the gait images represent the whole body of the person. Finally, the best three individual feature approaches, GEI, EGFI and MPCA, were fused to increase the discrimination power of the systems obtaining an average rank 5 identification rate of 85% and 97% for the two gait databases respectively. This shows that even with limited gait information the results are very promising.

The remainder of the paper is organized as follows. Section 2 describes the two databases used to evaluate the performance. Section 3 describes the different feature approaches followed. Section 4 reports the experimental work and Section 5 draws the final conclusions.

2. GAIT DATABASES

Due to the importance of databases which are essential tools to evaluate the biometric recognition systems, in this paper we have carried out experimental work on two gait databases whose properties differ from one another allowing to obtain a comparative analysis of the results.

The first database used is the SFootBD [5]. This database is comprised of four biometric modes: footstep, gait, face and speech, using only the gait mode in this case. This database was captured without supervision obtaining therefore more realistic biometric samples (example shown in Figure 1(top)). This gait dataset is comprised of 130 users and 9893 gait image sequences but only having information for half of a gait cycle (left-right) and the lower half of the human body. The SFootBD is a much more limited database compared to the next database in terms of the amount of available information. Therefore, this database can be seen as a more realistic scenario for a gait application, e.g. a forensic case.

On the other hand, the second gait database used in this paper is the USF database [6]. This database contains sequences of gait images from 122 users, 1870 with a half gait cycle (right-left) and the whole body shape. This database is comprised of 12 probes and 1 gallery with the persons walking under different conditions. In this paper only a subset of probe A was evaluated which is comprised of 71 users and 1458 gait sequences. This dataset contains sequences with a certain type of shoe, walking over grass. Figure 1(bottom) shows an example gait sequence from this database.

Regarding image alignment for the different feature ap-



Figure 1: Examples of gait sequences of the two databases considered in this paper. SFootBD database on the top row and USF database on the bottom row.

proaches, the USF database was aligned using the position of the head. For the case of the SFootBD, the images were aligned to a central position using the position of the waist.

3. FEATURE EXTRACTION

During the last few years, many algorithms have been developed to extract the discriminative information for gait recognition. In general, there are two main feature approaches: appearance-based and model-based [7]. Appearance-based approaches are focused on identifying persons using their silhouette, shape, geometrical measures, etc. On the other hand, model-based approaches are focused on identifying persons using the kinematic characteristics of the walking manner. The majority of the state-of-the-art approaches are appearance-based.

In this paper, an analysis of the state-of-the-art was conducted selecting six feature approaches, which were implemented and tested with different conditions. These algorithms are: Active Energy Image (AEI) [8], Multilinear Principal Component Analysis (MPCA) [9], Gait Flow Image (GFI) [3], Gait Energy Image (GEI) [10], Motion Silhouette Contour Template (MSCT) [3] and Enhance Gait Energy Image (EGEI) [11].

Results achieved for these six feature approaches are shown in Section 4. The three approaches obtaining best individual performance were: GEI, EGEI and MPA and are described in more detail next.

The first feature approach considered, one of the most popular to date, is called Gait Energy Image (GEI) [10]. In this case, a single image is obtained by averaging the binary silhouettes of a pedestrian over one gait cycle. Therefore, this method is an appearance-based approach. As Figure 2 shows, the image obtained represents by means of the intensity of each pixel, the frequency (energy) of body occurrence at the position of each pixel for a complete walking cycle. This algorithm was developed in 2006 [10] and although it is not as new as the other ones, the good results reflect the effectiveness of it. This method allows an easy implementation and reduces the time, storage and computational costs but it is heavily affected by factors such as the clothing and persons carrying objects.

