



INAOE

Reconocimiento del Andar Humano basado en ensamble de clasificadores utilizando silueta y contorno

por

Miriam Romero Moreno

Tesis sometida como requisito parcial para obtener el
grado de

**MAESTRO EN CIENCIAS EN LA ESPECIALIDAD
DE CIENCIAS COMPUTACIONALES**

en el

Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica
Diciembre 2008
Tonantzintla, Puebla

Supervisada por:

Dr. Jesús Ariel Carrasco Ochoa
Coordinación de Ciencias Computacionales, INAOE

©INAOE 2008

El autor otorga al INAOE el permiso de reproducir y
distribuir copias en su totalidad o en partes de esta tesis



Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica

Reconocimiento del Andar Humano basado en
ensamble de clasificadores utilizando silueta y
contorno

Por

Miriam Romero Moreno

Tesis sometida como requisito parcial para obtener el grado de

Maestro en Ciencias en la especialidad de **Ciencias**

Computacionales

Diciembre 2008

Índice general

Resumen	VII
Abstract	IX
Agradecimientos	XI
	XIII
1. Introducción	1
1.1. Motivación	2
1.2. Importancia del problema	3
1.3. Problemática	4
1.3.1. Objetivo General	5
1.3.2. Objetivos particulares	5
1.4. Propuesta	6
1.5. Organización de la tesis	6
2. Conceptos Básicos	9
2.1. Biometría	9
2.1.1. Sistemas Biométricos	10

2.1.2. Características Biométricas	12
2.1.3. Aplicaciones	15
2.1.4. Sistemas Biométricos Multimodales	16
2.2. Extracción de Características	17
2.2.1. Análisis de Componentes Principales (PCA)	18
2.2.2. Análisis Discriminante Múltiple (MDA)	20
2.3. Clasificación Supervisada	22
2.4. Ensamble de clasificadores	24
3. Reconocimiento del Andar Humano	25
3.1. Enfoques	28
3.1.1. Métodos Basados en modelos	28
3.1.2. Métodos Basados en movimiento	32
4. Reconocimiento del Andar Humano basado en ensamble de clasificadores	37
4.1. Representación del andar humano	38
4.2. Métodos propuestos	42
4.2.1. Método 1. Basado en ciclo del paso	42
4.2.2. Método 2. Basado en secuencia completa	46
4.3. Base de Datos	50
4.4. Resultados Experimentales	52
Conclusiones	67
4.5. Trabajo Futuro	70
Bibliografía	73

Lista de Figuras

2.1. Sistema Biométrico	10
3.1. Reconocimiento del Andar Humano	27
4.1. a) Imagen Original b) Silueta c) Silueta Escalada	39
4.2. Cálculo de a) Silueta Promedio, b) Contorno Promedio	41
4.3. Método 1.1. Basado en silueta promedio por paso	44
4.4. Método 1.2. Basado en silueta por paso y contorno promedio por secuencia	46
4.5. Método 2.1. Basado en silueta promedio por secuencia	49
4.6. Método 2.2. Basado en silueta y contorno promedio por secuen- cia	50
4.7. Ejemplos de imágenes del conjunto de datos de visión normal de CASIA	51
4.8. Ejemplos de imágenes del conjunto de datos de visión infrarroja de CASIA	52

Lista de Tablas

4.1. Resultados obtenidos en personas caminando a velocidad normal utilizando PCA.	55
4.2. Comparación de los métodos propuestos con los resultados reportados en [13] y [9].	56
4.3. Comparación de los métodos propuestos con los resultados obtenidos con [13], [9] y [14].	58
4.4. Resultados obtenidos en caminar a diferente velocidad (lento y rápido) utilizando PCA	59
4.5. Resultados obtenidos en personas caminando a velocidad normal utilizando PCA+MDA.	61
4.6. Comparación de los métodos propuestos utilizando PCA+MDA con resultados obtenidos. (*) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base1, (Δ) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 2 y (\diamond) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 3	62

- 4.7. Resultados obtenidos al clasificar secuencias de personas caminando a diferente velocidad (lento y rápido) utilizando PCA+MDA. (*) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base1, (Δ) significa que es mejor, significativamente que el algoritmo base 2 y (\diamond) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 3 64

Resumen

El reconocimiento del andar humano es una técnica biométrica no invasiva, que se encarga de identificar a una persona por medio de su forma de caminar. En esta técnica se procesan imágenes de un video para obtener datos que reflejen la identidad del sujeto que está caminando. En los últimos años, varios investigadores han dirigido su investigación sobre esta característica biométrica debido a las ventajas que ofrece, como realizar el reconocimiento a distancia e incluso sin el consentimiento del sujeto que está caminando.

En esta tesis se proponen dos nuevos métodos para el reconocimiento del andar humano. El primer método para representar el andar humano usa la silueta promedio calculada por ciclo de paso. El reconocimiento se hace mediante un ensamble de clasificadores. Se propuso una variante de este método, la cual incluye el contorno de la silueta binaria. El segundo método procesa todas las siluetas binarias que contiene la secuencia. El reconocimiento también se realiza mediante un ensamble de clasificadores. Al igual que el primer método, éste tiene una variante la cual utiliza el contorno de la silueta binaria.

Se realizaron experimentos con los métodos propuestos y se compararon contra tres métodos de la literatura, los resultados muestran que nuestros

métodos obtienen mejor calidad de reconocimiento.

Abstract

Gait Recognition is a non-invasive biometric technique for identifying persons through their way of walking. It processes images of a video to obtain data that allow identifying the subject who is walking. In recent years, several researchers have directed their research on this biometric feature due to the advantages offered by this, as the recognition at a distance and even without user's authorization.

In this thesis, two new methods for gait recognition are proposed. The first method in order to represent the human gait uses the average silhouette computed by gait cycle. The gait recognition is performed through an ensemble of classifiers. A variant of this method adding the contour of the binary silhouette is presented. The second method uses average silhouettes computed over all the sequence, for representating the human gait. The gait recognition is also performed through an ensemble of classifiers. Similar to the first method, a variant which includes the contour of the binary silhouettes is also proposed.

Some experiments were done with the proposed methods and the results were compared against three methods from literature; the results showed that our methods obtain the best recognition accuracy.

Agradecimientos

Quiero expresar mi agradecimiento a mis asesores de tesis, Dr. Jesús Ariel Carrasco Ochoa y Dr. José Francisco Martínez Trinidad por su tiempo, apoyo, comprensión, infinita paciencia y sobre todo por los conocimientos brindados a lo largo de estos dos años. Su ayuda fue parte fundamental en la culminación de este trabajo de tesis y les agradezco la oportunidad que me dieron de trabajar a su lado.

Agradezco a los doctores Leopoldo Altamirano Robles, Jesús Antonio González Bernal y Gustavo Rodríguez Gómez por el tiempo dedicado a revisar este trabajo de tesis así como sus valiosos comentarios.

Este trabajo de tesis no pudo haberse realizado sin la formación recibida durante estos dos años, por lo que agradezco al Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE) la oportunidad de ser parte de esta comunidad así como al Consejo Nacional de ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo económico recibido.

Agradezco a mis padres por creer y confiar en mí, por brindarme un hogar cálido y dos hermanos con quien crecer, pelear, hablar, ayudar y compartir el placer cotidiano de vivir. Gracias por haber fomentado en mí el deseo de superación y el anhelo de triunfo en la vida

Gracias a mis hermanos Carolina y Juan Pedro, por escucharme y apo-

yarme en los tiempos difíciles. Por soportar mis malos ratos y compartir conmigo sus alegrías y tristezas.

Agradezco a mis amigos por su apoyo, por escucharme y alentarme a seguir adelante. A Nieves mi amiga de toda la vida, siempre dispuesta a brindarme su tiempo, apoyo y consejos. A Olga y Rosa, que aunque lejos por el momento apoyaron moralmente este trabajo. A mis amigos de siempre Nancy, Andrés y Beto, gracias por la amistad brindada y compartir conmigo los momentos importantes de mi vida. A Mary, Caro y Ely quienes apoyaron y festejaron mi decisión de estudiar la maestría.

Por último, agradezco a quienes de una forma u otra influyeron en mi vida para ser lo que soy actualmente.

A mis padres, por ser mi ejemplo de constancia y lucha
A mis hermanos, por compartir conmigo el camino de la vida

Capítulo 1

Introducción

El reconocimiento biométrico surgió de la necesidad de obtener mayor seguridad para resguardar información importante, así como evitar ataques de intrusos a recursos o áreas restringidas. Los sistemas de reconocimiento biométricos utilizan características ya sean físicas o de comportamiento, las cuales son únicas e intransferibles, ejemplos de ellas son: huella digital, iris, voz, ADN, firma, etc. A pesar de las ventajas que ofrecen este tipo de sistemas, gran parte de los usuarios no se sienten cómodos al utilizarlos por temor al mal uso que pudieran hacer de esta información. Sin embargo, existen características biométricas con las cuales los usuarios no sienten rechazo, tal es el caso la firma, voz y en particular el andar humano, dado que el reconocimiento del andar humano (RAH) puede realizarse a distancia e incluso sin la autorización del usuario.

1.1. Motivación

Utilizar el andar humano como característica biométrica es algo relativamente nuevo. Sin embargo, su estudio ha cobrado fuerza en los últimos años debido a sus aplicaciones en vigilancia y seguridad. La idea es simple, cada persona tiene una manera diferente de caminar. Lo interesante es tomar este lenguaje corporal y traducirlo a un conjunto de datos que pueda ser interpretado por una computadora. Además, existen algunos estudios que sostienen que el andar es una característica única en cada individuo. Entre éstos se encuentran estudios en: biomecánica, psicología y médicos enfocados a terapias.

Pero lo que hace realmente atractivo el uso del andar humano es que no requiere de la interacción directa con el usuario y no es tan dependiente de factores como color, textura o iluminación. Además ya se dijo, el reconocimiento puede realizarse a distancia e incluso con imágenes de baja resolución. Todo lo anterior hace atractivo el desarrollo de métodos que usen el andar humano como característica biométrica.

Cabe mencionar que, el RAH tiene limitantes, pues, incluso el calzado, la ropa o el humor pueden afectar la forma de caminar de las personas, al igual que algunas condiciones físicas como embarazo, dolor, enfermedad, etc. Lo anterior es otro de los retos que enfrenta no solo el reconocimiento del andar humano, sino todos los métodos biométricos. Es decir, superar factores externos que pudieran disminuir su rendimiento, como usar lentes o barba en el caso de reconocimiento de rostros, cicatrices, sobrepeso, etc.

En los últimos años se ha incrementado el desarrollo de métodos biométricos, debido a que éstos presentan una alternativa fiable para restringir el acceso a información importante. Además, los sistemas biométricos cada vez se hacen más comunes en la vida cotidiana. Como el uso de las huellas digitales en tiendas departamentales, o reconocimiento de rostros en laptops. En particular, utilizar el andar humano como característica biométrica promete ser una interesante área de investigación. Sobre todo por las ventajas que ofrece y las aplicaciones que pudiera tener a futuro. Por lo anterior el trabajo de investigación de esta tesis ésta enfocado en proponer un método para el reconocimiento del andar humano.

1.2. Importancia del problema

En el reconocimiento del andar humano se procesan imágenes extraídas de un video para obtener datos que permitan reconocer al sujeto que está caminando [1]. Esto permite ubicar al reconocimiento del andar humano en varios escenarios de aplicación y así identificar usuarios autorizados o incluso posibles amenazas, pero lo importante es que todo es a distancia. En particular, podemos pensar en el control de acceso a zonas restringidas donde solo personal autorizado tiene permitida la entrada. Entonces, si una persona camina delante de una cámara, el sistema procesa ese video y lo compara con los usuarios registrados previamente y en caso de que el sistema la reconozca, le permite el acceso.

Pero, como se mencionó anteriormente, el RAH también puede identificar

amenazas. Si tenemos registradas personas con antecedentes delictivos, a través de las cámaras de vigilancia, por ejemplo, se podrían identificar y prevenir a las autoridades.

En general, el reconocimiento del andar humano puede tener aplicación en ambientes controlados, tales como bancos, instalaciones militares, hoteles, aeropuertos, entre otros. En general, lugares donde se requiere una rápida detección de amenazas [10].

1.3. Problemática

Como ya se ha discutido, el RAH tiene como principal ventaja el reconocimiento a distancia. Como se trabaja con múltiples imágenes las cuales son extraídas de un video, se requiere un alto poder de procesamiento así como extensos dispositivos de almacenamiento. Es importante utilizar métodos que nos permitan reducir la información proporcionada por una secuencia de imágenes.

La mayoría de los trabajos actuales utilizan una función de distancia para propósitos de reconocimiento, donde una secuencia de prueba se compara mediante dicha función con cada una de las secuencias del conjunto de entrenamiento. Los resultados de esta evaluación se ordenan de menor a mayor y se toman las n primeros valores (también llamado rango n) con $n = 1, \dots, k$ donde el primer valor, que es el más pequeño, indica la identidad más probable.

El porcentaje de acierto se calcula verificando si en el rango n se encuentra la identidad correcta para la secuencia de prueba. Entre más grande sea el rango, mayor es el porcentaje de acierto. Sin embargo, en la práctica se espera obtener del sistema una respuesta única y que ésta sea fiable. Por ello, se propone incorporar métodos propios del campo de reconocimiento de patrones, los cuales permiten obtener una respuesta única.

A continuación se enuncian los objetivos planteados en este trabajo de investigación.

1.3.1. Objetivo General

Proponer un nuevo método basado en reducción de la información, extracción de características y ensamble de clasificadores para el Reconocimiento del Andar Humano.

1.3.2. Objetivos particulares

- Definir un procedimiento que permita reducir la información proporcionada por la secuencia de imágenes.
- Proponer un método basado en extracción de características y clasificadores supervisados para el reconocimiento del andar humano.

1.4. Propuesta

Debido a la cantidad de información a procesar a partir de la secuencia de imágenes, se propone utilizar la silueta promedio por ciclo de paso. Este método permite obtener una versión más compacta de la secuencia, es decir, una secuencia se reduce de n imágenes a k imágenes. Donde, n es total de imágenes en la secuencia y k es el número de pasos dados por un individuo en un video. Es claro que $k \ll n$. Además, esta representación es robusta con respecto a errores de segmentación, es simple y fácil de implementar.

