

U

P

T

**Análisis de la marcha humana
usando funciones momento
para el reconocimiento de
personas**

por

**Victoria Magdalena Morales
Batalla**

Tesis sometida como requisito parcial para
obtener el grado de

Maestra en Computación Óptica

en la

Universidad Politécnica de Tulancingo

Diciembre 2014

Tulancingo de Bravo, Hidalgo

Supervisada por:

Dr. Carina Toxqui Quitl

©UPT

El autor otorga a la *UPT* el permiso de reproducir y distribuir copias en su totalidad o en partes de esta tesis



Dedicatoria

A mi madre

Agradecimientos

Agradezco al CONACYT por el apoyo económico brindado a través de la beca número 290817 para mis estudios de Maestría.

Al Laboratorio de Óptica y Visión por Computadora de la Universidad Politécnica de Tulancingo por las facilidades otorgadas.

Al Rector Mtro. Gerardo Téllez Reyes por el apoyo brindado para el desarrollo de este trabajo de Tesis.

A mi Asesora la Dra. Carina Toxqui Quitl por haber dirigido este proyecto de Tesis y por permitirme colaborar en su grupo de trabajo en la UPT.

A mis sinodales los Drs. Francisco Solís Villarreal, Sergio Vázquez y Montiel, Alfonso Padilla Vivanco y Jose Gabriel Ortega Mendoza por sus valiosas sugerencias que ayudaron a mejorar este trabajo.

Prefacio

Los sistemas de visión por computadora (SVC) para el análisis de la marcha humana hacen uso de sensores y sistemas de adquisición de imágenes que permiten el seguimiento en tiempo real del patrón de marcha a fin de A) identificar y/o reconocer personas, B) identificar posibles problemas biomecánicos de la forma de caminar para propósitos de apoyo al diagnóstico médico.

De manera general, los SVC usan el video capturado y analizan cuadro por cuadro el movimiento de una persona con el objetivo de describir el patrón de caminado. Dentro de las técnicas usadas para la descripción de la marcha se encuentran las basadas en modelos y las holísticas. Las primeras resultan ser más exactas pero con un alto costo computacional, debido a que analizan imagen por imagen el video de seguimiento de la marcha. Generalmente estos métodos son usados para aplicaciones médicas al monitorear zonas del cuerpo, tales como rodilla, cadera, tobillo, entre otros. Mientras que los métodos holísticos analizan la imagen como un todo. Estos métodos son aplicados en el área de biometría, donde el tiempo de procesado es vital al tener que analizar secuencias de video para un gran número de personas y su posterior búsqueda en una base de datos.

Este documento, propone un método para la descripción y clasificación de la marcha humana, el cual está basado en el análisis y procesamiento de una secuencia de imágenes digitales. En el capítulo 2, se describe la nomenclatura y factores que afectan la marcha de una persona. También se hace mención de algunas aplicaciones en las que el estudio de la marcha podría ser de gran ventaja, como son en seguridad, medicina y deportes.

En el capítulo 3 se describen las técnicas de extracción de características basadas en funciones momento. A partir de una serie de imágenes, se generan historias de momentos geométricos así como las basadas en polinomios de Jacobi-Fourier y técnicas basadas en intensidad, cuyo perfil depende de la forma de caminar de cada persona. En este capítulo se tomaron historias de momentos y estas fueron clasificadas por pasos o ciclos de la marcha de una persona. A partir de esto, se tiene una firma biométrica por persona, que será usada para entrenar una red neuronal artificial que reconozca a cada persona por su forma de andar.

En el Capítulo 4 se describen los SVC para el seguimiento de la marcha. Los algoritmos propuestos fueron probados en las bases de datos MoBo (Movimiento del cuerpo) y UPT. Las configuraciones de los SVC usan desde una hasta seis cámaras para el monitoreo de la marcha desde diferentes ángulos de visión. También se implementó un SVC con una cámara, enfocado al análisis clínico, con el cual se logró el seguimiento de marcas que podrían sustituir sensores comúnmente utilizados en el análisis de la biomecánica de la marcha.

Finalmente, en el Capítulo 5 se discuten los resultados de clasificación de personas a partir de sus firmas biométricas o historias de momentos de Hu. Los porcentajes de clasificación alcanzados superan el 94 % usando una sola cámara, de la base de datos MoBo creada para medir la eficiencia de los métodos de análisis de la forma de caminar.

Resumen

Se propone un método para la descripción y clasificación de la marcha humana basado en el análisis y procesamiento de una secuencia de imágenes digitales. Sabiendo que, el análisis de la marcha humana es una biometría complementaria a las ya existentes, con la ventaja de ser la única que puede ser obtenida a la distancia y con sistemas de baja resolución.

Las técnicas de extracción de características implementadas calculan los momentos de una imagen digital. Por lo que, con el procesamiento de una serie de imágenes, se generan historias de momentos de Hu, de Jacobi-Fourier y de intensidad, cuyo perfil depende de la forma de caminar de cada persona. Las historias de momento o firmas biométricas son invariantes a cambios en la escala, posición, y orientación de un objeto o persona en el campo de visión.

Con propósitos de análisis del ciclo de la marcha, las historias de momento son divididas por pasos. Lo anterior permite una comparación eficaz entre historias de momento. Por lo que, un ciclo de la marcha será usado para entrenar una red neuronal que permita la posterior clasificación de personas.

Para medir la eficiencia del método propuesto, se usó una base de datos estándar llamada MoBo, creada por la Universidad de Carnegie Mellon. Esta cuenta con imágenes de 24 personas caminando, además de ser visto desde 6 ángulos diferentes y bajo 4 tipos de caminado.

Los resultados de clasificación del método propuesto son superiores al 94 % usando una sola cámara y un solo descriptor. Lo anterior muestra que el método propuesto es adecuado para la clasificación de personas a partir del análisis de su forma de andar.

Por otro lado, los sistemas de vision por computadora permiten analizar las alteraciones en la marcha de una persona de una manera no invasiva. Usando una de las bases de datos de la UPT se llevó a cabo un análisis cinemático de la marcha a través de un método de seguimiento de marcadores en los puntos de flexión de las articulaciones. Lo anterior, permitió determinar las trayectorias de las diferentes articulaciones durante el movimiento de una persona.

Abstract

A method for in the describing and classifying the human gait based on the image analysis and processing of a set of digital images is proposed. The gait analysis is a complementary biometric, with the unique advantage to recognize at a distance and with low resolution systems.

The feature extraction techniques are based on the image moments. So, with a set of digital images it can be obtain Hu moments histories, Jacobi-Fourier histories and intensity histories. This is called a biometric signature and their profiles depend on the gait of a specific person. The history moments or biometric signatures are invariant to changes in scale, position and orientation of each object or person in the vision field.

In order to analyze the cycle gait, the history moments are divided by steps. This allows an effective comparison between history moments of people. Therefore, a cycle gait will be used to train a neural network, if will allow the posterior classification of people.

The performance of the proposed method is tested with a standard database called MoBo, created by the Carnegie Mellon University. This database is composed with 24 videos of the people gait, they are viewed from 6 different angles and under 4 types of walking.

Our classification results show rates above to 94 % using a single camera and only one descriptor. This shows that the proposed method is suitable for classification and/or recognition of the human gait.

Índice general

1. Antecedentes	1
1.1. Introducción	1
1.2. Objetivos de la tesis	3
1.3. Estado del arte	3
1.4. Aportaciones	4
2. La marcha humana	7
2.1. Introducción	7
2.2. Descripción de la marcha	8
2.2.1. Enfoque para el análisis la Marcha	13
2.3. Nomenclatura de la marcha	14
2.3.1. Periodo de apoyo	15
2.3.2. Periodo de oscilación o balanceo	15
2.4. Factores que afectan la marcha	16
2.5. Aplicaciones	17
2.5.1. Seguridad	17
2.5.2. Medicina	18
2.5.3. Deporte	19
2.6. Conclusiones	20
3. Análisis de imágenes para la extracción de características	23
3.1. Introducción	23
3.2. Funciones momento: una revisión	24
3.3. Momentos Geométricos	26
3.3.1. Historia de momentos geométricos	28
3.4. Momentos de Intensidad	29
3.5. Jacobi-Fourier	34
3.5.1. Historia de momentos de Jacobi Fourier	36
3.6. Clasificación	36
3.6.1. Redes Neuronales Artificiales	38

3.6.2.	WEKA: Entorno para Análisis del Conocimiento de la Universidad de Waikato	42
3.7.	Conclusiones	43
4.	Sistemas de vision por computadora para el análisis de la marcha humana	47
4.1.	Introducción	47
4.2.	Base de datos MoBo	48
4.2.1.	Preprocesado de la base de datos MoBo	51
4.3.	Interfaz creada para el monitoreo de la marcha humana	54
4.3.1.	Preprocesado de imágenes de UPT	56
4.3.2.	Sistema de adquisición de imágenes para el monitoreo de la biomecánica de la marcha	59
4.4.	Conclusiones	63
5.	Análisis biométrico de la marcha humana	65
5.1.	Introducción	65
5.2.	Historia de momentos de Jacobi Fourier (HMJF)	66
5.3.	Historia de momentos invariantes de Hu (HMIH)	70
5.4.	Comparación de las HMJF vs HMH	80
5.5.	Análisis del ciclo de la marcha	82
5.6.	Clasificación de la Base de Datos MoBo	91
5.7.	Conclusiones	92