The second feature approach considered, called Enhanced Gait Energy Image (EGEI) [11], is based on enhancing the previous GEI method. For this, an averaged GEI image representing each user class is used to construct a dynamic weight mask (DWM) by variance analysis. This mask is applied to the original GEI images to obtain the EGEI images. Finally, this method uses a Gabor filter bank in order to emphasize the most discrim-

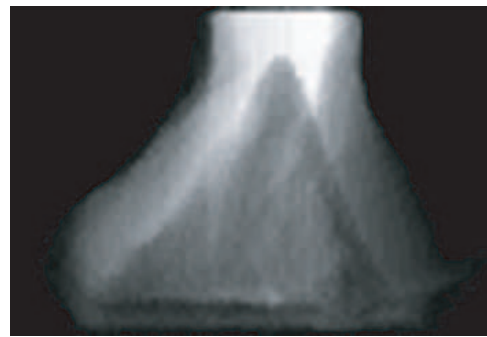


Figure 2: Example of Gait Energy Image (GEI) for SFootBD database.

inative parts of the body image as shown in Figure 3. This technique is computationally more expensive than the GEI method, but allows to improve the results in cases of having much noisier environments.

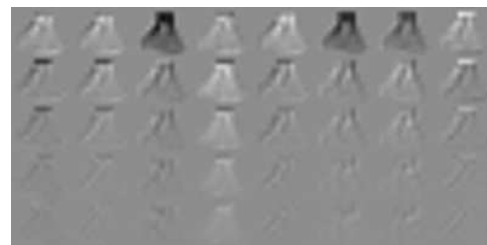


Figure 3: Example of Enhanced Gait Energy Image (EGEI) for SFootBD database.

The third approach considered in this paper, called Multilinear Principal Component Analysis (MPCA) [9], is an extension of the popular algorithm PCA. As can be seen in Figure 4, the data is arranged in several dimensions to form a tensor. In our case, four dimension tensors are used: two spatial dimensions of the images, a time dimension and another dimension for the different data examples. Once the tensor is ready, MPCA can drastically reduce the high dimensionality of the original data into low dimension feature vectors which are used in the classification stage.

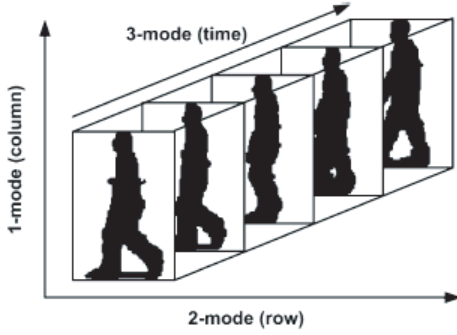


Figure 4: Example of Multilinear Principal Component Analysis (MPCA), extracted from [9]

4. EXPERIMENTAL WORK

4.1. Experimental Protocol

To carry out the experimental work to study the discriminative power of different gait recognition systems using limited data, both databases considered were divided into training and test sets. In both cases, the number of gait sequences per user in the training set was set to 10, being 59 and 71 the number of users present in the training set for the SFootBD and USF databases respectively. It is worth mentioning that SFootBD is comprised of 130 users which are all present in the test set, so in this configuration data from 71 users comprises a set of impostor tests, which makes this an open-set scenario, more challenging than the case of the USF database.

Reduction of feature dimensionality was performed over the six feature approaches considered. Firstly, principal component analysis (PCA) was applied, analysing different number of principal components (PC). The case of MPCA did not require to use PCA. Later, linear discriminant analysis (LDA) was used to further extract the most relevant information. Finally, support vector machine (SVM) with a RBF kernel was employed as the classifier to obtain the recognition results.

Experiments are carried out for both identification (1 vs. all) and verification (1 vs. 1) working modes. In the first case, top rank identification performance is obtained using cumulative match characteristic (CMC) curves, and for the case of verification the equal error rate (EER) is given as a performance measure.

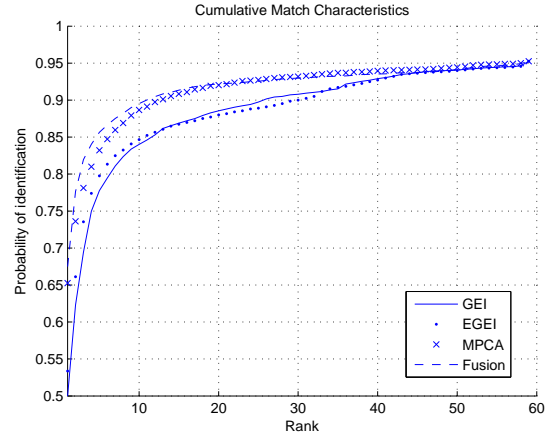
4.2. Evaluation of Results

The first experiment was set to compare the individual performance of the six feature approaches considered (AEI, MSCT, GFI, GEI, EGEI and MPCA) over the two gait databases. Results are shown in Table 1, and give the optimum number of PCA components found for each feature approach and for each database. It is interesting to analyse that the number of PCA components is smaller in all cases but one (MPCA) for the SFootBD compared to the USF database, most likely for the lower amount of information contained (approximately a quarter of the information as only half of the gait cycle is visible for the lower part of the body).