Para realizar el reconocimiento del andar humano en esta tesis se proponen dos métodos para el reconocimiento del andar humano utilizando la silueta promedio en dos versiones. La primera es crear siluetas promedio del ciclo del paso, y la segunda es crear una silueta promedio de la secuencia completa, con lo cual se reduce la información a una sola imagen por secuencia. Para el reconocimiento se propone usar un ensamble de clasificadores supervisados.

1.5. Organización de la tesis

El resto de esta tesis está organizado de la siguiente manera:

El capítulo II presenta algunos conceptos básicos necesarios para este trabajo de tesis. Se da una breve introducción a la biometría, métodos de extracción de características, clasificación supervisada y ensambles de clasificadores.

En el capítulo III se trata con mayor detalle el Reconocimiento del Andar Humano así como los enfoques actuales. Además se revisan algunos de los métodos existentes en la literatura.

El capítulo IV describe los métodos propuestos en este trabajo de tesis y se muestran los resultados experimentales obtenidos.

Por último, se presentan las conclusiones obtenidas de este trabajo, así como algunas posibles direcciones de trabajo futuro.

Capítulo 2

Conceptos Básicos

2.1. Biometría

En la actualidad existe una gran variedad de sistemas que requieren de un esquema fiable que confirme o determine la identidad de un individuo. Una opción es utilizar Reconocimiento Biométrico (ver Figura 2.1), el cual se refiere al reconocimiento automático de un individuo usando características físicas o de comportamiento asociados con esa persona [15]. Cualquier característica humana física o de comportamiento, puede ser utilizada como característica biométrica si cumple con lo siguiente:

- Universalidad: cada persona debe tener la característica.
- Distintivo: dos personas deben ser suficientemente diferentes en términos de la característica.
- Permanencia: la característica debe ser suficientemente invariante sobre un periodo de tiempo.

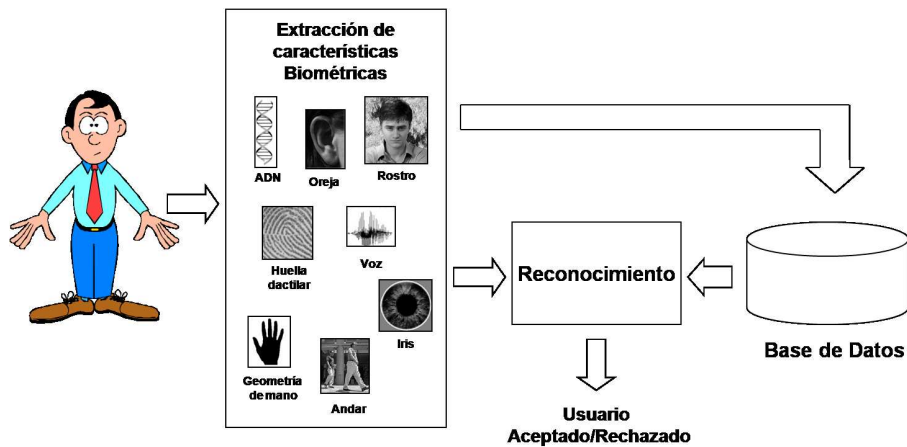


Figura 2.1: Sistema Biométrico

En la práctica un sistema de reconocimiento biométrico debe ser inofensivo para los usuarios, rápido y aceptado por la población.

2.1.1. Sistemas Biométricos

El uso de sistemas biométricos facilita la vida a los usuarios, pues no tienen que recordar, cambiar o perder contraseñas, NIP o tarjetas inteligentes, como sucede en los sistemas de control de acceso tradicionales. Los sistemas biométricos proporcionan un alto nivel de seguridad pues las características humanas no pueden ser falsificadas, transferidas o alteradas tan fácilmente. Sin embargo, existe la posibilidad que el sistema acepte o rechace indebidamente a un usuario.

El funcionamiento de los sistemas biométricos se puede resumir en dos pasos:

1. Registro: El sistema captura la descripción biométrica del usuario, la procesa para crear una representación electrónica la cual se almacena

en una base de datos.

2. Dependiendo de la aplicación, puede operar en dos modos: modo de verificación o modo de identificación.
 - a) Modo de verificación: el usuario le informa al sistema su identidad, entonces el sistema captura sus características biométricas, las procesa y compara con los datos almacenados previamente en la base de datos. Si ambos coinciden, la verificación es exitosa, de lo contrario la verificación falla.
 - b) Modo de identificación: en este caso el usuario no informa al sistema de su identidad, solo permite la captura de sus características biométricas, el sistema las procesa y compara con los almacenados en la base de datos, para determinar la identidad del usuario.

Los Sistemas Biométricos se enfrentan a ciertos problemas, entre los que tenemos: ruido en los datos (el cual puede ser generado por condiciones ambientales, defectos o uso incorrecto del sensor); características no tan distintivas o universales; cicatrices o incluso intrusos que intenten engañar al sistema. Algunas de estas limitaciones son consecuencia de utilizar una sola característica biométrica. Sin embargo, algunas veces estas limitaciones son resueltas utilizando múltiples características biométricas [15]. Este tipo de Sistemas Biométricos son conocidos como Sistemas Biométricos Multimodales o Multibiométricos.

2.1.2. Características Biométricas

En la actualidad se utilizan diversas características biométricas. A continuación se describen brevemente algunas de ellas:

- **ADN:** El ADN de una persona se obtiene a través de muestras de sangre, saliva, cabello o piel. Se analizan varias secciones de la cadena de ADN para generar un 'perfil de ADN' que se compara con otros perfiles para ver si coinciden [19]. Este tipo de reconocimiento es actualmente el más usado en el contexto de aplicaciones forenses para reconocimiento de personas. Existen tres elementos que limitan la utilidad de esta característica biométrica para otras aplicaciones: el primero es que puede ser robada una pieza de ADN fácilmente y después engañar al sistema con dicha muestra, la comparación de la tecnología de ADN requiere complejos métodos químicos incluyendo las habilidades de expertos, y por último la información acerca de susceptibilidades a enfermedades de ciertas personas pueden ser obtenidas a partir del ADN por lo que existe preocupación acerca del uso indebido de esta información [18].
- **Oreja:** Existen tres métodos para el reconocimiento de la oreja: geometría de la oreja, definir marcas y poner la oreja contra un vidrio plano y tomar una imagen térmica de la oreja. Utilizar a la oreja como característica biométrica tiene ciertas ventajas: no requiere de imágenes de alta resolución, existe una mayor uniformidad en el color de la piel y no depende de la posición o expresión del rostro. Sin embargo, el reconocimiento de la oreja no es muy popular y es utilizado principalmente en investigaciones criminales, donde se tienen marcas de oreja como evidencia.

- Rostro: Las técnicas para el reconocimiento de rostros pueden clasificarse en dos categorías: holística y analítica. La aproximación holística considera las propiedades globales del rostro, mientras que la segunda considera un conjunto de características geométricas de la cara. Una de las técnicas más populares es utilizar métodos como PCA (Análisis de Componentes Principales), el cual es utilizado para reducir la dimensión y nos proporciona una representación de los patrones faciales [20].
- Huella digital: La huella digital está constituida por una serie de líneas oscuras que representan las crestas y una serie de espacios blancos que representan los valles. La identificación con huellas digitales está basada principalmente en las minucias (la ubicación y dirección de las terminaciones de crestas, bifurcaciones, deltas, valles y crestas), aunque existen muchas otras características de huellas digitales [20].
- Iris: En éste caso se captura una imagen del iris y se somete a deformaciones pupilares y de ella se extraen los patrones, que a su vez son sometidos a transformaciones matemáticas hasta obtener una cantidad de datos suficientes para los propósitos de autenticación. Esta muestra llamada *iriscode* es comparada con otra tomada con anterioridad y almacenada en la base de datos del sistema, si ambas coinciden, se acepta al usuario, de lo contrario se rechaza [18].
- Voz: estos sistemas analizan los sonidos que emitimos, los tonos bajos y agudos, vibraciones de laringe, tonos nasales y de la garganta para poder detectar patrones en el espectro de la frecuencia de voz de una persona, los cuales son casi tan distintivos como las huellas dactilares.

Estos sistemas no son muy confiables, pues pueden ser fácilmente alterados y existe la posibilidad de rechazar a un usuario legítimo [20].

- **Firma:** Se realiza un preproceso basado en la esqueletización de la firma, se etiquetan los puntos de la firma según su pendiente utilizando matrices de convolución, realiza un seguimiento y una extracción de los trazos etiquetados siguiendo un esquema de búsqueda con retroceso, se normaliza el tamaño de los trazos y, mediante un proceso de ajuste de distancias, se calcula el porcentaje de similitud entre las colecciones de trazos extraídas de dos firmas. Entonces se busca en la base de datos aquella firma que más se parezca [23]. La firma se considera una característica biométrica de comportamiento.
- **Mano:** Existen diversos métodos para el reconocimiento de la mano, algunos utilizan características geométricas como el ancho y largo de los dedos, el ancho de la palma, ángulos entre los dedos, o la forma de la silueta de la mano, etc. Otros trabajos extraen las líneas o textura de la palma de la mano, las cuales son únicas en cada individuo, para ser utilizadas como características. Un esquema más es el que utiliza la combinación de los dos anteriores, es decir, geometría y textura de la palma de la mano. De una sola imagen de alta calidad se extraen las características de la geometría de la mano y las líneas de la palma de la mano [24, 25, 26].
- **Retina:** la vasculatura retinal (forma de los vasos sanguíneos de la retina humana) es un elemento característico de cada individuo, tan distintivo como una huella digital y más fácil de ser reconocido, por lo que numerosos estudios en el campo de la autenticación de usuarios se basan

en el reconocimiento de esta vasculatura [18].

- Andar: Se toma al andar humano como característica biométrica para identificar a una persona, es decir, se reconoce a dicha persona por medio de su estilo de caminar delante de un videocámara. En los últimos años, varios investigadores se han interesado en este tipo de reconocimiento por las ventajas que éste ofrece, la principal de ellas es que el reconocimiento puede hacerse a distancia, incluso sin el consentimiento del usuario. [6, 9, 13]. El reconocimiento del andar humano ha cobrado fuerza debido a que no es invasivo y es difícil de ocultar. Además, entre sus aplicaciones futuras está el implantarlo en ambientes controlados, es decir, en lugares donde se requiere una rápida detección de amenazas, como bancos, instalaciones militares, hoteles, aeropuertos, etc.

En este trabajo de investigación se utiliza esta última característica biométrica.

2.1.3. Aplicaciones

Las aplicaciones de la Biometría pueden dividirse en 3 grandes grupos:

- Comercial: aplicaciones tales como accesos a redes, comercios electrónicos, acceso a Internet, tarjetas de crédito, control de acceso físico, entre otros.
- Gubernamental: control de pasaporte, licencia de conducir, etc.
- Forense: aplicaciones tales como identificación de cadáveres, investigación criminal, identificación de terroristas, niños perdidos, etc.

Los sistemas biométricos son cada vez más utilizados en aplicaciones civiles tal como lo vemos en muchos aeropuertos del mundo. Los lectores de huellas digitales, son quizás los más populares, tienen entre sus aplicaciones el control de acceso a áreas restringidas, acceso a computadoras de redes financieras, etc.

En cuanto a aplicaciones gubernamentales o forenses, tenemos los sistemas empleados en aeropuertos para identificar terroristas o criminales, para estos casos utilizan el reconocimiento facial, ya que las imágenes pueden ser adquiridas ocultamente y compararlas con la base de datos de criminales.

Como podemos ver los sistemas biométricos de hoy cumplen con los requerimientos de seguridad y presupuestos de la mayoría de las aplicaciones comerciales de control de acceso. A medida que los precios bajen éstos se convertirán en artículos de uso diario en la vida de más y más personas [18].

2.1.4. Sistemas Biométricos Multimodales

Como ya se mencionó anteriormente, los sistemas biométricos que utilizan una sola característica tienen limitaciones que pueden ser superadas combinando dos o más características biométricas (por ejemplo rostro y geometría de la mano) este tipo de sistemas son conocidos como "Biométricos Multimodales". Algunos de estos sistemas pueden ser diseñados para funcionar con múltiples sensores, es decir, obtener de diferentes sensores la misma característica biométrica y combinar sus resultados para realizar el reconocimiento.

Otra alternativa es adquirir múltiples características biométricas, por ejemplo huella digital y lector de iris, y combinarlos. Los sistemas que utilizan más de un sensor pueden mejorar la exactitud y con una combinación de datos

biométricos adecuada se puede tener un sistema más rápido.

El uso de Sistemas Biométricos Multimodales reduce significativamente la tasa de error y provee una mayor seguridad contra intrusos. Sin embargo, esto puede incrementar considerablemente el costo del sistema, pues se requiere de múltiples sensores. Es por esta razón que se debe hacer un análisis acerca del tipo de aplicación y el nivel de seguridad requerido, ya que para aplicaciones comerciales de pequeña escala, quizás sea más recomendable continuar con el sistema biométrico tradicional, es decir, seguir utilizando una sola característica [18].

2.2. Extracción de Características

Cuando un conjunto de datos es muy grande para ser procesado por un algoritmo y además es redundante, entonces puede ser transformado en un conjunto de menor dimensión. A este proceso de transformación se le conoce como reducción de la dimensionalidad de los datos (RDD). El objetivo es reducir el número de atributos o características y mantener el porcentaje de acierto en la clasificación. Una categoría de RDD es la extracción de características, donde nuevas características son derivadas de las características originales para incrementar la eficiencia computacional y el porcentaje de clasificación [43]. Una forma de lograrlo es utilizar combinaciones lineales, las cuales son útiles, simples de implementar y analíticamente tratables. Un método lineal proyecta datos de alta dimensión en un espacio de dimensión menor.

Hay dos métodos comúnmente usados para encontrar transformaciones lineales efectivas. Uno de ellos es el Análisis de Componentes Principales o

PCA, el cual busca una proyección que mejor represente los datos. Otro método es conocido como Análisis de Discriminante Múltiple o MDA, el cual busca una proyección que separe mejor los datos [22].