Índice de figuras

2.1. Movimientos del cuerpo durante las fases de la marcha	8
2.2. Vectores de fuerzas resultantes del pie	9
2.3. Modelo del péndulo	10
2.4. Esquema clásico del análisis de la marcha	10
2.5. Ángulos de de rodilla y cadera	11
2.6. Modelo de masa y resorte	12
2.7. Método holístico	13
2.8. Enfoque basado en modelos	13
2.9. Ciclo de la Marcha	14
2.10. Subdivisiones del periodo de apoyo	15
2.11. Subdivisiones del periodo de balanceo	15
2.12. Aplicaciones en seguridad	17
2.13. Aplicaciones en medicina	18
2.14. Aplicaciones en deporte	19
3.1. Dimensión de la función de distribución	25
3.2. Espacio de coordenadas	26
3.3. Ejemplo de Invariancia	28
3.4. Ejemplo de una HM	29
3.5. Sistema para el calculo de momentos de intensidad	31
3.6. Experimento Óptico para extracción de momentos de intensidad	31
3.7. Historia de momentos ópticos	32
3.8. Momentos de orden 1	32
3.9. Momentos de orden 2	33
3.10. HM de intensidad	33
3.11. Ejemplo de transformación del espacio cartesiano X-Y al polar $r-\theta$	35
3.12. MH de Jacobi-Fourier	36
3.13. Espacio de descriptores	37
3.14. Firmas Biométricas	38
3.15. Neurona Biológica	39
3.16. Neurona Artificial	40
3.17. Neurona Artificial Multicapa (3 capas)	41

3.18. Interfaz del software WEKA	42
4.1. Esquema MoBo	48
4.2. Imágenes de “Caminar despacio”	49
4.3. Imágenes de “Caminar inclinado”	50
4.4. Imágenes de “Caminar con una pelota en las manos”	50
4.5. Segmentación de la BD MoBo	51
4.6. Corte de la Base de Datos MoBo	52
4.7. Corte de un ciclo de la BD MoBo	52
4.8. Imágenes provenientes de las 6 cámaras	53
4.9. Historias de momento de las 6 camaras	53
4.10. Esquema UPT	54
4.11. Interfaz UPT	55
4.12. Preprocesamiento UPT	56
4.13. Posición de las cámaras para el sistema de adquisición de la UPT	56
4.14. Ciclo de una persona de la UPT	57
4.15. Firmas de una persona de la UPT	58
4.16. Sistema de monitoreo de la biomecánica de la marcha	59
4.17. Ciclo de análisis medico	59
4.18. Monitoreo de la cadera para su análisis medico	60
4.19. Monitoreo de la rodilla para su análisis medico	61
4.20. Monitoreo de la tobillo para su análisis medico	61
4.21. Monitoreo de la punta del pie para su análisis medico	62
5.1. HMJF “Caminar despacio”	66
5.2. HMJF “Caminar rápido”	67
5.3. HMJF “Caminar con una pelota en las manos”	68
5.4. HMJF “Caminar inclinado”	69
5.5. HMIH 7 invariantes cámara 6	70
5.6. HMIH 7 invariantes cámara 5	71
5.7. HMIH 7 invariantes cámara 4	72
5.8. HMIH 7 invariantes cámara 3	73
5.9. HMIH 7 invariantes cámara 2	74
5.10. HMIH 7 invariantes cámara 1	75
5.11. HMIH “Caminar despacio”	76
5.12. HMIH “Caminar rápido”	77
5.13. HMIH “Caminar con una pelota en las manos”	78
5.14. HMIH “Caminar inclinado”	79
5.15. Historias de momentos de Hu	80
5.16. Historias de momentos de Jacobi Fourier	81
5.17. Fases y ciclo de la marcha	82
5.18. Historia de momentos	83

5.19. Esquema del algoritmo genético usado para el corte automático de ciclos de la marcha.	84
5.20. Secuencias de una historia de momentos	85
5.21. Análisis por ciclo de la marcha	86
5.22. Firmas Biométricas “Caminar despacio”	87
5.23. Firmas Biométricas “Caminar rápido”	88
5.24. Firmas Biométricas “Caminar inclinado”	89
5.25. Firmas Biométricas “Caminar con una pelota en las manos”	90
5.26. RNA WEKA	91

Índice de cuadros

5.1. Porcentajes de clasificación	92
---	----

Capítulo 1

Antecedentes

1.1. Introducción

Durante los últimos años, los sistemas biométricos están siendo cada vez más utilizados en sistemas de control tales como: aeropuertos, zonas restringidas o zonas de asistencia laboral. Este uso es motivado por las características que presentan. Su fiabilidad, se muestra como prioridad importante. Esta se destaca debido a las características tan discriminativas que presentan algunas técnicas biométricas presentes en la actualidad como huella dactilar, voz o iris. Por otra parte, una de las ventajas que tienen estos sistemas biométricos se observa en la seguridad que poseen. La biometría informática es la aplicación de técnicas matemáticas y estadísticas sobre los rasgos físicos o de conducta de un individuo, a fin de identificar personas. Aunque las técnicas biométricas usan una combinación de factores corporales y de comportamiento, se clasifican de manera separada. La medición de las características corporales de la persona es conocida como biometría estática. Los principales estudios y aplicaciones de la biometría estática están basados en la medición de huellas digitales, geometría de la mano, iris, forma de la cara, retina y venas del dorso de la mano. Existen también, pero menos usadas, técnicas biométricas basadas en la forma de la oreja, temperatura corporal y la forma del cuerpo. [1]

Las mediciones de características de comportamiento de personas es conocida como biometría dinámica. Los principales estudios y aplicaciones de la biometría dinámica están basados en el patrón de voz, firma manuscrita, dinámica del teclado, marcha humana y análisis de gestos. En los últimos años, existe un gran interés sobre la biometría de la marcha. El avance de la tecnología brinda la oportunidad de procesar imágenes de videos en cuestión de segundos, creando nuevos enfoques en el análisis de la forma de andar. [2]

El reconocimiento y análisis de la marcha humana es una tecnología prometedora, con posibles aplicaciones en sectores de nuestra sociedad, incluyendo las aplicaciones de vigilancia, tales como la caracterización de un sistema para identificación y autenticación de personas, así como para la detección de comportamiento sospechoso a partir de un vídeo de vigilancia.

La marcha es la única biometría que puede ser extraída a distancia y que no requiere de cámaras de alta resolución [3].

El reconocimiento de una persona por su forma de caminar es una tarea que los seres humanos realizamos de forma rutinaria y sin esfuerzo. Tal es así que la ejecutamos todos los días sin darnos cuenta. Un área que hace uso del reconocimiento automático de individuos en función de sus características fisiológicas o de comportamiento es la biometría.

El patrón de marcha humana puede ser caracterizado con diferentes tipos de parámetros, algunos básicos y otros de mayor complejidad. Este patrón se adquiere en la infancia y, con la práctica, el sistema neuro-sensorial lo convierte en un proceso de adaptación que genera comandos repetitivos de control motores, que le permiten al individuo caminar sin esfuerzo consciente. El componente motor de la marcha en un niño, adulto o anciano es el resultado de una interacción de varios factores que intervienen en los diferentes campos de la conducta humana. Ya que el reconocimiento y análisis de la marcha humana es una tecnología prometedora. Este proyecto sería de gran utilidad a nuestra sociedad, ya que podría verse beneficiada en los sectores de vigilancia, medicina, deporte y autenticación. Actualmente, el estudio de la marcha humana es una herramienta diagnóstica importante en la evaluación de patologías neuro-músculo-esqueléticas ya sea transitoria o permanentes, locales o generales. Algunos de estos son la presencia de cánceres [4], patologías respiratorias [5] o incluso problemas psicológicos o psiquiátricos [6].

Para el análisis de marcha es necesario contar con un protocolo estandarizado que permita obtener los parámetros de interés de forma confiable y eficaz.

1.2. Objetivos de la tesis

El objetivo general de este Trabajo es el análisis de la marcha humana con propósitos de reconocimiento y/o identificación de personas a partir de una secuencia de imágenes digitales.

Para alcanzar este objetivo se necesita de los siguientes objetivos particulares:

1. Programar métodos de extracción de descriptores de la marcha humana usando momentos de Hu, Jacobi y de intensidad.
2. Generar historias de momento o firmas biométricas a partir de secuencias de imágenes.
3. Implementar un método numérico para extraer una “zancada” de la historia de momentos.
4. Generar una base de datos de la marcha humana en el laboratorio de óptica de la Universidad Politécnica de Tulancingo.

1.3. Estado del arte

La extracción de características es de importancia total para el reconocimiento de la marcha, ya que hay numerosas maneras de extraer la señal de la forma de caminar a partir de una secuencia de video.

La extracción de características de la marcha debe asegurar la mayor cantidad posible de información. El reconocimiento tiene como objetivo comparar una señal desconocida de la marcha con una señal almacenada en una base de datos. Las técnicas utilizadas para el reconocimiento de la forma de caminar se pueden dividir en dos categorías:

- 1) Método holístico que es una técnica basada en el comportamiento, este método permite el reconocimiento de personas a través de modelos estudiados a priori del movimiento realizado durante la acción de caminar. En este caso se calculan los movimientos realizados por las articulaciones y los ángulos que describen la marcha.

2) Método basado en modelos, lleva a cabo la extracción de patrones característicos a partir del estudio de la silueta y sus variaciones durante el movimiento. A diferencia de los enfoques holísticos, los enfoques basados en modelos son invariantes a la vista y a la escala. Esto es una ventaja considerable sobre el enfoque holístico. Sin embargo, tienen la desventaja de que la oclusión de los sujetos caminando con objetos, pueden hacer que el cálculo de los parámetros del modelo sean imposibles. Por esta razón un sistema de adquisición multicámara de la marcha sería más apropiado para implementar esta técnica. [7]

1.4. Aportaciones

La investigación presenta un sistema de visión por computadora basado en momentos de Hu, tanto para el análisis como para la clasificación de la marcha. Esto no solo beneficia el campo de seguridad sino que también a otros campos del conocimiento como el de medicina. El fin último es tener una herramienta de soporte que ayude al especialista a detectar alguna posible patología o en deportes la cual ayuda al seguimiento en el entrenamiento de un deportista.

A continuación se enlistan las principales aportaciones de esta Tesis.

Extracción de características de la marcha humana generando historias de momento con un solo descriptor.

Extracción de zancada a partir de la historia de momentos mediante algoritmos genéticos.

Análisis de la base de datos MoBo, así como su procesamiento para todos sus casos y todas sus vistas de cámara.

Se generó una interfaz en LabVIEW para la captura de una base de datos propia de la UPT.