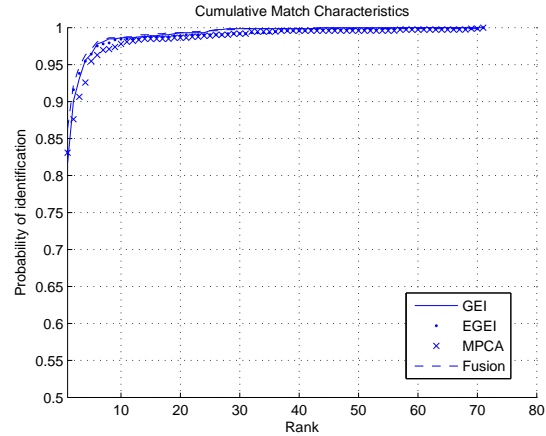
As can be seen in Table 1, the GEI, EGEI and MPCA approaches obtained much better individual performance compared to AEI, MSCT, GFI, for both identification (rank 1 and 5) and verification (EER) experiments.

The second experiment was the fusion of the best three fea-

ture approaches in order to further improve the recognition performance of the system for a limited gait database. The fusion was carried out at the score-level using a simple product rule.



(a) SFootBD



(b) USF DB

Figure 5: CMC Curves for both SFootBD and USF databases comparing the three best feature approaches and their fusion at the score-level.

Figure 5 shows four CMC curves for the three selected feature approaches and the fusion for the SFootBD and USF databases respectively. For both databases, the CMC curves improve fast having a knee point around rank 10 for the SFootBD and around rank 6 for the USF database, saturating after these values. The saturation is much faster for the USF database compared to the SFootBD.

As can be seen in Figure 5(a), the approach which provides better results for the case of the SFootBD is MPCA (83.21% of rank 5 identification rate). The fusion of the three approaches achieved also a small improvement in terms of identification rate (85.64% for rank 5) and EER (8.61%). Table 1 shows an overview of the main results achieved. In contrast to these results Figure 5(b) shows results for the case of the USF database where the three feature approaches provide very similar identification rates, achieving a slightly better performance for EGEI (96.42% of rank 5 identification rate). The fusion of the three approaches achieves a small improvement obtaining 97.11% rank 5 identification rate and 3.58% EER.

		SFootBD				USF DB			
		PCs	Rank1	Rank5	EER	PCs	Rank1	Rank5	EER
a	AEI	100	41.56	69.08	16.4219	150	65.06	85.56	9.2160
b	MSCT	50	46.89	75.11	13.5498	150	67.26	88.31	7.9780
c	GFI	100	45.10	72.58	14.3508	150	65.47	85.97	9.6286
d	GEI	100	49.98	77.77	12.71	100	81.71	96.42	3.99
e	EGEI	50	53.37	79.75	11.94	100	83.22	96.42	4.12
f	MPCA	300	65.26	83.21	9.84	200	83.08	95.46	5.36
	FUSION (d,e,f)	-	67.50	85.64	8.60	-	86.38	97.11	3.58

Table 1: Results achieved for both SFootBD and USF databases, with rank 1 and rank 5 identification rate and EER both in %. Also, number of principal components (PC) is given for each feature approach.

Another interesting result is that CMC curves shown in Figure 5(a) do not achieve a 100% of identification rate for the SFootBD. This is because the case of the SFootBD is a more realistic scenario (open-set identification) where there are test trials (from 71 persons in this case) that do not belong to any of the users in the training set.