2.2.1. Análisis de Componentes Principales (PCA)

El análisis de componentes principales tiene como objetivo encontrar un espacio de dimensión más pequeño que represente a los datos originales, es decir, dado un conjunto de datos descrito por variables se busca representar adecuadamente esa información mediante un número menor de variables construidas como combinaciones lineales de las variables originales. Esta técnica es útil para representar patrones de altas dimensiones en una de menor dimensión, por lo que ha sido aplicada con éxito en análisis de imágenes como el reconocimiento de rostros y la compresión de imágenes.

Dada una imagen I_{wxh} , donde wxh es el tamaño de la imagen. Podemos representarla como un vector n – dimensional donde $n = wxh$. Sea $I = I_1, I_2, I_3, \dots, I_N$ el conjunto de imágenes de entrenamiento. La imagen promedio del conjunto de imágenes está definida por

$$\Psi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \quad (2.1)$$

Cada imagen difiere de la imagen promedio por el vector $\Phi_i = I_i - \Psi$. El conjunto $\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \dots, \Phi_N$ es sujeto a PCA, el cual busca un conjunto de K vectores ortornormales v_k , $k = 1, \dots, K$ y sus eigenvalores asociados λ_k . Los vectores v_k y los escalares λ_k son los eigenvectores y los eigenvalores de la

matriz de covarianza definida por la ecuación:

$$C = XX^T = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi_i \Phi_i^T \quad (2.2)$$

donde la matriz $X = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N]$. Encontrar los eigenvectores de la matriz $C_{n \times n}$ es computacionalmente costoso ($O(n^2)$), sin embargo en [31] se propone calcular los eigenvectores de C' a partir de la matriz $C = X^T X$ de tamaño $N \times N$ y entonces aplicar una transformación lineal para obtener los mismos eigenvectores de la matriz de covarianza C . Los eigenvectores se obtienen de la siguiente manera: se calculan los eigenvalores λ_k y los eigenvectores v_k de la matriz C'

$$X^T X v_i = \lambda_i v_i \quad (2.3)$$

Multiplicando ambos lados por la izquierda por X se tiene:

$$X X^T X v_i = \lambda_i X v_i \quad (2.4)$$

en donde podemos observar que $X v_i$ son los eigenvectores de $C = X X^T$. De esta manera los cálculos se reducen de un orden n^2 (n igual al número de píxeles en la imagen) a un orden N^2 (N igual al número de imágenes en el conjunto de entrenamiento) $N \ll n$.

Una vez calculados los eigenvectores y considerando que se encuentran ordenados de forma decreciente de tal forma que el primer componente retiene tanta varianza presente en los datos originales, como sea posible y así sucesivamente, se seleccionan m eigenvectores incluyen a los eigenvalores más grandes.

Con estos m eigenvectores seleccionados, a los cuales llamaremos el eigenes-

pacio $E_{n \times m}$, se procede a construir el nuevo espacio de representación $M_{m \times N}$ proyectando el conjunto de imágenes originales $I_{n \times N}$ sobre el eigenspacio $E_{n \times m}$:

$$M = E^T I \quad (2.5)$$

donde E^T es la traspuesta de E . Por último, para que una nueva imagen I^N sea reconocida debe ser transformada en sus componentes principales I^{CP} , realizando la substracción de la imagen promedio Ψ y proyectándola en el eigenspacio $E_{n \times m}$ [28].

$$I^{CP} = E^T (I^N - \Psi) \quad (2.6)$$

2.2.2. Análisis Discriminante Múltiple (MDA)

El análisis discriminante es un método que proyecta datos de alta dimensionalidad en un espacio de menor dimensión de una manera tal que se obtenga una mejor separación entre las clases. Es decir, dado un conjunto de objetos donde cada objeto pertenece a una clase, se busca una proyección W que separe mejor los objetos de cada clase. El análisis discriminante tiene aplicación en clasificación y extracción de características.

Si tenemos m objetos y_1, y_2, \dots, y_m como conjunto de entrenamiento, los cuales pertenecen a c clases. MDA busca una transformación W que maximice la relación de dispersión interclase S_B entre la dispersión intraclase S_W , como se muestra en 2.7 [14].

$$J(w) = \frac{\tilde{S}_B}{\tilde{S}_W} = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (2.7)$$

La dispersión intraclase S_W está definida como:

$$S_W = \sum_{i=1}^c S_i \quad (2.8)$$

donde

$$S_i = \sum_{y \in D_i} (y - \bar{y}_i)(y - \bar{y}_i)^T \quad (2.9)$$

y

$$\bar{y}_i = \frac{1}{m_i} \sum_{y \in D_i} y \quad (2.10)$$

Donde D_i es el conjunto de objetos que pertenecen a la i -ésima clase y m_i es el número de objetos en D_i . La dispersión interclase S_B se define como

$$S_B = \sum_{y \in D_i} m_i (\bar{y}_i - \bar{y})(\bar{y}_i - \bar{y})^T \quad (2.11)$$

donde

$$\bar{y} = \frac{1}{m} \sum_{y \in D} y \quad (2.12)$$

y D es el conjunto total de entrenamiento. Ahora, $J(W)$ es maximizado cuando las columnas de W son los eigenvectores que corresponden a los más grandes eigenvalores en:

$$S_B w_i = \mu S_W w_i \quad (2.13)$$

Hay $c - 1$ eigenvalores distintos de ceros y corresponden a los eigenvectores v_1, \dots, v_{c-1} que forman la matriz de transformación W . Ahora, los vectores discriminantes múltiples z_k de dimension $(c - 1)$ son obtenidos de los objetos

y_1, y_2, \dots, y_m multiplicándolos por la matriz de transformación W :

$$z_k = W^T y_k, k = 1, \dots, n \quad (2.14)$$

Los vectores discriminantes múltiples obtenidos corresponden al nuevo conjunto de características.

2.3. Clasificación Supervisada

La clasificación supervisada consiste en determinar la clase de nuevos objetos basándose en la información de una muestra previamente clasificada. Este tipo de clasificación consiste de dos pasos: construir el modelo para el clasificador de entrenamiento y el proceso de clasificación. Para el primer paso, a partir de un conjunto llamado conjunto de entrenamiento, el cual contiene objetos previamente clasificados, se construye el modelo o regla general para la clasificación. El segundo paso es el proceso de clasificación el cual se encarga de clasificar los nuevos objetos de los cuales se desconoce la clase a la que pertenecen.

Algunos algoritmos más conocidos de clasificación supervisada son los siguientes:

- Vecino más cercano: es uno de los clasificadores más utilizados por su simplicidad. El proceso de aprendizaje de este clasificador consiste en almacenar n ejemplos junto con la clase asociada a cada uno de ellos. Ante un nuevo ejemplo a clasificar, se calcula su distancia con respecto a los n ejemplos almacenados, y se consideran los k más cercanos. El

nuevo ejemplo se clasifica según la clase mayoritaria de los k ejemplos más cercanos [29].

- Naive Bayes: es un clasificador probabilístico que se basa en aplicar el Teorema de Bayes. El término *naive* viene de la suposición de que los atributos son independientes, es decir, $P(x|C_i)$ puede ser descompuesta en un producto $P(x_1|C_i) * \dots * P(x_n|C_i)$. Por lo que la probabilidad de que un ejemplo pertenezca a la clase i está dada por: $P(C_i|x) = \frac{P(C_i)}{P(x)} \prod_j P(x_j|C_i)$. Donde $P(x)$ puede ser ignorado, ya que es el mismo para todas las clases y no afecta los valores relativos de sus probabilidades. [42].
- Máquinas de vectores de soporte: Las máquinas de soporte vectorial o máquinas de vectores de soporte (Support Vector Machines, SVMs) son un conjunto de algoritmos que pertenecen a la familia de los clasificadores lineales puesto que inducen separadores lineales o hiperplanos en espacios de características de muy alta dimensionalidad (introducidos por funciones núcleo o kernel) con un sesgo inductivo muy particular. Inicialmente se usaron para problemas de clasificación binaria, pero después se han extendido para su uso en problemas de clasificación multi-clase [21].
- Redes neuronales: Las redes neuronales están formadas por un conjunto de neuronas artificiales interconectadas. Las neuronas de la red se encuentran distribuidas en diferentes capas. Comúnmente la arquitectura de una red neuronal consiste de una primera capa de neuronas de entradas, que recibe información del exterior, una serie de capas de neuronas ocultas (intermedias), encargadas de realizar el trabajo de la red y

una capa de neuronas de salida, que proporciona el resultado al exterior [30].

2.4. Ensamble de clasificadores

Un ensamble de clasificadores es un conjunto de clasificadores cuyas predicciones individuales son combinadas de alguna manera, típicamente por votación, para clasificar nuevos ejemplos. Se ha encontrado que en general los ensambles de clasificadores son mejores que los clasificadores individuales, solo si los clasificadores que conforman el ensamble, tienen errores menores al 50% y los errores son independientes entre si [27].

La mayoría de los ensambles de clasificadores usan un solo algoritmo de clasificación, tales como árboles de decisión o redes neuronales. Se generan diferentes clasificadores manipulando los conjuntos de entrenamiento, las características de entrada, agregando aleatoriedad en el algoritmo, etc. Otro enfoque consiste en es generar ensambles aplicando diferentes algoritmos de clasificación a un solo conjunto de datos [27].

Capítulo 3

Reconocimiento del Andar Humano

El Reconocimiento del Andar Humano, denotado como (RAH), es una técnica biométrica que se encarga de reconocer a un individuo mediante su forma o estilo de caminar. Al igual que tenemos huella digital o rostro único, también tenemos un estilo único de caminar, la idea es tomar el lenguaje corporal y convertirlo en datos que podamos procesar. El RAH ha despertado gran interés en los últimos años debido a que ofrece la posibilidad de identificar a un individuo a distancia, sin su interacción o cooperación directa. También tiene otras ventajas: no requiere de imágenes de alta calidad, no es invasivo, es difícil de ocultar, y puede realizarse sin que el individuo lo note [10].

Existen estudios complementarios que apoyan la idea del andar como un método biométrico, tales como estudios médicos, biomecánicos e incluso estudios en psicología apoyan la idea de que un sujeto puede ser reconocido por su forma de caminar. En particular, en los estudios médicos se ha hecho

investigación para el tratamiento de pacientes patológicamente anormales. En [12] se definieron patrones de movimiento estándar para gente normal con los cuales fueron comparados los pacientes patológicamente anormales. En los estudios psicológicos se apoya la idea de que el andar puede ser percibido por la visión humana como único. En [36] a varios participantes les fueron presentadas imágenes producidas por puntos de luz en las articulaciones del cuerpo humano. Cuando los puntos fueron vistos en imágenes estáticas, los participantes no percibieron ninguna forma humana. Sin embargo, cuando los puntos fueron animados, ellos inmediatamente lo percibieron como la representación de un individuo en movimiento, de esto se concluyó que el movimiento es clave para el reconocimiento. Otros estudios han mostrado que puede discriminarse el tipo de movimiento, como correr o saltar e incluso hasta el género del individuo [1].

Como todo método biométrico, el RAH enfrenta problemas o limitaciones que pueden afectar su rendimiento. Es probable que condiciones físicas como embarazo, enfermedad, dolor en pies o tobillo e incluso ebriedad afecten el andar. Al igual que otros aspectos externos como la ropa o el calzado. Sin embargo, la mayoría de los métodos biométricos tienen que enfrentarse a estos desafíos. Por ejemplo, un individuo puede usar gafas y ya no ser reconocido, practicarse una cirugía, dejarse el bigote, etc. [32]. El RAH puede funcionar en ambientes controlados, tales como bancos, instalaciones militares, hoteles, aeropuertos, entre otros. En general, lugares donde se requiere una rápida detección de amenazas.

En el RAH se procesan imágenes de un video para obtener datos que refle-

jen la identidad del sujeto que está caminando. Un Sistema de Reconocimiento del Andar Humano [33] tiene varias etapas (ver Figura 3.1).

La primera etapa es capturar el video de un individuo que esté caminando, después se procede a separar al sujeto del fondo para así obtener solo la información del sujeto. La siguiente etapa es la extracción de características, donde se obtiene la mayor información posible que permita diferenciar entre un individuo y otro. Por último, la etapa de reconocimiento se encarga de comparar la información obtenida con la almacenada previamente en la base de datos y determinar si el usuario es o no reconocido [33].

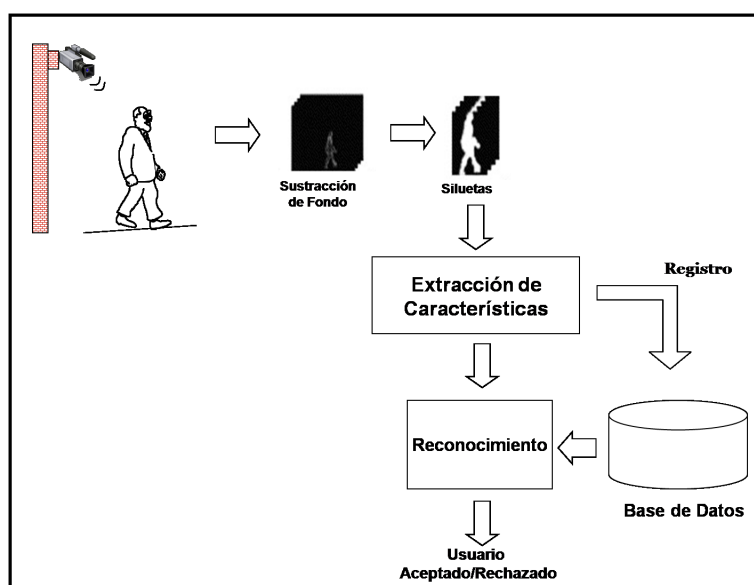


Figura 3.1: Reconocimiento del Andar Humano

Para evaluar los sistemas para el RAH, los trabajos actuales reportan sus resultados de reconocimiento basándose en el método propuesto en [11]. Una secuencia de prueba se evalúa mediante una función de distancia con cada

una de las secuencias del conjunto de entrenamiento. Los resultados de esta evaluación se ordenan de menor a mayor y se toman los n primeros valores (llamado rango n) con $n = 1, \dots, k$, donde k es el número de secuencias en el conjunto de entrenamiento. El primer valor, que es el más pequeño, indica la identidad más probable para la secuencia de prueba.