Se comprobó que la cámara seis es la que mayor información aporta para la clasificación de personas por su forma de caminar, siendo que en la gran mayoría de la bibliografía revisada la cámara adecuada es la de vista lateral.

Bibliografía

- [1] Chen, S., Gao, Y. (2007, July). An invariant appearance model for gait recognition. In *Multimedia and Expo, 2007 IEEE International Conference on* (pp. 1375-1378). IEEE.
- [2] Bashir, K., Xiang, T., Gong, S. (2008, March). Feature selection on gait energy image for human identification. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008. ICASSP 2008. IEEE International Conference on* (pp. 985-988). IEEE.
- [3] Nixon, M. S., Tan, T., Chellappa, R. (2010). *Human identification based on gait* (Vol. 4). Springer.
- [4] Bravo, L. E. C. (2014). Análisis Biomecánico de Marcha Humana a Través de Técnicas de Modelaje. *REVISTA ENTRE CIENCIA E INGENIERÍA*, (12). (2012).
- [5] Wu, Y., Krishnan, S. (2010). Statistical analysis of gait rhythm in patients with Parkinson's disease. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 18(2), 150-158.
- [6] Sekine, M., Akay, M., Tamura, T., Higashi, Y., Fujimoto, T. (2004). Fractal dynamics of body motion in patients with Parkinson's disease. *Journal of neural engineering*, 1(1), 8.
- [7] César Joel Camacho Bello, Reconocimiento de la marcha humana basado en la correlación de historias de momentos de Jacobi-Fourier, Tesis de Maestría, Marzo 2011.

Capítulo 2

La marcha humana

2.1. Introducción

Desde tiempos remotos, ha existido interés en el estudio de la marcha, pero en la antigüedad, el hombre sólo disponía de su capacidad de observación como herramienta de estudio. Quizás el análisis más antiguo de la marcha se debe a Aristóteles [1] en su tratado “Sobre la locomoción de los animales”, origen de la biomecánica. El trabajo está orientado hacia el análisis del movimiento de los seres vivos. Otros nombres notables en esta área incluyen a Leonardo Da Vinci [2] quien estudió la marcha con vectores de fuerza. Galileo [3], quien fuera el pionero en mecánica, trasladó estos intereses a la biomecánica. Borelli [4] (1608-1676) publicó su libro “De Motu Animalium” en la marcha de los animales, además de ser el primero en estudiar la locomoción humana, se interesó en principios mecánicos de locomoción, esto representa el punto de inicio para el estudio de la biomecánica de locomoción. Después los hermanos Weber [5] publicaron “Mecánica del aparato humano de andar” donde describen la marcha humana, al caminar y correr con instrumentación simple, y sugirieron que las extremidades bajas actuaban como un péndulo. Muybridge [6] fue en la década de los 80’s cuando empleó por primera vez fotografías como técnica para estudiar la locomoción.

En 1870 Muybridge, junto a un ingeniero mecánico de nombre John Isaacs, idearon un dispositivo fotográfico, el cual consistía en colocar varias cámaras, unas al lado de las otras, para accionarse secuencialmente, y así registrar el movimiento de una carrera de caballos. Este sistema fue ampliado en la observación de otros animales y personas. Marey perfeccionó el sistema fotográfico en el estudio del movimiento humano mediante puntos de referencia. En sus libros: “La Machine Animale” (1873) y “La Méthode Graphique” (1878) hace gala de la originalidad de sus métodos, no empleados hasta entonces, en el estudio de la locomoción. Desarrolló un señalador dinamográfico basado en un sistema neumático, con el que se registraban las reacciones de apoyo y la duración del contacto del pie en el suelo (Marey, 1878; Bouisset, 1992).

En el último siglo, las técnicas de análisis de la marcha humana han experimentado su mayor desarrollo. Principalmente, desde la introducción de programas informáticos que proporcionan datos numéricos y gráficos que a su vez permiten un estudio objetivo de la marcha normal y patológica, incluyendo los factores que pueden modificarla.

Por lo que iniciamos en este Capítulo con una definición de la marcha humana, los métodos para su modelado, su nomenclatura, los factores que la afectan y las áreas en donde se aplica. En esta tesis se propone un sistema de visión por computadora que consiste en un arreglo de cámaras para el monitoreo de la marcha y programas para su análisis.

2.2. Descripción de la marcha

La locomoción humana esta descrita por Vera Luna [7] del Instituto de Biomecánica de Valencia como una serie de movimientos alternantes rítmicos de las extremidades y del tronco que determinan un desplazamiento hacia adelante del centro de gravedad. La marcha humana ha sido estudiada a través de dos métodos de investigación:

A) La **cinemática** [8] que describe los movimientos relativos de las partes del cuerpo durante las diferentes fases de la marcha. Un ejemplo de esto es el estudio de las relaciones angulares de los segmentos de la extremidad inferior durante el ciclo de la marcha, como se muestra en la Figura 2.1.

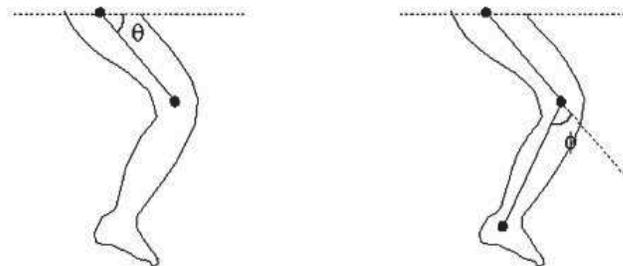


Figura 2.1: Movimientos relativos de las partes del cuerpo durante las fases de la marcha.

B) La **dinámica** [9] que se refiere a las fuerzas que producen el movimiento del cuerpo durante la marcha y son aquellas debidas a la gravedad, contracción muscular, inercia y reacciones del suelo, como se muestra en la Figura 2.2

El análisis cinemático revela información de movimiento, pero no tiene en cuenta las fuerzas que participan en ese movimiento. Los parámetros cinéticos incluyen las fuerzas, momentos y potencias asociadas con movimiento de las extremidades. Las medidas cinéticas son útiles para evaluar los aspectos de la marcha que no son evidentes a través del análisis visual o mediante el análisis de sólo los datos cinemáticos.

De acuerdo con la tercera ley de Newton, una fuerza que actúa sobre un objeto crea una acción para la que hay una reacción igual y opuesta. Las fuerzas ejercidas por el cuerpo resisten la fuerza de la gravedad y al mover el cuerpo hacia delante se producen fuerzas de reacción igual y opuesta por el suelo, llamados la Fuerzas de Reacción de tierra.

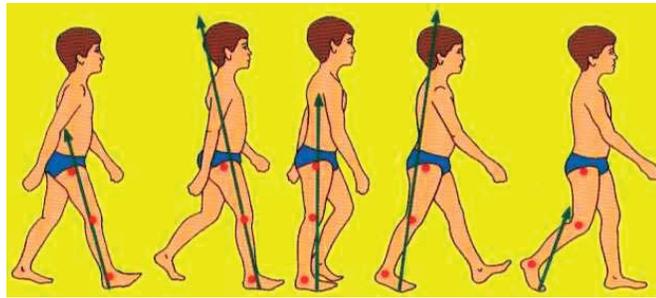


Figura 2.2: Vectores resultantes de las fuerzas que ejerce el suelo en el pie

Algunos de los parámetros que han sido utilizados para la caracterización de la marcha humana son:

1) El movimiento de los brazos y piernas basados en modelos del movimiento de un péndulo, en donde el brazo izquierdo se desplaza de manera contraria a la pierna derecha, Figura 2.3 .

2) La frecuencia f , es el número de pasos np que se dan en un tiempo t , dado en segundos, y esta definido como,

$$f = np/t \quad (2.2.1)$$

3) La longitud L de la zancada está relacionada con la velocidad v de caminar y la frecuencia f por la expresión,

$$L = v/f \quad (2.2.2)$$

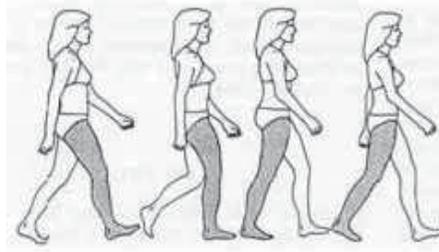


Figura 2.3: Se muestra como la pierna derecha se desplaza de manera contraria al brazo derecho

4) La velocidad v que esta dada por,

$$v = D/t, \tag{2.2.3}$$

si está es sin aceleración, y donde D es la distancia entre el punto de inicio y el punto final.

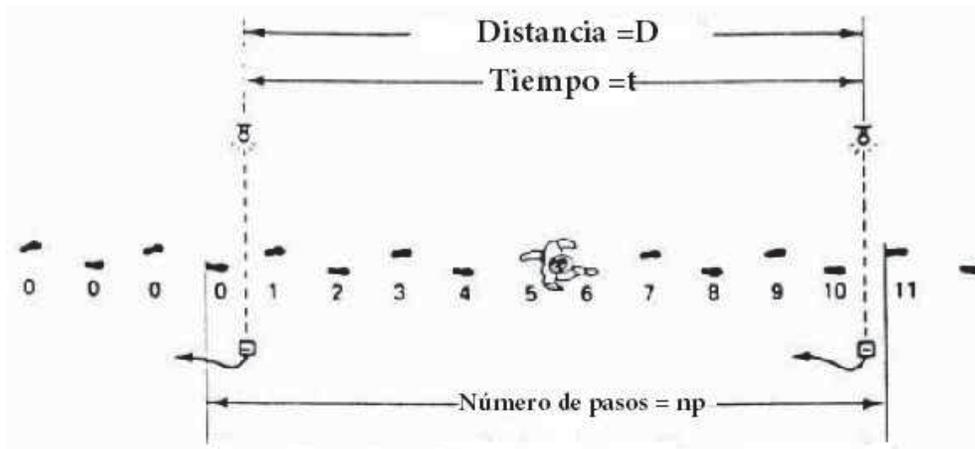


Figura 2.4: Esquema clásico para el análisis de la marcha humana

5) Ángulo de la rodilla

Inmediatamente, antes del contacto del talón con el suelo la articulación de la rodilla se encuentra en plena extension. En forma simultanea, al contacto del talón con el suelo la articulación comienza a flexionarse y continúa hasta que la planta del pie este plana en el suelo. Después de haber alcanzado la posición plana del pie, la rodilla tiene

en un aproximado ángulo de 20° de flexión y comienza a extenderse.