5. CONCLUSIONS

In this paper, an evaluation of gait recognition systems over data with limited information (SFootBD) has been carried out. For this, six state-of-the-art feature approaches (AEI, MSCT, GFI, GEI, EGEI and MPCA) have been applied to the gait data. Similar experimental work has been followed over an ideal gait database (USF database) in order to compare results. In both cases best individual performance has been achieved for GEI, EGEI and MPCA feature approaches and a fusion of the three has been carried out at the score-level. As expected, there are significant differences in the performance of these approaches over the two databases, but more than acceptable results (85.64% of rank 5 identification rate and 8.60% of EER) have been achieved over the limited gait database, showing that using only the lower part of the body provides significant discriminative information for person recognition.

6. REFERENCES

- [1] <http://www.guardian.co.uk/uk/2009/mar/02/westminster-cctv-system-privacy>, 2009.
- [2] M.S. Nixon, I. Bouchrika, B. Arbab-Zavar, and J.N. Carter. On the use of biometrics in forensics: gait and ear. In *Proc. of European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2010.
- [3] G. Trivino, A. Alvarez-Alvarez, and G. Bailador. Application of the computational theory of perceptions to human gait pattern recognition. *Pattern Recognition*, 43(7):2572–2581, July 2010.
- [4] S. Han, L. Zhi-Wu, and C. Guo-Yue. A gait recognition method using L1-PCA and LDA. In *Proc. International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, volume 6, pages 3198 – 3203, 2009.
- [5] R. Vera-Rodriguez, J. Mason, J. Fierrez, and J. Ortega-Garcia. Comparative analysis and fusion of spatio-temporal information for footstep recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 99, 2012.
- [6] S. Sarkar, P. J. Phillips, Z. Liu, I. R. Vega, P. Grother, and K. W. Bowyer. The humanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(2):162–177, February 2005.
- [7] M. S. Nixon and J. N. Carter. Automatic recognition by gait. *Proceedings of the IEEE*, 94(11):2013–2024, November 2006.
- [8] Erhu Zhang, Yongwei Zhao, and Wei Xiong. Active energy image plus 2DLPP for gait recognition. *Signal Processing*, 90(7):2295–2302, 2010.
- [9] H. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos. Multilinear principal component analysis of tensor objects for recognition. In *Proc. of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, volume 2, pages 776–779, 2006.
- [10] J. Han and B. Bhanu. Individual recognition using gait energy image. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 28(2):316–322, February 2006.
- [11] X. Yang, Y. Zhou, T. Zhang, G. Shu, and J. Yang. Gait recognition based on dynamic region analysis. *Signal Processing*, 88(9):2350–2356, 2008.

10

Presupuesto

1) Ejecución Material	
▪ Compra de ordenador personal (Software incluido)	1900 €
▪ Alquiler de impresora láser durante 6 meses	200 €
▪ Material de oficina	200 €
▪ Total de ejecución material	2300 €
2) Gastos generales	
▪ sobre Ejecución Material	368 €
3) Beneficio Industrial	
▪ sobre Ejecución Material	138 €
4) Honorarios Proyecto	
▪ 1800 horas a 15 €/ hora	27000 €
5) Material fungible	
▪ Gastos de impresión	150 €
▪ Encuadernación	200 €
6) Subtotal del presupuesto	
▪ Subtotal Presupuesto	29650 €
7) I.V.A. aplicable	
▪ 21 % Subtotal Presupuesto	6226,50 €
8) Total presupuesto	
▪ Total Presupuesto	35876,50 €

Madrid, Diciembre 2012

El Ingeniero Jefe de Proyecto

Fdo.: Silvia Gabriel Sanz

Ingeniero Superior de Telecomunicación

11

Pliego de condiciones

Pliego de condiciones

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

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

Condiciones generales.

1. La modalidad de contratación será el concurso. La adjudicación se hará, por tanto, a la proposición más favorable sin atender exclusivamente al valor económico, dependiendo de las mayores garantías ofrecidas. La empresa que somete el proyecto a concurso se reserva el derecho a declararlo desierto.
2. El montaje y mecanización completa de los equipos que intervengan será realizado totalmente por la empresa licitadora.
3. En la oferta, se hará constar el precio total por el que se compromete a realizar la obra y el tanto por ciento de baja que supone este precio en relación con un importe límite si este se hubiera fijado.
4. La obra se realizará bajo la dirección técnica de un Ingeniero Superior de Telecomunicación, auxiliado por el número de Ingenieros Técnicos y Programadores que se estime preciso para el desarrollo de la misma.