3.1. Enfoques

Los enfoques actuales para el Reconocimiento del Andar Humano pueden ser clasificados en dos grupos: métodos basados en modelos y métodos basados en movimiento. A continuación se explicará cada uno de ellos.

3.1.1. Métodos Basados en modelos

Los métodos basados en modelos usan la información acumulada del cuerpo humano y así construyen un modelo del mismo. En general, en estos trabajos se requiere que la escala y posición del cuerpo humano no cambien. Se requiere alta calidad de las imágenes en las secuencias del andar y que además, no existan oclusiones de partes del cuerpo humano. Por lo que, algunos sistemas requieren de múltiples cámaras para recolectar la información.

En seguida, revisaremos algunos métodos para Reconocimiento del Andar Humano basados en modelos, mostrando los detalles más relevantes de cada método.

Wang, Ning, Tan y Hu (2004) [35] proponen un método de RAH deriva-

do de la información dinámica del andar. Esto se hace siguiendo al sujeto que camina y localizando la trayectoria de los ángulos de las articulaciones. Los autores definen un modelo del cuerpo humano el cual está compuesto de catorce partes rígidas, incluyendo torso superior e inferior, cuello, dos brazos superiores e inferiores, dos muslos, dos piernas inferiores, dos pies y una cabeza. Cada una de estas regiones está representada por un cono truncado excepto la cabeza, la cual es representada por una esfera. Cada una de estas áreas está conectada a las articulaciones. Utilizan seguimiento de las articulaciones para obtener los ángulos de las mismas y después éstos son normalizados.

El método combina lo anterior con información estática del cuerpo. Para esto, obtiene el contorno y el centroide de la silueta. Construye un vector con los píxeles derivados del contorno. Este vector es analizado utilizando el método de análisis de formas de Procrustes [38]. Este es un método para encontrar patrones de puntos en dos dimensiones y una medida de similitud. El reconocimiento para la parte dinámica utiliza la distancia euclidiana y para la parte estática usa la forma promedio de Procrustes definida en [38]. Tanto la información dinámica o estática del andar puede ser utilizada independientemente para el reconocimiento.

Sin embargo, los autores fusionaron estos dos métodos para mejorar el rendimiento del método utilizando reglas de combinación como promedio, producto, mínimo y máximo. Crearon una base de datos con 20 personas y cuatro secuencias por persona. Como ya se explicó al principio del capítulo, los resultados reportados se basan en [11]. Utilizando solo las características estáticas alcanzaron un reconocimiento de 83 %; con las características dinámicas obtuvieron 87 % y combinando las dos mejoraron con 96 % en el rango 1. En el rango 5 obtuvieron 92 % con características estáticas; 97 % con características

dinámicas y 100 % combinando las dos.

Boulgouris, Plataniotis y Hatzinakos(2005) [3] definen un método de RAH basado en el análisis angular del andar. En su método, primero obtienen las siluetas usando sustracción de fondo y calculan el centro del área de cada una de las siluetas binarias. A partir del centro del área se define un nuevo sistema de coordenadas x-y cuyo origen es el centro de la silueta. Como existe un número infinito de ángulos, la transformación angular es procesada por partes. Es claro que, algunas áreas tendrán mayor variabilidad que otras. Por ejemplo en el ángulo 270° , donde está el área de las piernas, tiene mayor variabilidad que en el ángulo 90° , donde está la zona de la cabeza. Todos los ángulos obtenidos son ordenados en un vector.

Los ciclos del andar, los cuales son determinados utilizando el método propuesto en [39] tendrán diferentes longitudes. Por lo que las distancias entre los ciclos extraídos no pueden ser evaluadas por comparación directa. Una aproximación para evaluar las distancias entre ciclos de distinta longitud consiste en efectuar normalización lineal de tiempo [3]. Esto es, buscar la correspondencia entre las siluetas en ciclos de distinta longitud usando una regla lineal. En el proceso de reconocimiento, se obtiene la distancia entre los vectores de una secuencia de prueba y cada una de las secuencias de entrenamiento. La secuencia que obtenga la distancia mínima será la identidad que se le asigne a la secuencia de prueba. La base de datos utilizada es USF Gait Challenge, de la cual utilizan 70 personas caminando en distintas condiciones, como diferentes superficies, tipos de zapatos, ángulos de visión, etc. El máximo porcentaje de reconocimiento obtenido fue 89 % en el rango 1 y 99 % para el rango 5.

Boulgouris y Chi (2006) [8] extraen las siluetas manualmente y las escalan a un tamaño de 128x88 píxeles. Posteriormente las dividen y etiquetan manualmente en ocho regiones: cabeza, torso, brazo izquierdo, brazo derecho, muslo izquierdo y derecho, pierna izquierda y pierna derecha. Este método se probó con los diferentes componentes del cuerpo humano separadamente y se mostró que éstos tienen diferente poder de discriminación. Para el reconocimiento calculan la similaridad, la cual definen como la intersección de cada una de las siluetas del conjunto de entrenamiento y la silueta de prueba entre la unión de cada una de las siluetas del conjunto de entrenamiento y la silueta de prueba. La base de datos utilizada fue la de USF Gait Challenge de la cual utilizan 70 personas caminando en distintas condiciones. El máximo porcentaje alcanzado fue 49% en el rango 1 y 78% en el rango 5.

Lu, Plataniotis y Venetsanopoulos (2008) [34] presentan un método de RAH basado en el modelo LDM (Layered Deformable Model) el cual consiste de diez partes del cuerpo: cabeza (un círculo), torso (una semi-elipse encima de un rectángulo) brazos superior izquierdo y derecho (rectángulo) brazo inferior izquierdo y derecho (cuadrilátero). Los pies y manos no son modelados debido a que son relativamente pequeños en tamaño y difícil de detectar ya que se confunden con el fondo de la imagen. El modelo es definido de acuerdo al modelo del esqueleto.

El LDM especificado tiene veintidós parámetros que definen el largo, ancho, posición y orientación de las partes del cuerpo. Junto con lo anterior, también se definen cuatro capas: la capa uno detecta el brazo derecho, la capa dos detecta las dos piernas derecha e izquierda, la capa tres detecta tres regiones, cabeza, torso y pierna izquierda, y la capa cuatro detecta el brazo

izquierdo. Las siluetas se obtienen de dos formas: manual o automáticamente. Los algoritmos empleados buscan recuperar la posición del cuerpo humano de las siluetas obtenidas manual y automáticamente. La base de datos utilizada fue USF Gait Challenge utilizando 70 personas caminando en distintas condiciones. Las pruebas fueron realizados con distintos zapatos, superficie y llevando un maletín. El máximo porcentaje de reconocimiento alcanzado fue 51 % en el rango 1 y 73 % en el rango 5.

3.1.2. Métodos Basados en movimiento

Los métodos basados en movimiento utilizan la información del movimiento directamente del sujeto que está caminando. Se utilizan secuencias de siluetas binarias del individuo, extraídas de un video mediante técnicas de segmentación, tales como sustracción del fondo [2]. Entonces el sujeto es reconocido usando medidas obtenidas de la forma o el movimiento de la silueta. Algunos métodos calculan la silueta promedio, otros el contorno, otros calculan la varianza en el andar, etc. Debido a que se utilizan siluetas binarias, este enfoque no requiere de detalles como la textura, el color y no son tan sensibles a la iluminación. Pero, como dependen de la forma de la silueta, algunos métodos no obtienen un buen rendimiento cuando son aplicados a siluetas ruidosas.

A continuación revisaremos algunos métodos de RAH, basados en movimiento, mostrando los detalles más relevantes de cada método.

En Lui and Sarkar (2004) [6], se obtiene la silueta del sujeto con sustracción de fondo. Después se calcula el ciclo del paso, contando el número de

píxeles de la silueta en cada imagen de la secuencia, este número alcanza un máximo cuando las dos piernas están separadas y un mínimo cuando están juntas. Para hacer más precisa la determinación del ciclo del paso solo utilizan la parte inferior de la silueta. Posteriormente se obtiene la silueta promedio por cada ciclo del paso y para realizar el reconocimiento se evalúa la similaridad entre la silueta promedio de prueba y las siluetas promedio del conjunto de entrenamiento. La función de similaridad se definió como el negativo de la media de la distancia Euclidiana de la silueta promedio del individuo a clasificar y las siluetas promedio del conjunto de entrenamiento. La base de datos utilizada fue USF Gait Challenge, de la cual toman 70 personas caminando en distintas condiciones, como diferentes superficies, tipos de zapatos, ángulos de visión, etc. El porcentaje de reconocimiento logrado fue de 54 % en el rango 1.

Fazenda, Santos y Correia (2005) [9] proponen otra manera de representar las características de la silueta. Se utiliza sustracción del fondo para obtener y segmentar la silueta. Se estima el ciclo del paso, conociendo el número de imágenes en un ciclo. La secuencia es dividida en sub-secuencias del tamaño del ciclo de paso y se calcula la silueta promedio para cada sub-secuencia. Para realizar el reconocimiento se mide la similaridad calculando la media de la distancia Euclidiana de la silueta promedio a clasificar y las siluetas promedio del conjunto de entrenamiento. La silueta promedio del conjunto de entrenamiento que obtenga el valor más cercano a la silueta promedio a clasificar, es seleccionada como la identidad más probable. La base de datos utilizada fue CASIA la cual cuenta con 20 personas y 4 secuencias por persona. Los autores reportan un 95 % en el rango 1.

Han y Bhanu (2005) [14] proponen un método para imágenes infrarrojas. Obtienen el conjunto de siluetas por el método de sustracción de fondo, después generan las siluetas promedio de manera similar a [9]. Entonces, aplican PCA para obtener un conjunto que mejor represente los datos en un espacio más pequeño y después MDA para obtener una mejor separación entre las clases. Utilizan un clasificador bayesiano para el reconocimiento. En sus experimentos obtienen un porcentaje del 100 %, sin embargo la base de datos es de sólo 9 personas.

Han y Bhanu (2005) [37] plantean un método basado en combinación de clasificadores y agregar información sobre distintos contextos ambientales. Inicialmente se obtienen las siluetas por el método de sustracción de fondo, se escalan y alinean. Se estima el ciclo del paso y se crean las siluetas promedio de manera similar a [9]. El método utiliza la combinación de dos clasificadores uno real y un sintético. El clasificador real se utiliza para reconocer muestras que no tienen ningún cambio en la superficie del piso con respecto a los ejemplos del conjunto de entrenamiento. El clasificador sintético es utilizado para muestras que tienen un cambio en la superficie. Las siluetas promedio son utilizadas directamente para entrenar al clasificador real, donde se utilizan PCA seguido de MDA para extraer las características.

Para entrenar al clasificador sintético, se generan una serie de nuevas imágenes promedio las cuales tienen distorsionadas distintas partes inferiores del cuerpo. El método de extracción de características es similar al del clasificador real. Por último, estos clasificadores son combinados probabilísticamente para reconocer una imagen de prueba. Los resultados experimentales muestran que la combinación de estos clasificadores logra un mejor rendimiento que

utilizándolos individualmente. La base de datos empleada fue USF Gait Challenge, la cual consta de 70 personas caminando en distintas condiciones, como diferentes superficies, tipos de zapatos, ángulos de visión, etc. Los resultados obtenidos reportan un 91 % en el rango 1 y 94 % en el rango 5.

Una propuesta interesante es planteada por Chai, Wang, Jia, and Zhao (2006) [7], donde se utiliza el método de sustracción del fondo para obtener la silueta y se aplica segmentación así como algunos métodos morfológicos para mejorar la imagen. La silueta resultante es escalada a un tamaño de 64x64 y se divide en tres regiones: cabeza, torso y piernas, de acuerdo a un porcentaje predefinido. Se calcula la varianza de cada región de la silueta y se obtiene un vector de características con estos datos. La similitud entre dos secuencias se calcula mediante la distancia Euclidiana. El método fue probado en dos bases de datos: UCSD la cual cuenta con 6 personas y 7 secuencias por persona y CMU la cual tiene 25 personas caminando a velocidad rápido y lento. El porcentaje de reconocimiento fue para UCSD de 95 % utilizando K-NN con $K=1$ y 92 % con K-NN donde $K = 3$. Para CMU fue 98 % para caminar a velocidad rápida empleando K-NN con $K=1$ y $K=3$, para caminar a velocidad lenta logró 98 % con K-NN, $K=1$ y 97 % para $K=3$.

Tan, Huang, Yu y Tan (2006) [13] presentan otro método para imágenes infrarrojas, también obtienen las siluetas por sustracción de fondo. Calculan la silueta promedio de manera similar a [9]; sin embargo, proponen remover la parte inferior de la silueta, de las rodillas a los pies, argumentando que es poco relevante para el reconocimiento. Utilizan una función de similaridad basada en la distancia Euclidiana para realizar el reconocimiento. La base de datos utiliza-

da fue CASIA infrarrojo, la cual cuenta con videos grabados en visión infrarroja de 140 personas caminando normal, rápido y lento. Pero en sus experimentos solo utilizaron 46 personas. El porcentaje obtenido fue de 94 % para personas caminando a velocidad normal, 85 % para caminar a velocidad lenta y 88 % para caminar a velocidad rápida en el rango 1.

Como hemos revisado, para propósitos de reconocimiento los trabajos actuales utilizan una función de similaridad basada en medidas de distancia. Esto ha dado buenos resultados, además de que es sencillo, rápido y fácil de implementar. Sin embargo, en condiciones distintas al caminar a velocidad normal, en la mayoría de los métodos revisados su rendimiento baja considerablemente. Además, no dan una respuesta única, sino un rango n , entre los cuales se encuentra la respuesta correcta. Lo que para propósitos prácticos no es muy útil pues se requiere un sistema que dé una respuesta que determine o confirme la identidad del usuario.

Por lo anterior, en este trabajo de tesis se propone un método para Reconocimiento del Andar Humano, que utiliza la información proporcionada por la silueta y el contorno promedio. La extracción de características se realiza con PCA y MDA. Por último, el reconocimiento se basa en un ensamble de clasificadores el cual nos da una respuesta única.