6) Ángulo de la cadera

De la misma forma al contacto del talón con el suelo la cadera esta aproximadamente a 30° de flexión. Después del contacto del talón con el suelo la articulación de la cadera comienza a extenderse. En la posición del pie plano en el suelo, el ángulo de flexión disminuye alrededor de 20° . Entre el pie plano y el apoyo medio, la articulación de la cadera se mueve a su posición neutral 0° .

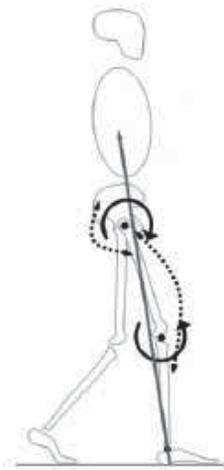


Figura 2.5: Se muestran los ángulos de la rodilla y cadera con respecto a la posición del talón

En el acto de caminar existen dos requerimientos básicos que cualquier tipo de marcha debe cumplir, aún cuando este distorsionada por cualquier inhabilidad física:

- 1) El mantenimiento de las fuerzas de reacción del piso sobre la extremidad de soporte.
- 2) El movimiento periódico de cada pierna desde una posición de apoyo a otra.

Estos dos requerimientos dan origen a tres desviaciones o movimientos diferentes:

- 1) Con cada paso, las velocidades del cuerpo aumentan y disminuyen ligeramente.
- 2) El cuerpo se eleva y descende unos pocos centímetros.
- 3) Oscila un poco de un lado al otro.

La marcha humana puede analizarse desde varias perspectivas comenzando desde teorías simples que permiten entender muchas de sus características básicas, hasta lograr modelos mucho más completos, que reproducen de forma bastante aproximada el comportamiento de parámetros como el balanceo y el movimiento de centro de masa observado en la marcha, como se observa en la Figura 2.6

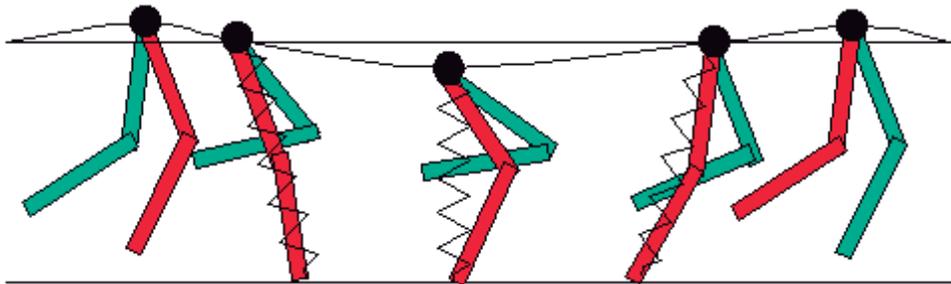


Figura 2.6: El modelo de masa y resorte (Blickhan y Seyfarth) [9] es una herramienta matemática basada en la física que trata al corredor humano como un delimitador de masa, a lo largo en dos extremidades (piernas). La masa total del corredor es tratada como si está estuviera concentrada en un sólo punto, situada en su centro de gravedad.

El análisis descriptivo del ciclo de marcha consiste en el examen de los parámetros generales de la marcha humana, que incluye las características espacio-temporales: velocidad, cadencia, longitud y distancia de paso. Para la obtención de estos datos se emplean técnicas sencillas, de medida directa, tales como: cronómetro, cinta métrica ó dispositivos interruptores plantares.

El registro con cámara de vídeo es una de las técnicas más utilizadas, aunque no se trata propiamente de una técnica de análisis, sino de una herramienta complementaria que ayuda a superar las limitaciones del análisis visual. Aunque con un instrumento de valoración cualitativa, es posible obtener datos cuantitativos de los parámetros generales del ciclo de marcha: cadencia, longitud de zancada y velocidad.

2.2.1. Enfoque para el análisis la Marcha

La marcha humana ha sido analizada desde dos enfoques: el holístico y el basado en modelos. El método **holístico** opera directamente en las secuencias de video de la marcha sin asumir ningún modelo en específico. Una clase muy interesante de técnica holística, es emplear mapas binarios o siluetas de la marcha humana. Estas técnicas son especialmente adecuadas para la mayoría de aplicaciones prácticas, ya que el color o la textura de los objetos puede no estar disponible o no ser extraídas.



Figura 2.7: Método holístico para el análisis de la marcha

El enfoque **basado en modelos** identifica los parámetros de la marcha que se emplean mediante el procesamiento de secuencias de imágenes.

Estos métodos por lo general **requieren secuencias de imágenes de alta calidad** para ser útiles. A diferencia de los enfoques holísticos, los enfoques basados en modelos son invariantes a la vista y a la escala. Esto es una ventaja considerable sobre el enfoque holístico. Sin embargo, tienen la desventaja de que la oclusión de los sujetos caminando con objetos, pueden hacer que el cálculo de los parámetros del modelo sean imposibles. Por esta razón un sistema de adquisición con varias cámaras de la marcha sería más apropiado para esta técnica.

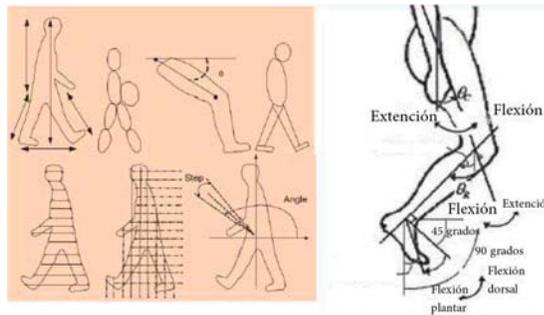


Figura 2.8: Enfoque basado en modelos para el análisis de la marcha humana

2.3. Nomenclatura de la marcha

El ciclo de la marcha comienza cuando el pie contacta con el suelo, y termina con el siguiente contacto con el piso del mismo pie. Los dos mayores componentes del ciclo de la marcha son: 1) el periodo de apoyo y 2) el de balanceo. Una pierna está en fase de apoyo cuando está en contacto con el suelo y está en fase de balanceo cuando no contacta con el suelo.

Con el aumento de la velocidad de la marcha, hay una relativa disminución en el tiempo gastado en la fase de balanceo, y con la disminución de la velocidad un aumento relativo. La duración del doble apoyo disminuye conforme aumenta la velocidad de la marcha.

El período de doble apoyo ocurre cuando ambos pies están en contacto con el suelo simultáneamente. Para referencia del pie significa que por un corto período de tiempo, la primera parte de la fase de apoyo y la última parte de la fase de apoyo, el pie contralateral está también en contacto con el suelo .

La cantidad relativa de tiempo gastado durante cada periodo del ciclo de la marcha, a una velocidad normal, es:

1. Periodo de apoyo 60 % del ciclo
2. Periodo de balanceo 40 % del ciclo
3. Doble apoyo 20 % del ciclo

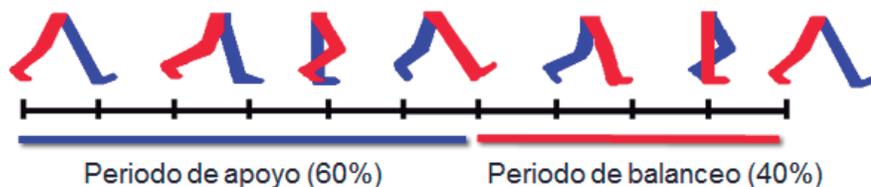


Figura 2.9: Ciclo de la Marcha

2.3.1. Periodo de apoyo

Hay cinco momentos que son útiles al subdividir el periodo de apoyo: 1) contacto del talón, 2) apoyo plantar, 3) apoyo medio, 4) elevación del talón y 5) despegue del pie, los cuales se muestran en la Figura 2.10. El contacto del talón se refiere al instante en que el talón de la pierna de referencia toca el suelo. El apoyo plantar se refiere al contacto de la parte anterior del pie con el suelo. El apoyo medio ocurre cuando el femur está alineado verticalmente con el centro del pie, visto desde un plano sagital. La elevación del talón ocurre cuando el talón se eleva del suelo.

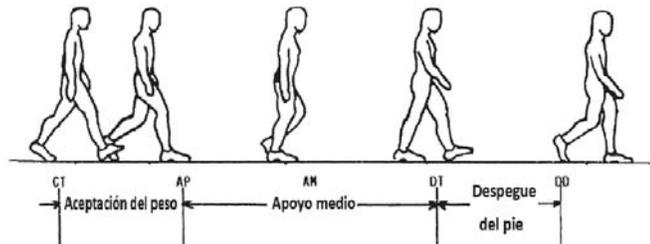


Figura 2.10: Subdivisiones del periodo de apoyo

2.3.2. Periodo de oscilación o balanceo

La fase de balanceo puede dividirse en tres intervalos designados con los términos de 1) aceleración, 2) balanceo medio y 3) deceleración, como se esquematiza en la Figura 2.11. Cada una de estas subdivisiones constituyen aproximadamente un tercio de la fase de balanceo. El primer tercio, referido como período de aceleración, se caracteriza por la rápida aceleración del extremo de la pierna inmediatamente después de que los dedos dejan el suelo. Durante el tercio medio de la fase de balanceo medio, la pierna balanceada pasa a la otra pierna, moviéndose hacia delante de la misma, ya que está en fase de apoyo.