5. Aparte del Ingeniero Director, el contratista tendrá derecho a contratar al resto del personal, pudiendo ceder esta prerrogativa a favor del Ingeniero Director, quien no estará obligado a aceptarla.
6. El contratista tiene derecho a sacar copias a su costa de los planos, pliego de condiciones y presupuestos. El Ingeniero autor del proyecto autorizará con su firma las copias solicitadas por el contratista después de confrontarlas.
7. Se abonará al contratista la obra que realmente ejecute con sujeción al proyecto que sirvió de base para la contratación, a las modificaciones autorizadas por la superioridad o a las órdenes que con arreglo a sus facultades le hayan comunicado por escrito al Ingeniero Director de obras siempre que dicha obra se haya ajustado a los preceptos de los pliegos de condiciones, con arreglo a los cuales, se harán las modificaciones y la valoración de las diversas unidades sin que el importe total pueda exceder de los presupuestos aprobados. Por consiguiente, el número de unidades que se consignan en el proyecto o en el presupuesto, no podrá servirle de fundamento para entablar reclamaciones de ninguna clase, salvo en los casos de rescisión.
8. Tanto en las certificaciones de obras como en la liquidación final, se abonarán los trabajos realizados por el contratista a los precios de ejecución material que figuran en el presupuesto para cada unidad de la obra.
9. Si excepcionalmente se hubiera ejecutado algún trabajo que no se ajustase a las condiciones de la contrata pero que sin embargo es admisible a juicio del Ingeniero Director de obras, se dará conocimiento a la Dirección, proponiendo a la vez la rebaja de precios que el Ingeniero estime justa y si la Dirección resolviera aceptar la obra, quedará el contratista obligado a conformarse con la rebaja acordada.
10. Cuando se juzgue necesario emplear materiales o ejecutar obras que no figuren en el presupuesto de la contrata, se evaluará su importe a los precios asignados a otras obras o materiales análogos si los hubiere y cuando no, se discutirán entre el Ingeniero Director y el contratista, sometiéndolos a la aprobación de la Dirección. Los nuevos precios convenidos por uno u otro procedimiento, se sujetarán siempre al establecido en el punto anterior.
11. Cuando el contratista, con autorización del Ingeniero Director de obras, emplee materiales de calidad más elevada o de mayores dimensiones de lo estipulado en el proyecto, o sustituya una clase de fabricación por otra que tenga asignado mayor precio o ejecute con mayores dimensiones cualquier otra parte de las obras, o en general, introduzca en ellas cualquier modificación que sea beneficiosa a juicio del Ingeniero Director de obras, no tendrá derecho sin embargo, sino a lo que le correspondería si hubiera realizado la obra con estricta sujeción a lo proyectado y contratado.
12. Las cantidades calculadas para obras accesorias, aunque figuren por partida alzada en el presupuesto final (general), no serán abonadas sino a los precios de la contrata, según las condiciones de la misma y los proyectos particulares que para ellas se formen, o en su defecto, por lo que resulte de su medición final.
13. El contratista queda obligado a abonar al Ingeniero autor del proyecto y director de obras así como a los Ingenieros Técnicos, el importe de sus respectivos honorarios facultativos por formación del proyecto, dirección técnica y administración en su caso, con arreglo a las tarifas y honorarios vigentes.