Capítulo 4

Reconocimiento del Andar Humano basado en ensamble de clasificadores

El objetivo principal de este trabajo es proponer un método basado en reducción de la información, extracción de características y ensamble de clasificadores para el Reconocimiento del Andar Humano. Particularmente, se pretende reducir la información proporcionada por una secuencia de imágenes mediante extracción de características. Además, se proponen dos métodos para el reconocimiento del andar humano definiendo ensambles de clasificadores .

4.1. Representación del andar humano

La representación del andar humano juega un papel importante en el éxito del RAH, por ello es necesario elegir una representación que preserve la mayor cantidad de información posible de la actividad del caminar. En esta tesis se propone para representar al andar humano utilizar la silueta y el contorno promedio del sujeto. Dada una secuencia de imágenes obtenidas de un video, en la etapa inicial se requiere la extracción de la silueta. Por lo que es necesario separar el fondo y el cuerpo de la persona que está caminando. Para esto se utiliza sustracción de fondo, ya que este método es relativamente fácil de implementar y muy rápido; sin embargo, requiere contar con un fondo estático y conocido. Para eliminar el ruido se propone realizar un proceso de binarización y se aplican los operadores morfológicos de dilatación y erosión. En este trabajo el elemento estructurante utilizado para dichos operadores fue un círculo de 1.3 píxeles de radio.

Después se procede a estandarizar las imágenes, para esto en cada imagen se toma la región de la silueta y se calcula el ancho y largo de la misma. Entonces se crea una nueva imagen de tamaño $L \times L$ y se coloca la silueta humana en el centro. El lado L de la nueva imagen se define como el largo de la silueta. Por último, se toma cada una de las nuevas imágenes binarias y se escalan a un tamaño fijo de 129×130 píxeles (ver Figura 4.1) como en [11]. En este trabajo, el pre-procesamiento fue realizado con la herramienta Halcon [16].

El ciclo del andar (también llamado ciclo del paso) es una de las carac-

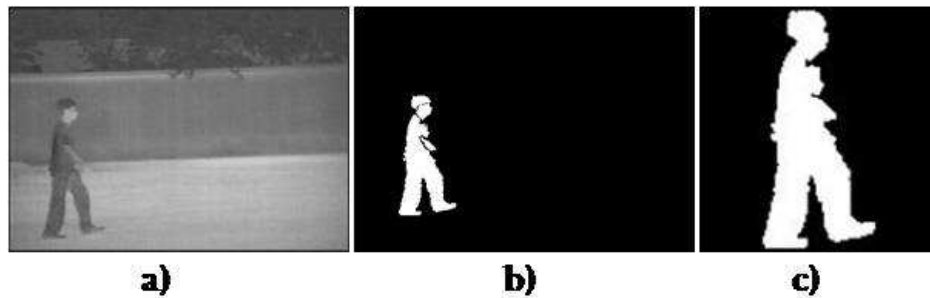


Figura 4.1: a) Imagen Original b) Silueta c) Silueta Escalada

terísticas usadas para describir la actividad del caminar. Para propósitos del método presentado en este trabajo, se calculó el ciclo del paso de la siguiente manera. Inicialmente se observó que en cada imagen el ancho de la silueta alcanza un máximo cuando las dos piernas están separadas y decrece hasta alcanzar un mínimo cuando las piernas se juntan. Por lo que el ciclo de paso se definió como el número de imágenes contenidas entre dos máximos consecutivos.

Una representación simple para el proceso de reconocimiento del andar humano es la silueta promedio. Dicha representación es robusta con respecto a errores de segmentación y no depende de la posición inicial del ciclo del paso [6]. La silueta promedio refleja la forma de la silueta y concentra la actividad del andar en una sola imagen. En trabajos como [13, 14, 37] también la llaman Imagen de Energía del Andar (GEI por sus siglas en inglés) porque afirman que cada imagen de una silueta promedio es una imagen que muestra la energía del individuo caminando, por lo que la silueta promedio es una imagen que almacena la energía acumulada de un individuo que caminó en un tiempo determinado, donde los píxeles con los valores más altos, es decir, las

partes con mayor intensidad en la silueta promedio significa que el caminar de un individuo ocurre con mayor frecuencia en esa posición o tiene mayor energía [14].

El movimiento característico del andar refleja las partes del cuerpo que se desplazan durante la actividad de caminar, tales como las piernas o los brazos. Este movimiento característico es capturado usando el contorno de las imágenes de las siluetas. Probablemente, el contorno sea una característica suficiente para realizar el RAH [2]. Sin embargo, esta característica confía fuertemente en la calidad de la silueta, es por eso que cuando se utiliza en siluetas ruidosas, el método no tiene un buen rendimiento [33]. Aun así, el contorno puede ser utilizado como información complementaria en el RAH. Al igual que la silueta, el contorno de cada silueta fue calculado con la herramienta Halcon [16]

Los métodos propuestos en este trabajo utilizan la silueta y el contorno promedio como representación del andar humano. Inicialmente para calcular las siluetas promedio se estima el ciclo del paso, como se describió anteriormente, el cual es denotado por N . La silueta promedio de cada ciclo de paso se obtiene de la siguiente manera: Dada una secuencia S , se conoce el número de imágenes que tiene un ciclo de paso N , por lo que la secuencia de imágenes S es dividida en sub-secuencias de tamaño del ciclo del paso, entonces cada silueta promedio es obtenida como se muestra en 4.1 basado en [9]:

$$SP(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N S_{sub}^i(k) \quad (4.1)$$

donde:

$S_{sub}^i(k)$ es la imagen k de la sub-secuencia i

$i = 1, \dots, \frac{T}{N}$, donde T es el número de imágenes en la secuencia.

Una muestra de las siluetas promedio se observa en la Figura 4.2a. Para obtener el contorno promedio se sigue un método similar al definido en la silueta promedio, pero en lugar de utilizar las siluetas se toma sólo el contorno y el promedio se obtiene por secuencia y no por ciclo de paso, como se muestra en la Figura 4.2b.

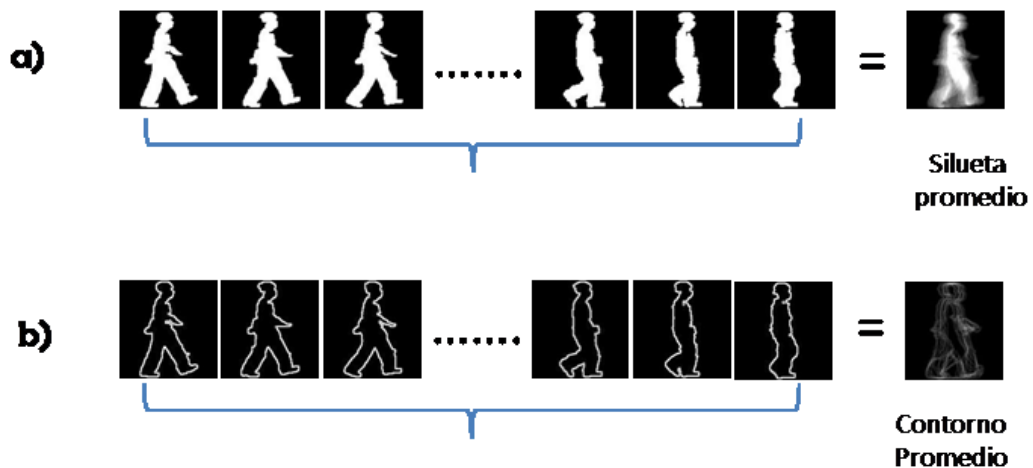


Figura 4.2: Cálculo de a) Silueta Promedio, b) Contorno Promedio

4.2. Métodos propuestos

En esta sección se describen los métodos propuestos para RAH, los cuales utilizan información del contorno y la silueta del cuerpo de la persona para representar el andar y el reconocimiento se hace mediante combinación de clasificadores. El primer método se basa en el concepto de ciclo del paso para obtener la información necesaria para el RAH. El segundo método no toma en cuenta el ciclo del paso, sino que se utiliza la información proporcionada por la secuencia completa de imágenes para realizar el RAH. A continuación se describe cada uno de estos métodos.

4.2.1. Método 1. Basado en ciclo del paso

A continuación se describe el primer Método propuesto en esta tesis para el RAH el cual está basado en utilizar la secuencia promedio por ciclo del paso, así como una variante la cual utiliza además el contorno promedio por secuencia.

Método 1.1. Utilizando silueta promedio por paso

El método 1.1 inicia con el pre-procesamiento descrito en la sección 4.1, el cual lo podemos resumir en las siguientes etapas: sustracción de fondo para obtener solo el objeto que se está moviendo; segmentación y binarización de las imágenes para obtener solo siluetas binarias y calcular el ciclo del paso.

Una vez realizado lo anterior, se procede a calcular las siluetas promedio, denotadas por SP , por cada ciclo de paso; utilizando la fórmula (4.1). Co-

mo podemos observar, la *i-ésima* silueta promedio generada corresponde al *i-ésima* paso. La idea principal es entrenar un clasificador con cada silueta promedio obtenida. Es decir, si tenemos n pasos o siluetas promedio, entonces utilizaremos n clasificadores, y entrenaremos a cada uno de los clasificadores con un paso distinto. Definido lo anterior, ahora se procede a extraer las características de las siluetas promedio. Para esta etapa se utilizan métodos de extracción de características como PCA y una variante propuesta por [14], que consiste de PCA+MDA.

Posteriormente se procede a entrenar a cada clasificador con los datos resultantes de la etapa de extracción de características. Para hacer el reconocimiento se combinaron los resultados de los clasificadores con el objetivo de mejorar la calidad del reconocimiento. Existen múltiples reglas de combinación en un ensamble de clasificadores, sin embargo, para los métodos descritos en este trabajo se utilizó votación simple porque es una de las técnicas más utilizadas y ha dado buenos resultados.

Por último, para clasificar una nueva secuencia se calculan las n siluetas promedio del individuo, una por cada paso, se extraen sus características y pasan por su respectivo clasificador, el cual da como respuesta una clase. La clase definitiva, como ya se dijo se obtiene mediante votación simple, es decir, se asigna a la secuencia de prueba la clase que tuvo más votos.

El método 1.1 se muestra de forma esquemática en la Figura 4.3.

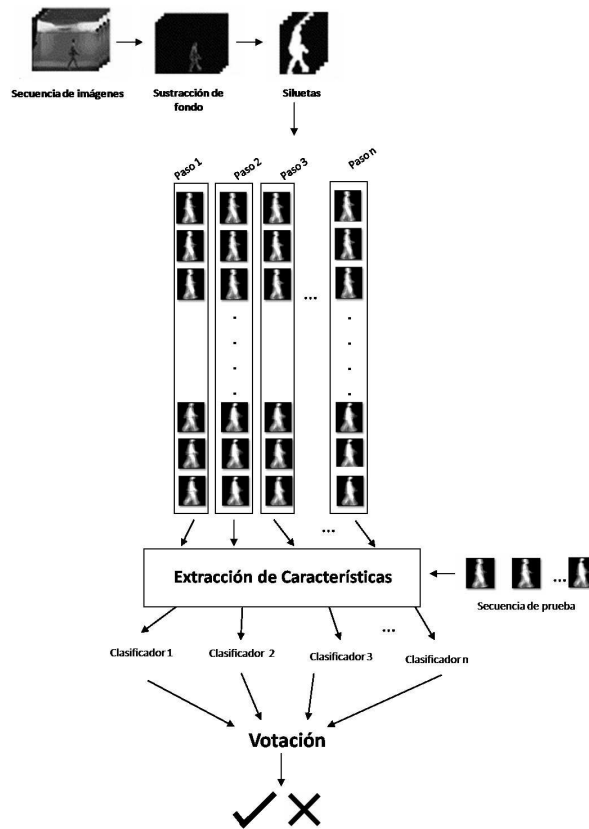


Figura 4.3: Método 1.1. Basado en silueta promedio por paso

Método 1.2. Utilizando silueta promedio por paso y contorno promedio por secuencia

El método 1.2 tiene las mismas etapas descritas en el método 1.1, sin embargo tiene una variante, la cual consiste en que además de entrenar un clasificador con cada silueta promedio de la secuencia, se utiliza la información del contorno promedio de la secuencia. La idea es utilizar la información proporcionada por la silueta promedio, la cual nos proporciona las partes del cuerpo que permanecen más estables en el movimiento del andar. Y combinarla con el contorno el cual como ya mencionamos en la sección 4.1, muestra el movi-

miento característico del andar de un individuo.

En el método propuesto, el contorno promedio no se calcula por ciclo de paso como en el caso de las siluetas promedio, sino por secuencia completa, esto porque sólo se pretende complementar la información que proporciona la silueta promedio, así que se optó por utilizar la representación que almacena la información de la secuencia en una imagen. Es decir, una sola imagen promedio por secuencia de andar, la cual se obtiene con la fórmula 4.1, donde el tamaño del ciclo del paso N es igual al tamaño de la secuencia. Además, esta imagen promedio contiene almacenados todos los pasos existentes en dicha secuencia. Para las imágenes del contorno promedio se utiliza un clasificador adicional, el cual es entrenado con esta nueva información y participa con un voto en la decisión final.

Para clasificar una nueva secuencia, al igual que el método 1.1, se calculan las n siluetas promedio del individuo, una por cada paso y el contorno promedio por secuencia. Se extraen sus características y pasan su respectivo clasificador, cabe mencionar que las características del contorno promedio pasa por un clasificador diferente, el cual ya fue también entrenado previamente. Cada clasificador produce un resultado o clase. La clase final se obtiene por votación simple, es decir, se asigna a la secuencia de prueba la clase que tuvo más votos.

La Figura 4.4 muestra un esquema del método 1.2.