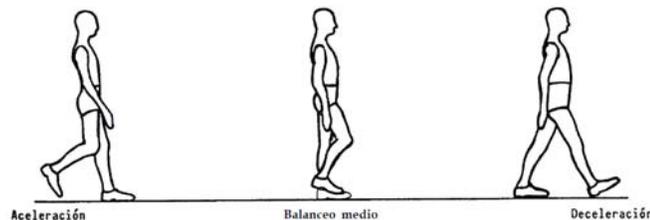


Figura 2.11: Subdivisiones del periodo de balanceo

2.4. Factores que afectan la marcha

Son muchos los factores que pueden modificar el esquema general de la marcha, los cuales pueden ser fisiológicos o patológicos, físicos o psíquicos, y las modificaciones que producen en el patrón de marcha pueden ser transitorias o permanentes. También influyen en la marcha la rigidez del calzado, distribución de las presiones, aspectos de rozamiento, así como las características de la ropa pueden condicionar el patrón de marcha normal, así mismo el peso de la ropa, la comodidad o incomodidad de la misma.

Durante el proceso de adquisición de imágenes usando sistemas de visión por computadora, existen factores que influyen el resultado de la toma de muestras. En la siguiente tabla se enlistan algunos de estos factores.

Factores que modifican la marcha
Cambios en el estilo de la ropa
Distancia entre la cámara y la persona
Fondo o entorno
Cargar objetos como maletines
Forma de caminar anormal
Variaciones en los ángulos de vista de la cámara
Superficie sobre la que se camina ya sea plano, rugoso o pasto
Humor
Velocidad con la que se camina
cambios en el tiempo

Por lo que, un entorno ideal durante la toma de imágenes requiere de las siguientes condiciones:

Condiciones ideales de captura
Ningún movimiento de la cámara
Solo una persona en el campo de visión
No Oclusión
No llevar objetos
Movimiento de marcha normal
Caminar en un piso plano
Restringir el patrón de caminar
Entorno o Fondo claro
Ángulo de visión específico
Registrar datos de más de un lapso de tiempo

2.5. Aplicaciones

Dado que la marcha humana es la actividad básica de locomoción desarrollada por los seres humanos en su vida cotidiana, su estudio permite realizar aplicaciones en tres grandes ramas: A) en seguridad para la identificación o autenticación de personas, B) en medicina para el diagnóstico de patologías de la marcha, diseño de prótesis y órtesis, estrategias de rehabilitación y C) en usos deportivos para el monitoreo de las técnicas de entrenamiento.

2.5.1. Seguridad

Considerando una imagen en donde la cara del sujeto está oculta y las manos muy delgadas por la baja resolución de la cámara, el reconocimiento de la persona por su cara, por la huella dactilar o por la forma de su mano es imposible. A diferencia de estas biometrías, sólo la marcha del sujeto es evidente. Dado que cada persona tiene una manera única de caminar, es posible su identificación a través del análisis de su forma de andar.



Figura 2.12: Imágenes tomadas por un sistema de vigilancia donde las imágenes de las cámaras son de baja resolución

Uno de los proyectos que ha utilizado el reconocimiento automático de la marcha, ha sido el de la Agencia de Investigación Avanzada de Defensa (DARPA) en un programa de investigación dirigido por el Instituto Nacional de Estándares de Tecnología (NIST)[3]. Este programa abarcaba tres áreas básicas: la cara, la marcha y tecnologías

nuevas. Inicialmente están dirigidas a la mejora en la seguridad de las embajadas de Estados Unidos, tras algunos actos terroristas en 1998. El programa “ID a la Distancia” comenzó en el 2000 y finalizó en el 2004.

La marcha es un competidor natural para el reconocimiento a la distancia, dado sus capacidades únicas. Con el programa de DARPA [3] que se concentró en: cara, marcha y tecnologías nuevas, surgieron novedosas técnicas, datos nuevos y evaluaciones. El objetivo del programa de la marcha era esencialmente el progreso de estudios de laboratorio en pequeñas poblaciones y a gran escala con datos del mundo real.

2.5.2. Medicina

Numerosos trabajos [9-11] sugieren que cambios básicos en la forma de caminar de una persona pueden ser un indicador temprano para el diagnóstico de patologías de la marcha, como el síndrome del Parkinson [10], la esclerosis múltiple [11] y la hidrocefalia de presión normal [12].

Además, el análisis de la marcha humana amplía el conocimiento teórico para permitir desarrollar mejores elementos como prótesis y órtesis.

Existen laboratorios [13,14] de la marcha, donde sistemas completos para el análisis del movimiento son utilizados. Los cuales incluyen datos básicos de la forma de caminar tales como longitud L , tiempos de zancada t y de paso, velocidad v y cadencia de la marcha.

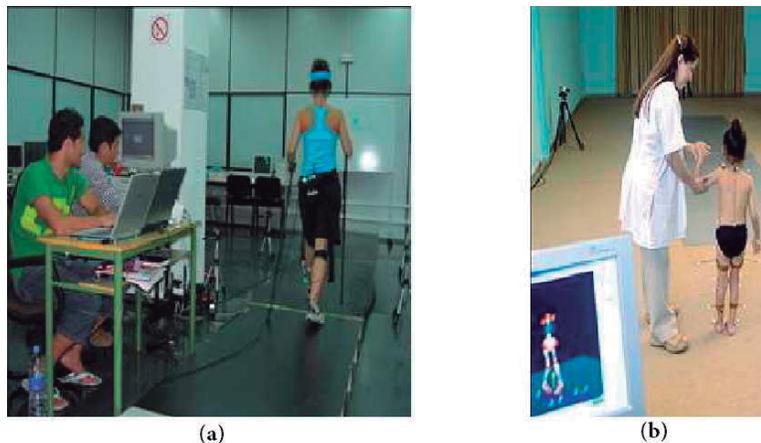


Figura 2.13: Análisis de la marcha a través de sensores,(a) Clínica Especialista en rehabilitación,(b) Hospital Ortopédico Infantil

El análisis brinda calidad en el tratamiento de los pacientes, permite definir un plan terapéutico seguro, planeamiento pre quirúrgico, evaluación de resultados post quirúrgicos, evaluación de resultados de rehabilitación en patologías ortopédicas y neurológicas tan complejas como la parálisis cerebral o alteraciones neuromusculares de cualquier origen. También se utiliza en la adaptación y selección de prótesis en pacientes amputados, diseño de férulas y plantillas de manera personalizada y efectiva.

2.5.3. Deporte

La medida de la presión plantar es fundamental para conocer la distribución de las fuerzas en la planta del pie. Estos valores sirven para el diagnóstico y tratamiento de diferentes patologías producidas por la biomecánica de los diferentes deportes, presencia de deformidades en los miembros inferiores, neuropatías, entre otras.

El análisis se hace estático y dinámico para poder comparar el comportamiento de las estructuras del cuerpo. Este estudio permite poder trabajar específicamente en las correcciones y necesidades del paciente.

El análisis de la marcha es un método de diagnóstico que posibilita hacer un análisis desde el punto morfológico y biomecánico, tanto sea en la prevención como en la corrección de las diferentes patologías.

Uno de los laboratorios que se encarga del estudio de la marcha es la “Clínica del Deporte Especialista en lesiones y prevención”, [14] en la que realizan análisis como el síndrome del ciclope que aparece o se manifiesta en la rodilla, después de una cirugía intrarticular de reconstrucción del ligamento [15]. También es posible detectar algún posible caso de tendinitis microtraumática [14] más frecuente en los jóvenes deportistas.

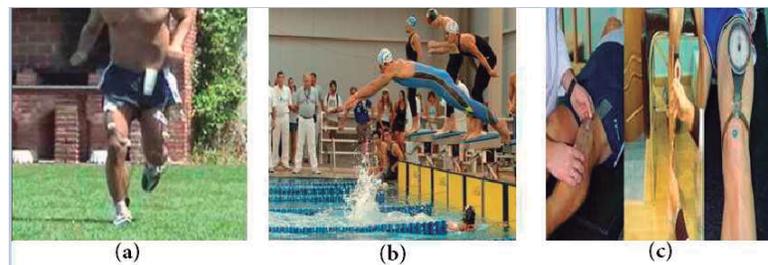


Figura 2.14: (a) Clínica del Deporte Especialista en lesiones y prevención, (b) Clínica especialista en tendinitis microtraumática y (c) Hospital Universitario San Jose.

2.6. Conclusiones

En este Capitulo se estudiaron los aspectos mas relevantes de la marcha humana, como lo son: a) parámetros cinemáticos de la marcha, es decir, fuerza y momento, o su b) análisis cinemático, a través de las relaciones angulares de los segmentos de las extremidades inferiores, como rodilla, cadera y tobillo.

Se definieron los parámetros que caracterizan la marcha: frecuencia f , longitud de la zancada L , velocidad de caminado v y número de pasos np .

También se hizo mención de algunos factores que afectan la marcha y condiciones ideales para el monitoreo de ella.

Por último se analizaron las posibles aplicaciones en las cuales el estudio de la marcha humana sería de gran utilidad en áreas como: a) seguridad, donde se ocupa para el reconocimiento de personas con ayuda de los SVC, en b) medicina, donde su análisis es adecuado para la detección de patologías y además amplia el conocimiento para un mejor desarrollo de prótesis y en el c) deporte, donde es de ayuda para el entrenamiento y corrección de posturas.

Bibliografía

- [1] Komsuoglu, H. (2009). Dynamic Legged Mobility—an Overview. Departmental Papers (ESE), 505.
- [2] Javier, S. (1993). Biomecánica de la marcha humana normal y patológica. Ed IBV, Valencia-España.
- [3] Nixon, M. S., Tan, T., Chellappa, R. (2010). Human identification based on gait (Vol. 4). Springer.
- [4] Vázquez, S. C. (2004). LA MARCHA: HISTORIA DE LOS PROCEDIMIENTOS DE ANÁLISIS. Revista de la Facultad de Ciências de la Salud, 2.
- [5] LiLLO, S., Haro, M. uSoS PráCTiCoS DE La Toxina BoTuLíniCa En niñoS y aDoLESCEnTES En MEDiCina FíSiCa y rEHaBiLiTaCión.
- [6] Romano Sued, S., Antonelli, M., Guerrero, P., Berg, E., Boero, M. S., Magnasco, I. M., Rodríguez, S. GESTO Y EXPERIMENTACION ESTETICA. NOTAS SOBRE CHARLY GARCÍA.
- [7] Peydro de Moya, M. F., Baydal Bertomeu, J. M., Vivas Broseta, M. J. (2005). Evaluación y rehabilitación del equilibrio mediante posturografía. Rehabilitación, 39(6), 315-323.
- [8] Anaya, D. C. S. (2013). Efecto del entrenamiento excéntrico sobre propiedades biomécnicas del tendón de Aquiles. Editorial de la Universidad de Granada.
- [9] Bravo, L. E. C. (2014). Análisis Biomecánico de Marcha Humana a Través de Técnicas de Modelaje. REVISTA ENTRE CIENCIA E INGENIERÍA, (12).
- [10] Sekine, M., Akay, M., Tamura, T., Higashi, Y., Fujimoto, T. (2004). Fractal dynamics of body motion in patients with Parkinson's disease. Journal of neural engineering, 1(1), 8.
- [11] Tommy Oberg, Alek Karsznia, Kurt Oberg, Basic gait parameters: Reference data for normal subjects, 10-79 years of age, (1993).