14. Concluida la ejecución de la obra, será reconocida por el Ingeniero Director que a tal efecto designe la empresa.
15. La garantía definitiva será del 4
16. La forma de pago será por certificaciones mensuales de la obra ejecutada, de acuerdo con los precios del presupuesto, deducida la baja si la hubiera.
17. La fecha de comienzo de las obras será a partir de los 15 días naturales del replanteo oficial de las mismas y la definitiva, al año de haber ejecutado la provisional, procediéndose si no existe reclamación alguna, a la reclamación de la fianza.
18. Si el contratista al efectuar el replanteo, observase algún error en el proyecto, deberá comunicarlo en el plazo de quince días al Ingeniero Director de obras, pues transcurrido ese plazo será responsable de la exactitud del proyecto.
19. El contratista está obligado a designar una persona responsable que se entenderá con el Ingeniero Director de obras, o con el delegado que éste designe, para todo relacionado con ella. Al ser el Ingeniero Director de obras el que interpreta el proyecto, el contratista deberá consultarle cualquier duda que surja en su realización.
20. Durante la realización de la obra, se girarán visitas de inspección por personal facultativo de la empresa cliente, para hacer las comprobaciones que se crean oportunas. Es obligación del contratista, la conservación de la obra ya ejecutada hasta la recepción de la misma, por lo que el deterioro parcial o total de ella, aunque sea por agentes atmosféricos u otras causas, deberá ser reparado o reconstruido por su cuenta.
21. El contratista, deberá realizar la obra en el plazo mencionado a partir de la fecha del contrato, incurriendo en multa, por retraso de la ejecución siempre que éste no sea debido a causas de fuerza mayor. A la terminación de la obra, se hará una recepción provisional previo reconocimiento y examen por la dirección técnica, el depositario de efectos, el interventor y el jefe de servicio o un representante, estampando su conformidad el contratista.
22. Hecha la recepción provisional, se certificará al contratista el resto de la obra, reservándose la administración el importe de los gastos de conservación de la misma hasta su recepción definitiva y la fianza durante el tiempo señalado como plazo de garantía. La recepción definitiva se hará en las mismas condiciones que la provisional, extendiéndose el acta correspondiente. El Director Técnico propondrá a la Junta Económica la devolución de la fianza al contratista de acuerdo con las condiciones económicas legales establecidas.
23. Las tarifas para la determinación de honorarios, reguladas por orden de la Presidencia del Gobierno el 19 de Octubre de 1961, se aplicarán sobre el denominado en la actualidad "Presupuesto de Ejecución de Contrataz anteriormente llamado "Presupuesto de Ejecución Material" que hoy designa otro concepto.

Condiciones particulares.

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

1. La propiedad intelectual de los procesos descritos y analizados en el presente trabajo, pertenece por entero a la empresa consultora representada por el Ingeniero Director del Proyecto.

2. La empresa consultora se reserva el derecho a la utilización total o parcial de los resultados de la investigación realizada para desarrollar el siguiente proyecto, bien para su publicación o bien para su uso en trabajos o proyectos posteriores, para la misma empresa cliente o para otra.
3. Cualquier tipo de reproducción aparte de las reseñadas en las condiciones generales, bien sea para uso particular de la empresa cliente, o para cualquier otra aplicación, contará con autorización expresa y por escrito del Ingeniero Director del Proyecto, que actuará en representación de la empresa consultora.
4. En la autorización se ha de hacer constar la aplicación a que se destinan sus reproducciones así como su cantidad.
5. En todas las reproducciones se indicará su procedencia, explicitando el nombre del proyecto, nombre del Ingeniero Director y de la empresa consultora.
6. Si el proyecto pasa la etapa de desarrollo, cualquier modificación que se realice sobre él, deberá ser notificada al Ingeniero Director del Proyecto y a criterio de éste, la empresa consultora decidirá aceptar o no la modificación propuesta.
7. Si la modificación se acepta, la empresa consultora se hará responsable al mismo nivel que el proyecto inicial del que resulta el añadirla.
8. Si la modificación no es aceptada, por el contrario, la empresa consultora declinará toda responsabilidad que se derive de la aplicación o influencia de la misma.
9. Si la empresa cliente decide desarrollar industrialmente uno o varios productos en los que resulte parcial o totalmente aplicable el estudio de este proyecto, deberá comunicarlo a la empresa consultora.
10. La empresa consultora no se responsabiliza de los efectos laterales que se puedan producir en el momento en que se utilice la herramienta objeto del presente proyecto para la realización de otras aplicaciones.
11. La empresa consultora tendrá prioridad respecto a otras en la elaboración de los proyectos auxiliares que fuese necesario desarrollar para dicha aplicación industrial, siempre que no haga explícita renuncia a este hecho. En este caso, deberá autorizar expresamente los proyectos presentados por otros.
12. El Ingeniero Director del presente proyecto, será el responsable de la dirección de la aplicación industrial siempre que la empresa consultora lo estime oportuno. En caso contrario, la persona designada deberá contar con la autorización del mismo, quien delegará en él las responsabilidades que ostente.