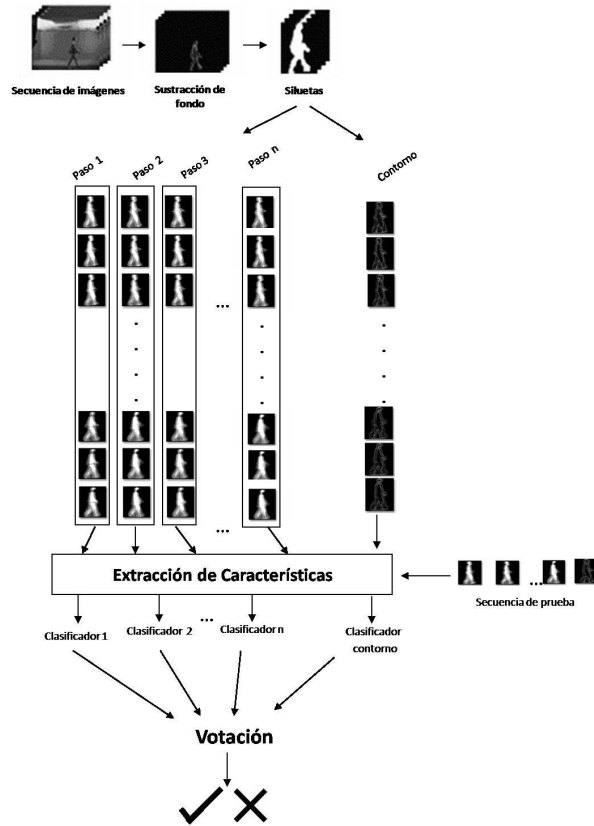


Figura 4.4: Método 1.2. Basado en silueta por paso y contorno promedio por secuencia

4.2.2. Método 2. Basado en secuencia completa

La mayoría de los métodos para el reconocimiento del andar humano involucran la estimación del ciclo del paso para llevar a cabo el reconocimiento. Sin embargo, a pesar de que se han obtenido buenos resultados empleando esta técnica, el cálculo del ciclo del paso tiene dos inconvenientes. Primero, la estimación del ciclo del paso puede ser costosa, lo que para sistemas de tiempo real, puede ser un grave inconveniente. El segundo inconveniente es que requiere la adquisición de secuencias con múltiples ciclos de paso. Tomando en

cuenta estos dos factores, surge la duda de si es necesario atender al ciclo del paso para poder diferenciar entre un individuo y otro.

Por lo anterior, se propone un método en el cual no se toma en cuenta el ciclo del paso, sino que almacena toda la información de la secuencia en una sola imagen. Al igual que el método 1, este método también tiene una variante donde la información del contorno es utilizada. A continuación se describen cada uno de estos métodos.

Método 2.1. Utilizando silueta promedio por secuencia

El método 2.1 requiere un pre-procesamiento similar al que se realiza en el método 1, el cual se describe en la sección 3.3.2., se realiza la sustracción de fondo para obtener al sujeto que está caminando; segmentación y binarización de las imágenes para obtener solo siluetas binarias, también se aplican algunos operadores morfológicos como dilatación y erosión para quitar el ruido y por último se escalan a un tamaño de 129x130 píxeles. Ahora, el método 2.1 varía del método 1.1 en el procesamiento de las siluetas promedio. En este caso, el ciclo de paso no es calculado, por lo que la silueta promedio se obtiene de todas las imágenes que contienen la secuencia de andar. Entonces obtenemos una sola imagen por secuencia, la cual contiene la información para el reconocimiento del andar humano.

De la imagen promedio obtenida, extraemos sus características. A diferencia del método 1, donde se entrena a un clasificador por paso, en este método, el nuevo conjunto de características obtenido es utilizado para entrenar n clasi-

ficadores. Es decir, los n clasificadores se entrenarán con el mismo conjunto de características. Para el reconocimiento, los resultados de los clasificadores son combinados con la regla de votación.

Una nueva secuencia se clasifica de la siguiente manera, se calculan las siluetas promedio del individuo por secuencia completa, se extraen sus características con los métodos de extracción de características, se pasa esta información por cada uno de los n clasificadores que ya fueron entrenados previamente. Cada clasificador da como respuesta una clase y los resultados de los n clasificadores son combinados por votación simple para asignar la clase final.

El método 2.1 es mostrado en la Figura 4.5

Método 2.2. Utilizando silueta y contorno promedio por secuencia

El método 2.2 sigue el mismo procedimiento que el método 2.1, pero se diferencia porque se le adiciona la información proporcionada por el contorno promedio. El objetivo de agregar el contorno promedio en este método, es el mismo que en el método 1.2, es decir, complementar la información proporcionada por la silueta promedio para evaluar si es posible obtener mejor calidad de clasificación en el RAH.

Ahora, tenemos dos imágenes, la silueta y el contorno promedio de la secuencia, de las cuales se extraen sus características. Del nuevo conjunto de características, la información derivada de la silueta promedio es utilizada para

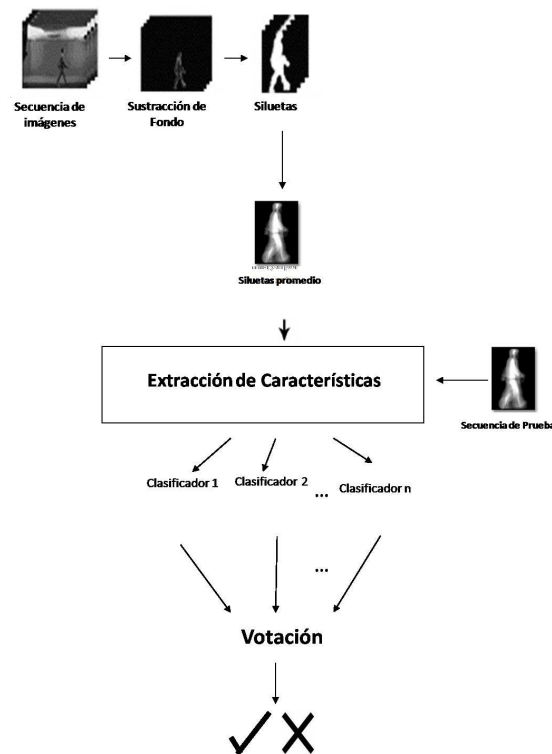


Figura 4.5: Método 2.1. Basado en silueta promedio por secuencia

entrenar a n clasificadores, igual que en el método 2.1. Las características obtenidas a partir del contorno promedio son utilizadas para entrenar m clasificadores adicionales a los n clasificadores de la silueta, donde $n > m$. Todos los resultados obtenidos por los clasificadores entrenados con la información de la silueta promedio ó con la información del contorno promedio son combinados por la regla de votación. En la Figura 4.6 se observa el método 2.2.

Para clasificar una nueva secuencia, al igual que el método 2.1, se calcula la silueta promedio del individuo por secuencia completa y también el contorno promedio por secuencia, se extraen sus características y se pasa esta información por los n clasificadores que ya fueron entrenados previamente, donde

cada clasificador da como respuesta una clase. El contorno promedio se pasa por un clasificador que también ya fue entrenado. Los resultados de todos los clasificadores tanto los de la silueta promedio como los del contorno promedio son combinados utilizando votación simple para obtener la clase final.

La clase final se obtiene mediante votación simple, es decir, se asigna a la secuencia de prueba la clase que tuvo más votos.

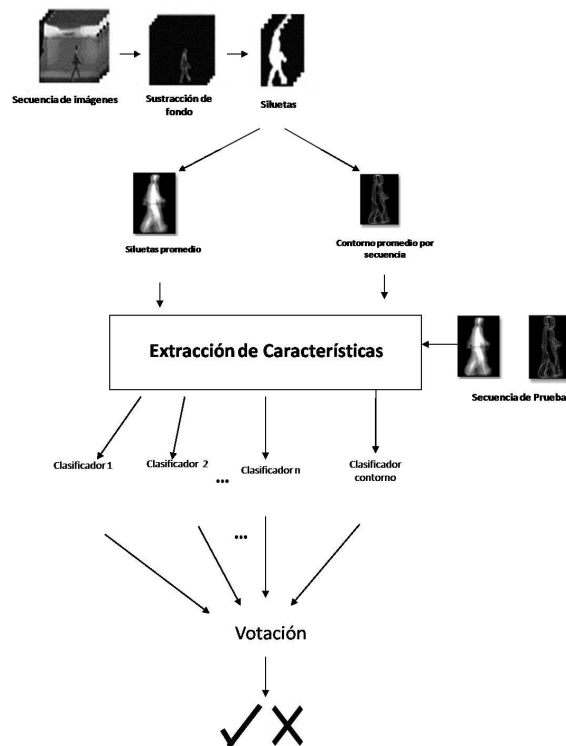


Figura 4.6: Método 2.2. Basado en silueta y contorno promedio por secuencia

4.3. Base de Datos

La investigación sobre el Reconocimiento del Andar Humano ha cobrado fuerza en los últimos años. Con el fin de promover la investigación sobre RAH, el Ins-

tituto de Automatización de la Academia China de Ciencias (CASIA) pone a disposición de los investigadores la base de datos de andar CASIA. La base de datos CASIA consta de tres conjuntos de datos: conjunto de datos de visión normal, conjunto de datos de multivisión y conjunto de datos de visión infrarroja. En este trabajo de tesis, se trabajó con dos de los tres conjuntos de datos: conjunto de datos de visión normal y conjunto de datos de visión infrarroja.

El Conjunto de datos de visión normal [40], el cual fue creado el 10 de diciembre de 2001, consta de 20 personas grabadas con una cámara fija de visión normal. Cada persona tiene cuatro secuencias de imágenes, donde ésta camina a paso normal. El tamaño de cada secuencia no es idéntico, debido a la variación de la velocidad del caminante. La Figura 4.7 ilustra algunas muestras de este conjunto de datos.



Figura 4.7: Ejemplos de imágenes del conjunto de datos de visión normal de CASIA

El conjunto de datos de vision infrarroja [40], fue recopilado por una cámara fija de visión infrarroja, durante el periodo de Julio-Agosto de 2005. Este conjunto de datos consta de 153 personas y se tienen tres maneras de caminar: personas caminando a velocidad normal, caminando a velocidad lenta y caminando a velocidad rápida. De cada manera de caminar se tienen 4 secuencias de imágenes. Los videos fueron grabados de noche. Algunos ejemplos del

conjunto de datos de visión infrarroja se muestran en la Figura 4.8.



Figura 4.8: Ejemplos de imágenes del conjunto de datos de visión infrarroja de CASIA

4.4. Resultados Experimentales

Para evaluar los métodos propuestos se usó la base de datos CASIA, la cual fue descrita en la sección anterior. Cabe mencionar que para los experimentos se utilizaron los primeros tres pasos de cada secuencia, ya que en todos los videos los individuos caminaron al menos tres pasos.

Los métodos fueron probados utilizando una computadora personal con las siguientes características: Sistema operativo XP Profesional Versión 2002, con un procesador Intel(R) 2 CPU a 1.80 GHz y 980 MB de RAM. Se utilizó MATLAB versión 7, el método e PCA fue obtenido de [4] y MDA del toolbox [5]. Los clasificadores utilizados fueron obtenidos del toolbox *prtools* disponible en [17].

Como se limitó a utilizar los primeros tres pasos, los métodos 1.1 y 1.2 requieren de tres clasificadores. Los clasificadores utilizados en la silueta promedio fueron: K - Nearest Neighbor (KNN), Suport Vector Machine (SVM) y Linear

Bayes Normal Classifier (LBNC)(descritos en el Capítulo I). Se eligieron estos clasificadores porque tienen un comportamiento diferente y después de realizar una serie de pruebas, se observó que la combinación de ellos tiene buen desempeño. Algunos de estos clasificadores han sido usados en otros trabajos [9, 13, 14]. La regla de combinación de clasificadores que se utilizó fue votación simple, es decir, contar la cantidad de votos que tuvo cada clase y elegir la clase con más votos. Para evitar empates, se entrenaron dos clasificadores con las características obtenidas del contorno promedio. De esta forma tenemos un ensamble de cinco clasificadores, donde tres son para los conjuntos de entrenamiento derivados de la silueta promedio y dos para la información proporcionada por el contorno promedio. Los clasificadores utilizados con el contorno promedio fueron: K - Nearest Neighbor (KNN) y Support Vector Machine (SVM). El criterio de elección para estos últimos fue el mismo que el de la silueta promedio.

Para realizar las pruebas, inicialmente el conjunto de entrenamiento fue construido con todas las secuencias de cada individuo, excepto una que se dejó para prueba. La secuencia de prueba se clasifica de acuerdo al voto mayoritario de los clasificadores utilizados. Este proceso se repite M veces, donde M es el número total de secuencias por individuo. El porcentaje de reconocimiento se calcula dividiendo el número de secuencias clasificadas correctamente entre el total de secuencias de prueba. También se evaluó el reconocimiento en términos del número de personas reconocidas correctamente, es decir personas para las cuales más de la mitad de las secuencias por individuo son correctamente clasificadas (por ejemplo, si clasificamos correctamente tres de cuatro secuencias por individuo).

Como primer experimento, para la extracción de características se utilizó PCA (Principal Components Analysis), que es una técnica estadística que transforma linealmente un conjunto de variables en un conjunto más pequeño de variables no correlacionadas, que representan la mayor cantidad de información de conjunto de datos original. Ha sido aplicado con éxito en áreas como visión computacional y análisis de imágenes digitales. En los métodos propuestos se asume que la imagen de la silueta y el contorno promedio contienen la información necesaria para el RAH. Por lo que PCA es una buena opción para encontrar un nuevo conjunto de características de menor dimensión. Para el primer experimento se utilizó todas de componentes principales distintas de cero.

En la tabla 4.1 se muestran los resultados obtenidos con los métodos propuestos, éstos fueron obtenidos a partir de un conjunto de secuencias de personas caminando a velocidad normal. Cada individuo tiene 4 secuencias, se toma la primera como secuencia de prueba y el resto como secuencias de entrenamiento. Después la secuencia de prueba forma parte del conjunto de entrenamiento y tomamos una secuencia distinta para prueba. Así sucesivamente hasta que las cuatro secuencias fueron tomadas como secuencia de prueba. Para el conjunto de datos en infrarrojo, se realizaron pruebas para clasificar a 20, 46 y 80 personas. Se probó con 20 personas porque la base de datos Casia visible tiene 20 personas. Posteriormente 46 porque se comparó con [13]. Y por último, 80 personas porque fue el número máximo que pudimos probar por limitaciones de memoria con los métodos propuestos.