- [12] Wu, Y., Krishnan, S. (2010). Statistical analysis of gait rhythm in patients with Parkinson's disease. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 18(2), 150-158.
- [13] V. Chassaing, J. E. Arrauven, El síndrome del ciclope, Pag 333, Rev Chir Orthop, (1994).
- [14] Vicente Paus, Hombro doloroso en el deporte, Fisiopatología, Diagnóstico, Rev Ortop y Traumatol Vol 54,pags 417-425
- [15] Clínica del Deporte Especialista en lesiones y prevención, <http://www.clinicadeldeporte.com.ar>.

Capítulo 3

Análisis de imágenes para la extracción de características

3.1. Introducción

Una de las características principales de los momentos de una imagen y su invariancia es A) su habilidad para describir de forma única la distribución de los píxeles de una imagen y B) la robustez ante transformaciones geométricas y no geométricas del contenido de la misma. Estas dos propiedades de los momentos se emplean en reconocimiento de patrones y en aplicaciones de clasificación, donde la descripción de las características de la imagen juegan un papel importante. La aplicación de los momentos y los momentos invariantes en el reconocimiento de patrones están siendo empleados en: 1) símbolos dibujados a mano [1], 2) reconocimiento de la marcha humana [2], 3) reconocimiento de aeronaves [3], 4) reconocimiento del iris [4], 5) reconocimiento de escritura a mano [5], 6) reconocimiento de expresiones faciales [6], 7) reconocimiento de rostros en infrarrojo [7], 8) clasificación de las acciones humana [8], 9) reconocimiento de señales de tráfico [9] y 10) clasificación de texturas [10].

La primera introducción de los momentos 2-D en la ingeniería fue a través de Hu en 1962 [11]. Hu propuso los momentos geométricos en 2-D de una función de distribución (una imagen) a los que llamó "momentos invariantes". En ese trabajo, Hu utiliza la teoría de invariantes algebraicos para definir siete invariantes a transformaciones lineales ortogonales (traslación, rotación, escala y posición).

Por otro lado, los sistemas para determinar los momentos geométricos o de irradiancia de un objeto son muy prometedores, ya que ofrecen una alta velocidad en tiempo real a alta resolución espacial debido a su inherente procesamiento paralelo de las imágenes en 2-D. Una nueva clase de sistema híbrido trata de combinar la alta velocidad de la transformada Fourier con la flexibilidad de programación digital para el filtrado.

El procesamiento óptico de imágenes 2-D utiliza esencialmente la transformada de Fourier, que hace uso de las propiedades de la formación de imágenes ópticas y de filtros en el plano de Fourier, para procesar una imagen por convolución.

La introducción de los momentos ortogonales por Teague fue en 1980. Teague [12] propuso los momentos ortogonales de Zernike y Legendre para el análisis de una imagen, como una solución a la desventaja inherente de los momentos invariantes geométricos y también de Hu, que muestran una alta redundancia de la información. Los momentos geométricos son la proyección de la función de intensidad de una imagen en monomios específicos, que no construyen una base ortogonal. Los momentos ortogonales llegaron a superar esta desventaja de los momentos convencionales, ya que su núcleo son polinomios ortogonales. La propiedad ortogonal da a los momentos correspondientes la característica de mínima redundancia de información, lo que significa que los diferentes órdenes describen diferentes partes de la imagen.

Por su parte Bhatia y Wolf [14] señalaron que hay un número infinito de conjuntos completos de polinomios ortogonales radiales que se pueden obtener a partir de los polinomios de Jacobi. La variación de los parámetros de α y β de los polinomios de Jacobi puede producir diferentes conjuntos de momentos ortogonales conocidos, tales como momentos ortogonales de Fourier-Mellin ($\alpha = \beta = 2$), momentos Chebyshev-Fourier ($\alpha = 2, \beta = 3/2$), momentos Pseudo-Jacobi-Fourier ($\alpha = 4, \beta = 3$), momentos Legendre-Fourier ($\alpha = \beta = 1$), Zernike ($J_s(m + 1, m + 1, r^2)$) y momentos Pseudo-Zernike ($J_s(2m + 2, m + 2, r), n = m + s$).

Ping [15] nombra a los momentos de Jacobi-Fourier como momentos ortogonales y sugirió que la formulación común de los momentos ortogonales a través de los polinomios de Jacobi será una ventaja para el análisis del funcionamiento de los momentos ortogonales.

3.2. Funciones momento: una revisión

Tradicionalmente, los momentos de una imagen son considerados como cantidades estadísticas que describen la distribución de píxeles dentro de un espacio en la imagen [16]. Matemáticamente, se calculan como las proyecciones de una imagen en una base de polinomios. Desde el punto de vista de la ingeniería y las ciencias de la computación, los momentos representan la similitud entre la imagen y un número de patrones de una imagen formada por la función del núcleo de cada familia de momentos.

La forma más sencilla de clasificar las funciones momentos se basan en su dimensión (número de variables). Por lo tanto, hay funciones momento 1-D, 2-D y 3-D aplicadas en señales (una dimensión), imágenes y volúmenes respectivamente, como se ilustra en la Figura 3.1

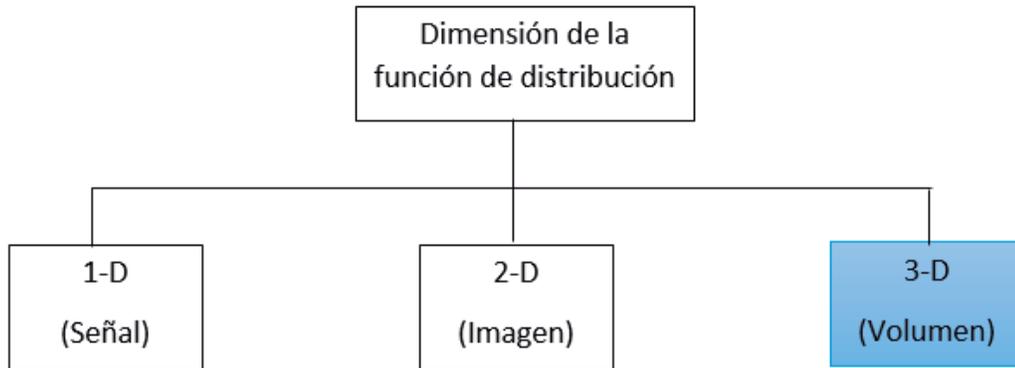


Figura 3.1: Clasificación de las funciones momento: Dimensión de la función de distribución

Las funciones momentos se caracterizan por la base de polinomios, lo que resulta de un número de diferentes tipos de momento con propiedades específicas. Los momentos se clasifican de manera continua y de forma discreta, como se representa en la Figura 3.2. Dado que estamos interesados en los momentos de una función de intensidad de la imagen, los momentos continuos deben ser transformados a un espacio adecuado para aplicar sobre la imagen.

La forma general de cálculo del $(p + q)$ -ésimo orden de cualquier tipo de momentos cuya función de intensidad imagen $f(x, y)$, de tamaño $M \times N$ píxeles, se define como,

$$m_{p,q} = NF \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Nucleo_{pq}(x, y) f(x, y), \quad (3.2.1)$$

donde $Nucleo_{pq}$ corresponde al orden $(p + q)$ del núcleo, y consiste en el producto de los polinomios específicos de orden p y q , que constituyen la base con NF un factor de normalización. El tipo del núcleo de polinomio da el nombre a la familia momento, resultando una amplia gama de tipos de momentos, Figura 3.2.

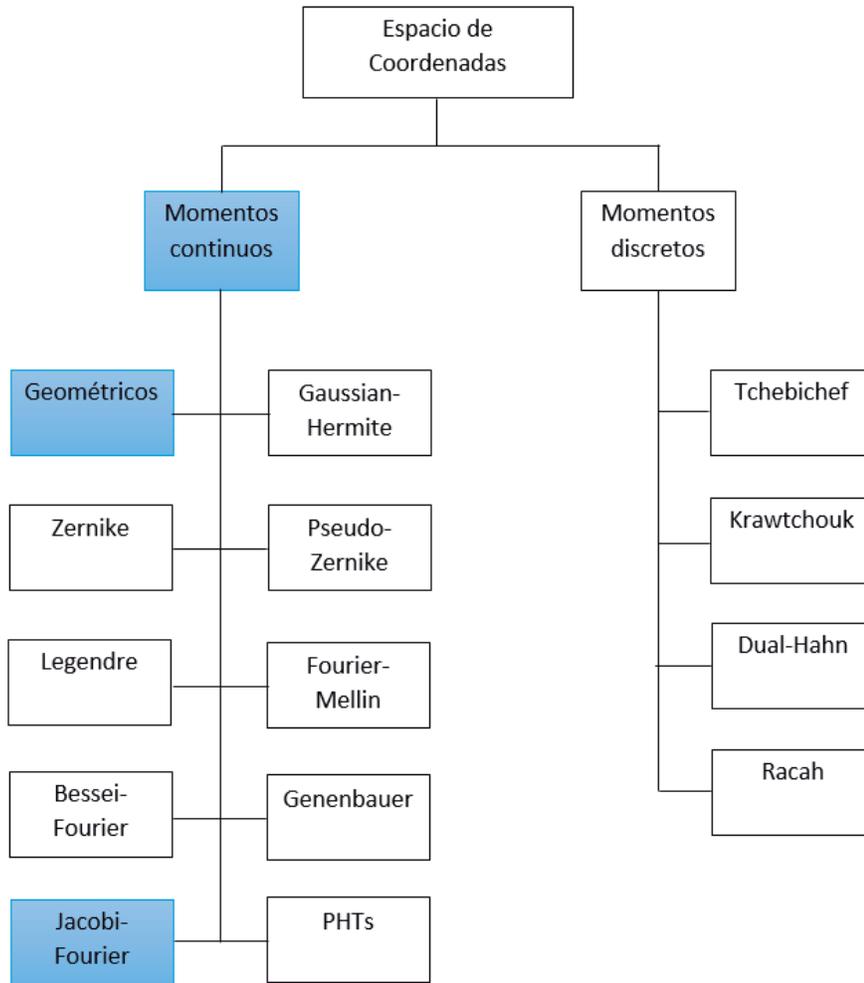


Figura 3.2: Taxonomía de las funciones momento:Espacio de coordenadas

3.3. Momentos Geométricos

Los momentos son valores numéricos que se pueden obtener a partir de una imagen $f(x, y)$ dada. Para calcular los momentos geométricos $m_{p,q}$ en el caso discreto se utiliza,

$$m_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y), \quad (3.3.1)$$

donde p y q son el orden y $M \times N$ el tamaño de la imagen.

Los momentos centrales $\mu_{p,q}$ se utilizan para reconocer una imagen independientemente de su ubicación en un eje de coordenadas y esta dada por,

$$\mu_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - X)^p (y - Y)^q f(x, y), \quad (3.3.2)$$

donde $(X, Y) = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right)$ es el centro de masa.

Los momentos normalizados $\eta_{p,q}$ se utilizan para el reconocimiento de objetos, independientemente de su tamaño y posición y son,

$$\eta_{p,q} = \frac{\mu_{p,q}}{\mu_{0,0}^\gamma}, \quad (3.3.3)$$

donde $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$.

Si los momentos simples reconocen el área de una figura, no importando si esta se invirtió y los momentos centrales distinguen una figura, no importando si esta se movía de su eje, ahora con los momentos normalizados, una forma puede ser reconocida dentro de una imagen independientemente de su tamaño.

Momentos de Hu

Hu [11] describió un conjunto de siete momentos invariantes a la rotación, la escala y la traslación. Estos momentos son aplicados a imágenes binarias y en escala de grises para caracterizar sus formas. A continuación se enlistan los siete invariantes de Hu.

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta(2, 0) + \eta(0, 2) \\ \phi_2 &= (\eta(2, 0) - \eta(0, 2))^2 + 4(\eta(1, 1))^2 \\ \phi_3 &= (\eta(3, 0) - 3\eta(1, 2))^2 + (3\eta(2, 1) - \eta(0, 3))^2 \\ \phi_4 &= (\eta(3, 0) + \eta(1, 2))^2 + (\eta(2, 1) + \eta(0, 3))^2 \\ \phi_5 &= (\eta(3, 0) - 3\eta(1, 2))(\eta(3, 0) + \eta(1, 2))[(\eta(3, 0) \\ &+ \eta(1, 2))^2 - 3(\eta(2, 1) + \eta(0, 3))^2] + (3\eta(2, 1) - \eta(0, 3))(\eta(2, 1) \\ &+ \eta(0, 3))[3((\eta(3, 0) + \eta(1, 2)))^2 - (\eta(2, 1) + \eta(0, 3))^2] \\ \phi_6 &= (\eta(2, 0) - \eta(0, 2))[(\eta(0, 3) + \eta(1, 2))^2 - (\eta(2, 1) \\ &+ \eta(0, 3))^2] + 4\eta(1, 1)(\eta(3, 0) + \eta(1, 2))(\eta(2, 1) + \eta(0, 3)) \\ \phi_7 &= (3\eta(2, 1) - \eta(0, 3))(\eta(3, 0) + \eta(1, 2))[(\eta(0, 3) + \\ &\eta(1, 2))^2 - 3(\eta(2, 1) + \eta(0, 3))^2] + (3\eta(1, 2) - \eta(0, 3))(\eta(2, 1) \\ &+ \eta(0, 3))[3((\eta(3, 0) + \eta(1, 2)))^2 - (\eta(2, 1) + \eta(0, 3))^2] \end{aligned}$$

Con el propósito de comprender la invariancia a la posición, escala y orientación, se calcularon los momentos del conjunto de imágenes que se muestran en la Figura 3.3

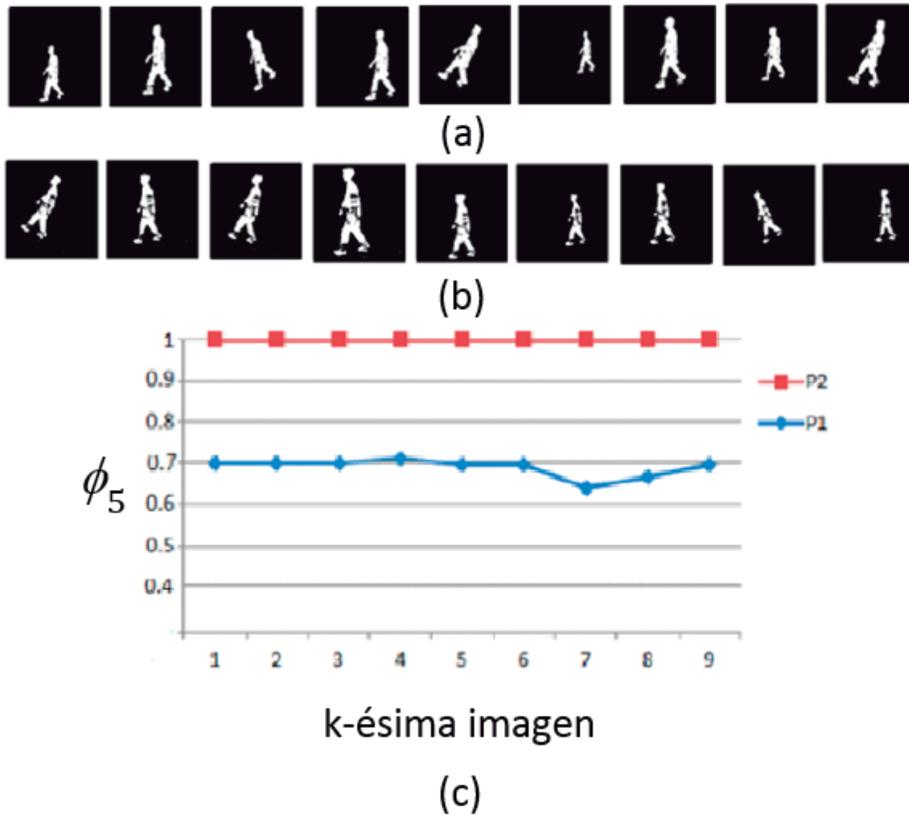


Figura 3.3: Imágenes pertenecientes a la (a) Persona 1, (b) Persona 2. (c) Gráfica donde se muestra la invariancia a la escala, rotación, y traslación de los momentos de Hu.

3.3.1. Historia de momentos geométricos

La historia de momentos es una sucesión cronológica de observaciones de momentos de una imagen. En la Figura 3.4 se muestra el cálculo de los momentos $m_{p,q}^k$ de k imágenes. A menudo los datos de las historias de momentos se examinan con la idea de encontrar un patrón permanente que se pueda aprovechar para la descripción de las imágenes que se desee analizar.

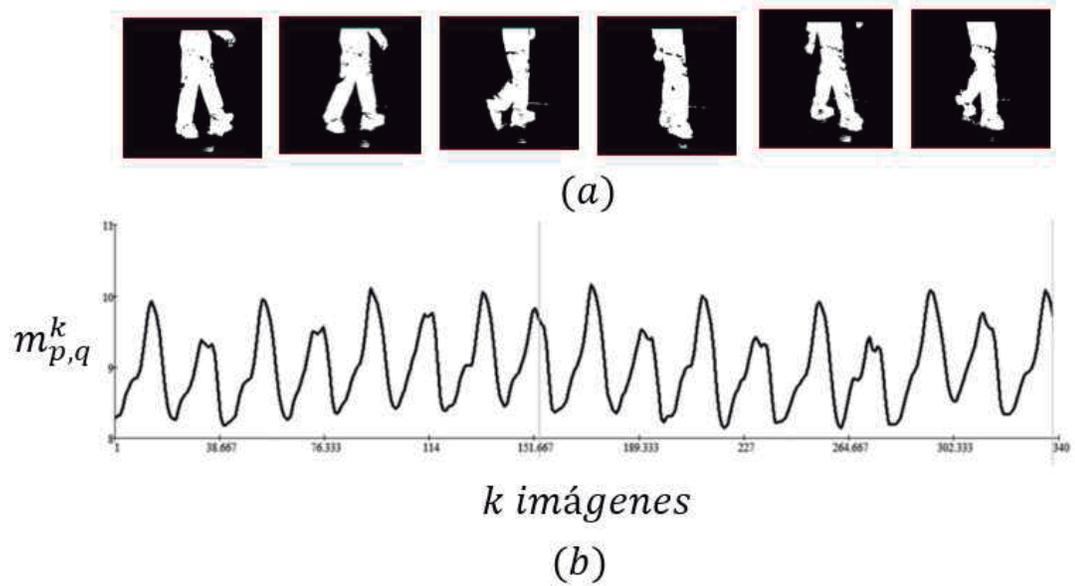


Figura 3.4: (a) Secuencia de imágenes, (b) Historia de momentos geométricos de la secuencia de imágenes (a)