Base de Datos	Num. personas	Método	Num secuencias errneas	Acierto
	20	1.1	61/80	23.7 %
Casia	20	1.2	21/80	73.7 %
(visible)	20	2.1	3/80	96.5 %
	20	2.2	0	100 %
	20		0	100 %
	46	1.1	1/184	99.5 %
	80		1/320	99.5 %
	20		0	100 %
	46	1.2	1/184	99.5 %
Casia	80		1/320	99.5 %
(Infrarrojo)	20		0	100 %
	46	2.1	0	100 %
	80		0	100 %
	20		0	100 %
	46	2.2	0	100 %
	80		0	100 %

Tabla 4.1: Resultados obtenidos en personas caminando a velocidad normal utilizando PCA.

Base de Datos	Num. de personas	Tipo	Métodos				Base1 (Fazenda, Santos, Correia, 2005)[9]	Base2 (Tan, Huang, Yu, 2006)[13]
			1.1	1.2	2.1	2.2		
Casia (visible)	20	secuencia	23.7 %	73.7 %	100 %	100 %	NA	NA
		persona	15 %	65 %	100 %	100 %	95 %	NA
Casia (Infrarrojo)	46	secuencia	99.5 %	99.5 %	100 %	100 %	NA	94 %
		persona	100 %	100 %	100 %	100 %	NA	NA

Tabla 4.2: Comparación de los métodos propuestos con los resultados reportados en [13] y [9].

Para clasificar personas caminando a velocidad normal con visión infrarroja los métodos 1.1 y 1.2 tienen un comportamiento similar, con 20 personas se logra un 100 % de acierto, y con 46 y 80 se alcanzó un favorable 99.5 % de acierto. Los métodos 2.1 y 2.2 fueron los que lograron el mejor resultado, al obtener un 100 % de acierto con 20, 46 y 80 personas.

La tabla 4.2 muestra una comparación de los métodos propuestos, con los resultados reportados por los trabajos [9, 13], los cuales también utilizan la silueta promedio como representación del andar humano, pero el reconocimiento lo realizan mediante una función de distancia.

La tabla 4.2 muestra dos tipos de resultados, por secuencia y por persona. Se hizo de esta manera, porque en el Algoritmo Base 1, que utiliza la base de datos Casia visible, los resultados los reportan por número de personas reconocidas. En cambio, en el Algoritmo Base 2, el cual utiliza la base de datos

Casia infrarrojo, reportan sus resultados por el número de secuencias reconocidas correctamente. Por lo que los métodos propuestos se reportan de estas dos maneras. En la base de datos visible, los métodos 1.1 y 1.2 tienen un porcentaje de acierto que es inferior al reportado por el Algoritmo Base 1. Pero los métodos 2.1 y 2.2 superan al Algoritmo Base 1, pues alcanzan un porcentaje de acierto del 100 %. En la base de datos infrarroja, el Algoritmo Base 2 reporta un acierto del 94 %. Sin embargo, los métodos propuestos lo superan notablemente. Los métodos 1.1 y 1.2 logran un 99.5 % y los métodos 2.1 y 2.2 alcanza el 100 % de acierto.

Para obtener una comparación más justa con los métodos propuestos en esta tesis, los métodos [9, 13, 14] fueron implementados. Por lo que en las pruebas, se utilizó el mismo tamaño y formato de las imágenes, se utilizó el mismo método de evaluación, el cual fue descrito anteriormente. Por último, también se utilizó la misma computadora para ejecutar todos los métodos. Los resultados se muestran en la Tabla 4.3.

Los resultados obtenidos difieren un poco de los reportados en [9, 13, 14]. En algunos casos, el formato de las imágenes o método de evaluación mejoró los resultados reportados en los métodos [9, 13, 14]. Aun así, en la base de datos visible no superaron a los métodos 2.1 y 2.2. En la infrarroja, los Algoritmos Base 1 y 2 empataron con los métodos propuestos en clasificación por persona alcanzando un 100 %. Y por secuencia, los métodos 1.1 y 1.2 tienen una ligera ventaja de 99.5 % sobre el algoritmo base 1, pero los mejores fueron los métodos 2.1 y 2.2 con 100 %.

Base de Datos	Num. de pers.	Tipo	Métodos				Base1 (Fazenda, Santos, Correia, 2005)[9]	Base2 (Tan, Huang, Yu, 2006)[13]	Base3 (Han, Bhanu 2005) [14]
			1.1	1.2	2.1	2.2			
Casia (visible)	20	secuencia	23.7 %	73.7 %	100 %	100 %	83.80 %	88.8 %	43.8 %
		persona	15 %	65 %	100 %	100 %	90 %	85 %	30 %
Casia (Infrarrojo)	46	secuencia	95 %	95 %	100 %	100 %	99 %	96 %	96.2 %
		persona	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	97.9 %

Tabla 4.3: Comparación de los métodos propuestos con los resultados obtenidos con [13], [9] y [14].

Finalmente en la tabla 4.4 mostramos los resultados obtenidos al evaluar el rendimiento de los métodos en la base de datos infrarroja con 46 y 80 personas teniendo en cuenta otros factores como caminar a diferente velocidad (lento y rápido). En este caso, entrenamos con las secuencias de personas caminando a velocidad normal y después probamos con las secuencias de caminar a diferente velocidad (lento y rápido). También se muestran en esta tabla los resultados obtenidos con los Métodos Base [9, 13, 14].

Como podemos observar en la última tabla, los métodos propuestos no logran el mismo rendimiento en secuencias de personas caminando a velocidad normal. Evaluado con 46 personas, el mejor resultado lo obtuvo el método 2.1 con 84 % de acierto seguido del Algoritmo Base 1 con 83.7 %, cuando se prueba con condiciones de caminar a velocidad lenta. Cuando se prueba con caminar a velocidad rápida, el Algoritmo Base 1 es el mejor, obteniendo un 91.4 % de acierto. Los siguientes son 1.2, 2.2 y el Algoritmo Base 2 con 90 %

Base de Datos	Num. de pers.	Experimento	Métodos				Base1 (Fazenda, Santos, Correia, 2005)[9]	Base2 (Tan, Huang, Yu,2006) [13]	Base3 (Han, Bhanu 2005) [14]
			1.1	1.2	2.1	2.2			
Casia (Infrarrojo)	46	Entrena: normal Prueba: despacio	79%	83%	84%	61%	83.7%	74%	54.4%
		Entrena: normal Prueba: rápido	87%	90%	73%	90%	91.4%	90%	70.7%
	80	Entrena: normal Prueba: despacio	77.5%	94.3%	80%	61.8%	78.7%	86.2%	55.6%
		Entrena: normal Prueba: rápido	86.2%	95.6%	80.6%	63.7%	90.6%	88.75%	64.3%

Tabla 4.4: Resultados obtenidos en caminar a diferente velocidad (lento y rápido) utilizando PCA

de acierto. Pero cuando incrementamos el número de personas a 80, el método 1.2 mejora notablemente y supera a todos los métodos en ambas condiciones de caminar.

Los resultados logrados con este experimento son buenos, en especial en la base de datos infrarroja con secuencias de personas caminando a velocidad normal. Pero no así con la base de datos visible, donde los resultados obtenidos no son buenos para el método 1. Lo mismo pasa cuando se prueba con otras condiciones como caminar a diferente velocidad (lento y rápido). Por lo anterior, se buscó complementar el método de extracción de características para mejorar el porcentaje de acierto. Para esto, después de aplicar el método de PCA se tomó el total de componentes principales, y a este nuevo conjunto de características se le aplicó el método de MDA (Multiple Discriminant Analysis) para obtener una mejor separación entre las clases, como en [14].

Los resultados obtenidos con los métodos 1 y 2 usando PCA + MDA se muestran en la tabla 4.5. Estos resultados muestran igual rendimiento del método 2.1 y 2.2 en la base de datos visible, pues todas las secuencias fueron clasificadas correctamente. Pero los métodos 1.1 y 1.2 mejoraron notablemente, donde se obtuvo un 92.5 % de acierto y 93.5 % respectivamente. En la base de datos infrarroja, con ambos métodos tenemos un porcentaje de acierto que se mantuvo en alrededor del 99 %. Los métodos también fueron probados con hasta 80 personas, donde los métodos 2.1 y 2.2 mantuvieron el porcentaje de éxito del 100 %.

En la tabla 4.6 se observa una comparación entre los nuevos resultados de

Base de Datos	Num. personas	Método	Num secuencias errneas	Acierto
	20	1.1	6/80	92.5 %
Casia	20	1.2	5/80	93.5 %
(visible)	20	2.1	0	100 %
	20	2.2	0	100 %
	20		0	100 %
	46	1.1	5/184	97.3 %
	80		6/320	98.1 %
	20		0	100 %
	46	1.2	2/184	99 %
Casia	80		3/320	99 %
(Infrarrojo)	20		0	100 %
	46	2.1	0	100 %
	80		0	100 %
	20		0	100 %
	46	2.2	0	100 %
	80		0	100 %

Tabla 4.5: Resultados obtenidos en personas caminando a velocidad normal utilizando PCA+MDA.

Base de Datos	Num. de pers.	Tipo	Métodos				Base1 (Fazenda, Santos, Correia, 2005)[9]	Base2 (Tan, Huang, Yu, 2006)[13]	Base3 (Han, Bhanu, 2005) [14]
			1.1	1.2	2.1	2.2			
Casia (visible)	20	secuencia	92.50 % * Δ ◊	93.50 % * ◊	100 % * Δ ◊	100 % * Δ ◊	83.80 %	88.80 %	43.80 %
		persona	95.0 % ◊	95.0 % ◊	100 % ◊	100 % ◊	90.0 %	85.0 %	30.0 %
Casia (Infrarrojo)	46	secuencia	97.30 % ◊	99.0 % ◊	100 % ◊	100 % ◊	99.0 %	96.0 %	96.20 %
		persona	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	97.90 %

Tabla 4.6: Comparación de los métodos propuestos utilizando PCA+MDA con resultados obtenidos. (*) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base1, (Δ) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 2 y (◊) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 3

los métodos propuestos y los resultados obtenidos programando los algoritmos [9, 13, 14]. Lo notable en esta tabla es la mejora en la base de datos visible de 23.7 % al 92.5 % en el método 1.1 y de 73.7 % a 94 % en el método 1.2. Sin embargo, en la base de datos infrarroja, para los métodos 1.1 y 1.2. el porcentaje de acierto disminuyó de 99.5 % a 97 % y 99 % respectivamente.

En la tabla 4.7 mostramos los resultados obtenidos al evaluar el rendimiento de los métodos propuestos utilizando PCA + MDA en la base de datos infrarroja bajo otros factores como caminar a diferente velocidad (lento y rápido). Se sigue el mismo procedimiento descrito en la tabla 4.4. Con 46 personas, los resultados muestran una mejora considerable a los obtenidos en la tabla 4.4. Como se observa, los métodos 1.1, 1.2 y 2.1 son los mejores, para los cuales se tiene un incremento en el porcentaje de acierto de 83 % a 99 % para el método 1.2, de 79 % a 99 % para el método 1.1 y de 84 % a 99 % para el método

2.1 todos al clasificar secuencias de personas caminando a velocidad rápida. En caminar a velocidad lenta se tuvo una mejora de 87 % a 93.5 % para el método 1.1; 90 % a 93.5 % para 1.2 y de 73 % a 93.5 % para 2.1, superando a [13].

En pruebas para clasificar a 80 personas, el método 1.2 se mantiene como el mejor con 96 % de acierto para clasificar secuencias de personas caminando a velocidad lenta, teniendo una ligera mejora comparado con los resultados de la tabla 4.4. Sin embargo, para clasificar secuencias de personas caminando a velocidad rápida, se alcanzó un 96.8 % con el método 1.2, seguido del método 2.1 con 93.7 %, por lo que el método 1.2 se mantiene con los mejores resultados en ambas condiciones de caminar. Por otro lado, el método 1.1 bajo su rendimiento de 99 % a 86.2 % en caminar a velocidad lenta y de 93 % a 91 % para caminar a velocidad rápida. El método 2.2 cayó de 93.5 % a 76.3 % en caminar a velocidad lenta, y en caminar a velocidad rápida mejoró ligeramente de 84.9 % a 85 %.

Por último, se compararon estadísticamente los métodos propuestos para validar si estos son significativamente mejores con respecto a los tres algoritmos base de la literatura. Se utilizó la prueba de t-student de k-validación cruzada descrita en [44]. Los resultados se muestran en las tablas 4.6 y 4.7. Donde:

- (*) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 1
- (Δ) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 2
- (\diamond) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 3

Como observamos en la tabla 4.6, la base de datos de Casia visible, la

Base de Datos	Num. de pers.	Exper.	Métodos				Base1 (Fazenda, Santos, Correia, 2005)[9]	Base2 (Tan, Huang, Yu,2006) [13]	Base3 (Han, Bhanu 2005) [14]
			1.1	1.2	2.1	2.2			
Casia (Infrarrojo)	46	Entrena: normal	99.0 %	99.0 %	99.0 %	93.50 %	83.69 %	76.08 %	59.78 %
		Prueba: despacio	* Δ ◊	* Δ ◊	* Δ ◊	* Δ ◊			
	80	Entrena: normal	93.50 %	93.50 %	93.47 %	84.78 %	91.30 %	90.21 %	63.04 %
		Prueba: rápido	* Δ ◊	* Δ ◊	* Δ ◊	◊			
80	Entrena: normal	88.70 %	96.20 %	93.70 %	76.87 %	78.75 %	86.25 %	55.62 %	
	Prueba: despacio	* Δ ◊	* Δ ◊	* Δ ◊	◊				
80	Entrena: normal	91.80 %	96.80 %	93.75 %	85.0 %	90.69 %	88.75 %	64.37 %	
	Prueba: rápido	* Δ ◊	* Δ ◊	* Δ ◊	◊				

Tabla 4.7: Resultados obtenidos al clasificar secuencias de personas caminando a diferente velocidad (lento y rápido) utilizando PCA+MDA. (*) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base1, (Δ) significa que es mejor, significativamente que el algoritmo base 2 y (◊) significa que es mejor significativamente que el algoritmo base 3

cual cuenta con secuencias de personas caminando a velocidad normal, los metodos propuestos son significativamente mejores con respecto a los tres algoritmos base con 95 % de confianza. Sin embargo, en la base de datos de Casia infrarrojo, cuando se clasificó secuencias de personas caminando a velocidad normal, los cuatro métodos propuestos solo son significativamente mejores al algoritmo base3 con 90 % de confianza.

Cuando se clasificaron secuencias de personas caminando a diferente velocidad, es decir rápida o lenta, en la tabla 4.7 se observa los métodos propuestos que son significativamente mejores a los algoritmos base de la literatura con 99 % de confianza.

Conclusiones

En este trabajo de tesis se introdujeron dos nuevos métodos para el reconocimiento del andar humano. El primero se basa en siluetas promedio por ciclo de paso (1.1) y el segundo en silueta promedio para la secuencia completa (2.1). Para ambos se propuso una variante utilizando información del contorno (1.2 y 2.2). En los métodos propuestos se utilizó PCA y PCA+MDA para la extracción de características. El reconocimiento, en ambos métodos, se hace a través de un ensamble de clasificadores. El rendimiento de los métodos propuestos fue evaluado con dos tipos de bases de datos: infrarroja y visible.

Se observó que la silueta promedio aporta principalmente la energía del andar, lo que en algunos casos no es suficiente, por lo que se propuso complementarla con la información del contorno, el cual representa el movimiento característico del andar de un individuo. Los resultados obtenidos muestran que añadir el contorno promedio a los métodos propuestos ayudó en la mayoría de los casos a mejorar el porcentaje de reconocimiento.

Conjuntar la información que proporciona la silueta promedio con el contorno promedio logra un desempeño igual o mejor en ambos métodos cuando se entrena y prueba con secuencias de personas caminando a velocidad nor-

mal. De igual manera, cuando se entrenaron los clasificadores con secuencias de personas caminando a velocidad normal y se clasificaron con secuencias de personas caminando a diferente velocidad (rápido o despacio), el contorno promedio complementó al método 1.2 logrando siempre mejorar la calidad de reconocimiento. Sin embargo, para el método 2.2, agregar el contorno promedio bajo su desempeño. De lo anterior observamos que si se requiere clasificar secuencias de personas caminando a velocidad normal, es mejor utilizar el método 2.1 y los métodos que incluyen el contorno promedio, como los métodos 1.2 y 2.2. Pero si lo que se requiere es clasificar secuencias de personas caminando a diferente velocidad (rápido o despacio) la mejor opción es el método 1.2.

Como ya lo mencionamos, el método 1.2 fue mejor que los métodos 2.1 y 2.2 cuando se probó con secuencias de personas caminando a diferente velocidad (rápido o despacio). Esto porque el método 1.2 divide las secuencias de imágenes de caminar por ciclo de paso sin importar si las secuencias son de personas caminando a velocidad normal, rápido o despacio. Al final siempre obtenemos una silueta promedio por ciclo de paso, la cual concentra la energía del andar sin importar la velocidad a la que el individuo esta caminando. Las siluetas promedio combinadas con el contorno promedio obtienen una mejor calidad de reconocimiento.

Conjuntar el método de PCA seguido del método de MDA, logra obtener una reducción en la dimensión de los datos y al mismo tiempo mayor separabilidad entre las clases. Por lo cual se obtiene una mejor calidad de reconocimiento con ambas bases de datos, incluso cuando se clasificaron secuencias

de personas caminando a diferente velocidad (rápido o despacio).

Para la base de datos infrarroja, cuando se entrenaron y clasificaron secuencias de personas caminando a velocidad normal los métodos que tuvieron mejor desempeño fueron 2.1 y 2.2. Le siguió el método 1.2, el cual también tuvo buen desempeño en dichas pruebas. Además, cuando se entrenó con secuencias de personas caminando a velocidad normal y se clasificaron secuencias de personas caminando a diferente velocidad, el método 1.2 se colocó como el método que tuvo la mejor calidad de reconocimiento.

Para la base de datos visible tanto 2.1 como 2.2 tiene el mismo desempeño logrando una mejor calidad de reconocimiento al clasificar secuencias de personas caminando a velocidad normal.

Los resultados obtenidos muestran que los métodos propuestos logran un desempeño mejor que los métodos contra los que se comparó del estado del arte. Con lo cual podemos concluir que los métodos propuestos son una buena opción para el RAH.

A pesar del buen desempeño mostrado por los métodos propuestos, estos presentan algunas limitantes:

- Inicialmente el tiempo de ejecución en la etapa de entrenamiento se incrementa conforme se va agregando nuevos individuos. Lo cual pudiera ser una restricción para su aplicación a problemas reales.
- También tenemos limitaciones de memoria, debido a que métodos co-

mo PCA y MDA realizan operaciones matriciales y cálculo de eigenvalores. Por lo que ambos métodos consumen gran parte de la memoria disponible. Además, debemos considerar también los recursos que consumen los clasificadores que conforman el ensamble en la etapa de entrenamiento.

Los métodos propuestos en este trabajo de tesis fueron publicados en las memorias del Congreso Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones CIARP-2008 [41].

4.5. Trabajo Futuro

Debido al tipo de operaciones que utilizan los métodos de extracción de características utilizados en los métodos propuestos, los recursos de memoria y capacidad de cómputo del equipo disponible no son suficientes. Esto cuando se tienen conjuntos de entrenamiento más grandes. Por lo que se propone probar con otros métodos de extracción de características como por ejemplo análisis de componentes independientes.

Como trabajo futuro se propone probar los métodos propuestos con algunos tipos de secuencias de imágenes pudieran afectar el rendimiento del RAH. Tales como secuencias de personas caminando con distintos tipos de zapatos, ropa, estado de ánimo, caminando sobre distinta superficie e incluso portando algún objeto como mochila, libro, etc. Así como varios ángulos de cámara y trayectorias.

Por último, se puede analizar la posibilidad de complementar la información que proporciona el andar humano con alguna otra característica biométrica. Para construir un sistema multimodal que ofrezca mayor exactitud en la fase de reconocimiento.

Bibliografía

- [1] Nixon, M. S. and Carter, J. N. *Automatic Recognition by Gait*. Proceedings of the IEEE, 94 (11). pp. 2013-2024. ISSN 0018-9219, 2006 [3, 26]
- [2] Toby H.W. Lam, Raymond S.T. Lee and David Zhang, *Human gait recognition by the fusion of motion and static spatio-temporal templates*, Pattern Recognition, Volume 40, Issue 9, September 2007, Pages 2563-2573 [32, 40]
- [3] Nikolaos V. Boulgouris, Konstantinos N. Plataniotis, Dimitrios Hatzinakos, *Gait recognition using linear time normalization*, Pattern Recognition, Volume 39, Issue 5, May 2006, Pages 969-979 [30]
- [4] M.A. Turk, A.P. Pentland, *Face Recognition Using Eigenfaces*, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 3-6 June 1991, Maui, Hawaii, USA, pp. 586-591. Disponible en <http://www.face-rec.org/algorithms/> [52]
- [5] David G. Stork, Elad Yom-Tov, *Computer Manual in Matlab to accompany Pattern Classification, Second Edition* Ed. Wiley-Interscience, 2004. [52]

- [6] Z. Liu and S. Sarkar, *Simplest representation yet for gait recognition: averaged silhouette* in Proc. IEEE Conf. Pattern Recognit., 2004, pp. 211-214 [15, 32, 39]
- [7] Chai, Y., Wang, Q., Jia, J., and Zhao, R. 2006. *A Novel Human Gait Recognition Method by Segmenting and Extracting the Region Variance Feature*. In Proceedings of the 18th international Conference on Pattern Recognition - Volume 04 , 2006. [35]
- [8] Nikolaos V. Boulgouris, Zhiwei X. Chi, *Human gait recognition based on matching of body components*, 2006 [31]
- [9] Jorge Fazenda, David Santos y Paulo Correia, *Using Gait to Recognize People, Computer as a Tool*, EUROCON 2005. Volume: 1, On page(s): 155-158. [15, 33, 34, 35, 40, 53, 56, 57, 58, 59, 62, 64]
- [10] Mark Ruane Dawson: *Gait recognition, Final Report*, Department of Computing Imperial College of Science, Technology and Medicine, London, 2002 [4, 25]
- [11] P.J. Phillips, H. Moon, S.A Rizvi and P.J. Rauss, *The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 22(10) (2000) 1090-1104. [27, 38]
- [12] M. Murray. *Gait as a total pattern of movement*. American J. of Physical Medicine, 46(1):290–332, 1967. [26]
- [13] Daoliang Tan, Kaiqi Huang, Shiqi Yu, and Tieniu Tan. *Efficient Night Gait Recognition Based on Template Matching*. In Proc. of the 18'th Interna-

- tional Conference on Pattern Recognition (ICPR06). Hong Kong, China. August 2006. [15, 35, 39, 53, 54, 56, 57, 58, 59, 62, 63, 64]
- [14] Han, J. and Bhanu, B. 2005. *Human Activity Recognition in Thermal Infrared Imagery*. In Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cvpr'05) [20, 34, 39, 40, 43, 53, 57, 58, 59, 60, 62, 64]
- [15] Anil K. Jain, *Biometric Recognition: Overview and Recent Advances*. CIARP 2007: 13-19, 2007 [9, 11]
- [16] HALCON Extension Package Interface. Programmer's Manual. MVTec Software. [38, 40]
- [17] PRTOOLS The Matlab toolbox for Pattern Recognition <http://prtools.org/download.html>. [52]
- [18] Anil K. Jain, Arun Ross, and Salil Prabhakar, *An Introduction to Biometric Recognition*, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 14, No. 1, 2004. [12, 13, 15, 16, 17]
- [19] BIOMETRICS - ON, <http://biometrics-on.com/>. [12]
- [20] Introducción a la Biometria, <http://www.monografias.com/trabajos43/biometria/> [13, 14]
- [21] Wikipedia, <http://es.wikipedia.org/> [23]
- [22] Richard O. Duda, Peter E. Hart and David G. Stork, *Pattern Classification, Second Edition*, John Wiley and Son, 2000. [18]

- [23] Carmen Cantero Tormo, *oftware de reconocimiento y verificación de firmas manuscritas digitalizadas*, 2002 [14]
- [24] Anil K. Jain, Arun Ross Sharath Pankanti, *A Prototype Hand Geometry-based Verification System*, 2002 [14]
- [25] J. Hashemi; E. Fatemizadeh, *Biometric Identification through Hand Geometry*, 2005 [14]
- [26] Erdem Yoruk, Helin Dutagaci, Bulent Sankur, *Hand biometrics* , 2006 [14]
- [27] Dzeroski, S. and Zenko, B., *Is Combining Classifiers Better than Selecting the Best One* . In Proceedings of the Nineteenth international Conference on Machine Learning, 2002. C. Sammut and A. G. Hoffmann, Eds. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, 123-130 [24]
- [28] López Espinoza Erika Danaé, *Selección de Variables y Clasificación de Imágenes en Eigenespacios Usando Reconocimiento Lógico Combinatorio de Patrones*, Tesis de Maestria, Coodinacion de Ciencias Computacionales, INAOE 2004, pp 22-24. [20]
- [29] Aprendizaje Automatico, notas de curso, <http://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/NvoAprend/>. [23]
- [30] Redes Neuronales Artificiales, <http://perso.wanadoo.es/alimanya/funcion.htm>. [24]
- [31] M.A. Turk, A.P. Pentland, *Face Recognition Using Eigenfaces*, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 3-6 June 1991, Maui, Hawaii, USA, pp. 586-591 [19]

- [32] Anil K. Jain, Bolle, R. and Pankanti, *Biometrics, Personal Identification in Networked Society: Personal Identification in Networked Society* Kluwer Academic Publishers. pp 231-248 [26]
- [33] Boulgouris, N.V., Hatzinakos, D. and Plataniotis K.N., *Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification* IEEE Signal Process. Mag. v22 i6. 78-90 [27, 40]
- [34] Haiping Lu, Konstantinos N. Plataniotis, and Anastasios N. Venetsanopoulos, *A Full-Body Layered Deformable Model for Automatic Model-Based Gait Recognition* EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2008, Article ID 261317, 13 pages, 2008 [31]
- [35] Haiping Lu, Konstantinos N. Plataniotis, and Anastasios N. Venetsanopoulos, *A Full-Body Layered Deformable Model for Automatic Model-Based Gait Recognition* EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2008, Article ID 261317, 13 pages, 2008 [28]
- [36] Johansson G, *Visual perception of biological motion and a model for its analysis* Perception and Psychophysics Vol. 14 pp 201 - 211, 1973 [26]
- [37] J. Han and B. Bhanu, *Gait recognition by combining classifiers based on environmental contexts* Proceedings International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, Rye Brook, NY, 2005 [34, 39]
- [38] J. Boyd, *Video Phase-Locked Loops in Gait Recognition* International Conference on Computer Vision 2001, Vancouver, 2001. [29]

- [39] N. V. Boulgouris, K. N. Plataniotis, and D. Hatzinakos, *recognition using dynamic time warping* in Proceedings of the IEEE 6th Workshop on Multimedia Signal Processing (WMSP '04), pp. 263-266, Siena, Italy, 2004. [30]
- [40] Center for Biometrics and Security Research, CASIA. <http://www.cbsr.ia.ac.cn> [51]
- [41] M. Romero-Moreno, J. Fco. Martínez-Trinidad and J. A. Carrasco-Ochoa, *Gait Recognition based on Silhouette, Contour and Classifier Ensembles* CIARP 2008, LNCS 5197, pp. 527-534, 2008. [70]
- [42] Gama, J. *A Linear-Bayes Classifier*. In Proceedings of the international Joint Conference, 7th Ibero-American Conference on Ai: Advances in Artificial intelligence, Eds. Lecture Notes In Computer Science, vol. 1952. Springer-Verlag, London, 269-279. [23]
- [43] Lipo Wang, Xiuju Fu. *Data Mining with Computational Intelligence*. Ed. Springer, 2005 [17]
- [44] Dietterich Thomas G. *Approximate Statistical Tests for Comparing Supervised Classification Learning Algorithms* Neural Computation. Vol. 10, Issue 7, pp 1985-1923, 1998. [63]