3.4. Momentos de Intensidad

Los momentos geométricos también pueden ser obtenidos a partir de la transformada de Fourier de la función imagen [17] $f(x, y)$ como,

$$m_{pq} = \frac{1}{(-i2\pi)^{p+q}} \left[\left(\frac{\partial}{\partial u} \right)^p \left(\frac{\partial}{\partial v} \right)^q F(u, v) \right]_{u=v=0}, \quad (3.4.1)$$

donde

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-i2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (3.4.2)$$

La definición de la derivada de primer orden de una función bidimensional $F(u, v)$ es,

$$\left(\frac{\partial}{\partial u} \right)^p \left(\frac{\partial}{\partial v} \right)^q F(u, v) = (\Delta u)^p (\Delta v)^q F(u, v), \quad (3.4.3)$$

donde

$$\Delta_u F(u, v) = \frac{F(u + h, v) - F(u - h, v)}{2h}, \quad (3.4.4)$$

y

$$\Delta_v F(u, v) = \frac{F(u, v + h) - F(u, v - h)}{2h}. \quad (3.4.5)$$

Por lo que, la ecuación 3.4.1 queda como,

$$m_{p,q} = \frac{1}{(-i2\pi)^{p+q}} (\Delta u)^p (\Delta v)^q F(u, v)_{u=v=0}, \quad (3.4.6)$$

Por ejemplo, si $p = q = 0$,

$$m_{0,0} = \frac{1}{(-i2\pi)^{0+0}} \left[\left(\frac{\partial}{\partial u} \right)^0 \left(\frac{\partial}{\partial v} \right)^0 F(u, v) \right]_{u=v=0}, \quad (3.4.7)$$

$$m_{0,0} = [F(u, v)]_{u=v=0},$$

tenemos que,

$$m_{0,0} = F(0, 0),$$

de donde, es posible ver que el momento geométrico $m_{0,0}$ es igual al coeficiente $F(0, 0)$ del espectro de Fourier.

Para el cálculo de los momentos geométricos, una opción es obtener la Transformada de Fourier con una lente y después calcular las derivadas de $F(u, v)$ en el origen, como se muestra en la Figura 3.5. La exactitud en el calculo a través de técnicas ópticas está limitado por la separación h entre los ordenes del espectro, Δu y Δv .

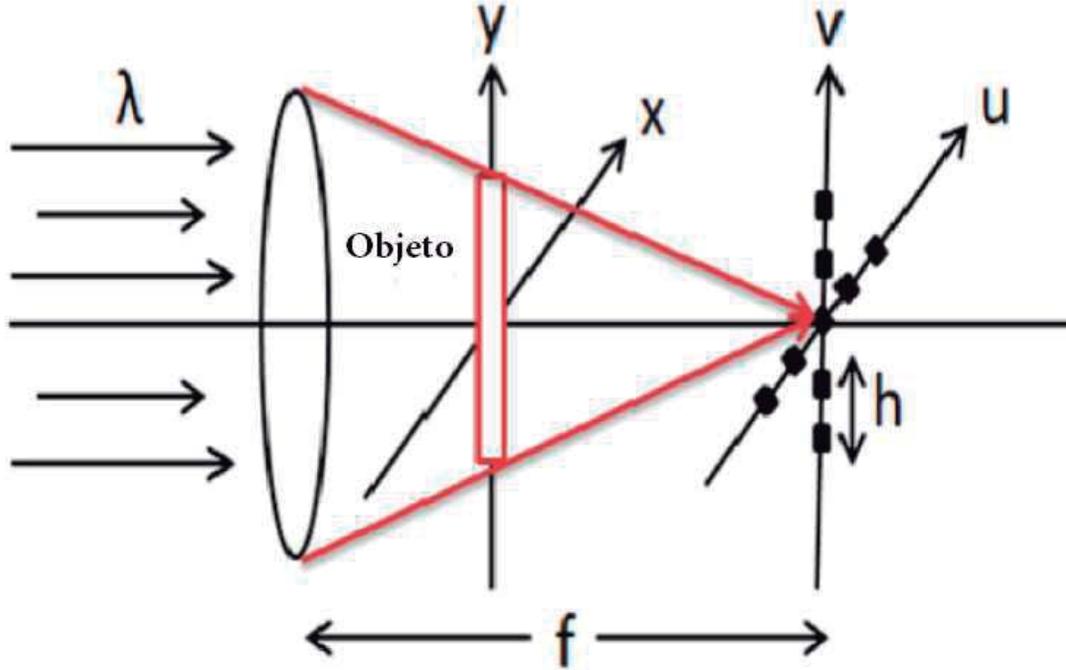


Figura 3.5: Sistema óptico digital para el cálculo de momentos de intensidad.

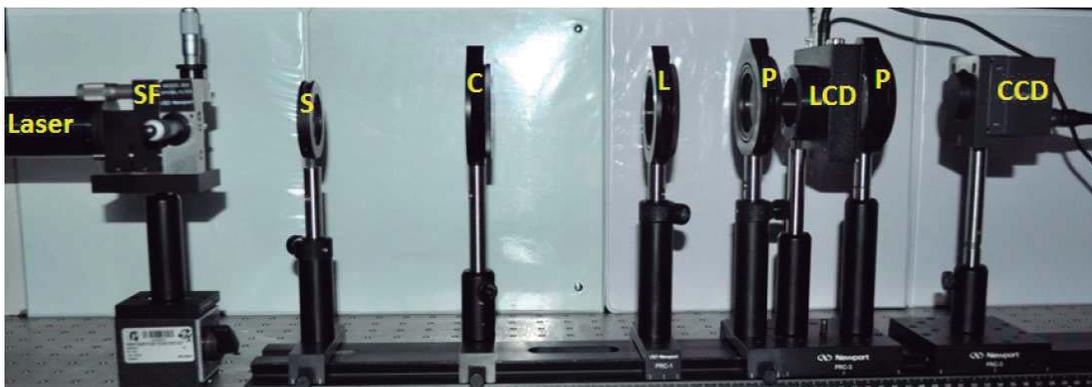


Figura 3.6: Sistema óptico, donde SF es el filtro espacial, C la lente colimadora, L la lente encargada de el calculo de la transformada de Fourier, P son los polarizadores, LCD la pantalla donde son desplegadas las imágenes de la marcha y la CCD el sensor de captura..

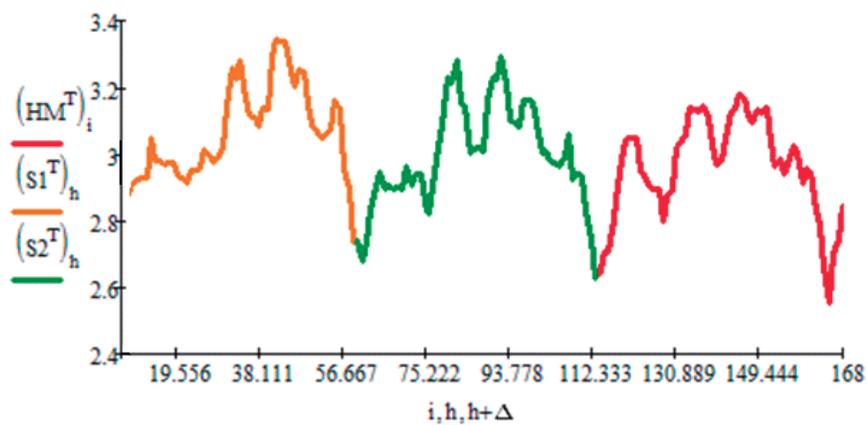


Figura 3.7: Historia de momentos ópticos generada con el montaje óptico.

En la Figura 3.8 se muestran los momentos de orden 1, $m_{1,0}$ y $m_{0,1}$. Y en la Figura 3.9 se muestran los momentos hasta orden 2.

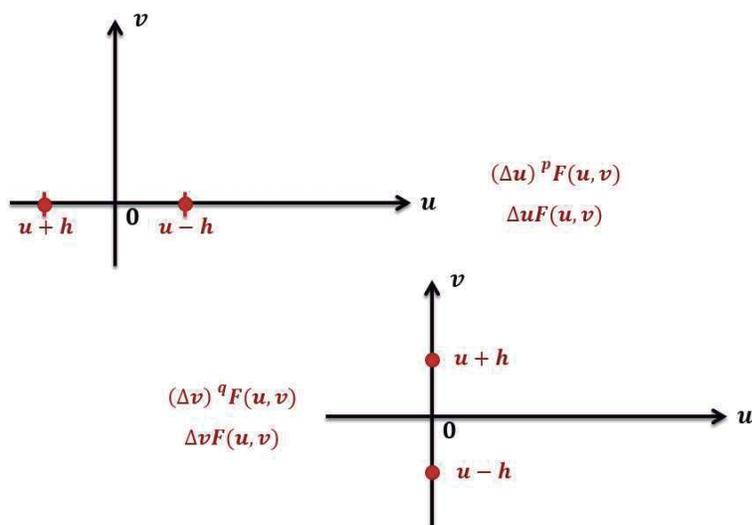


Figura 3.8: Momentos de intensidad de orden 1 asociados a los ordenes de difracción.

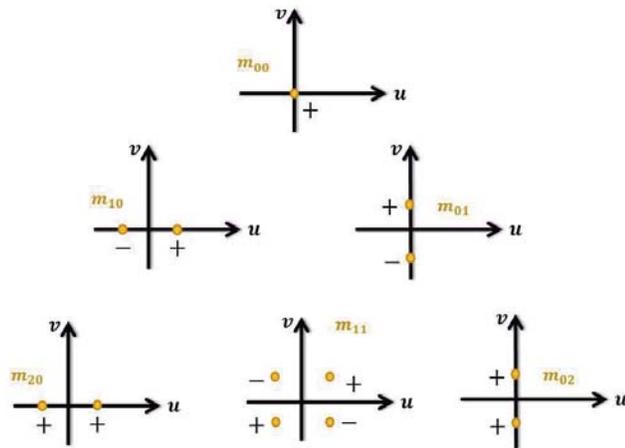


Figura 3.9: Momentos de intensidad hasta orden 2 asociados a los ordenes de difracción.

Historia de momentos de intensidad

La historia de momentos de intensidad $m(0, 0) = F(0, 0)$ para k imágenes se muestra en la Figura 3.10.

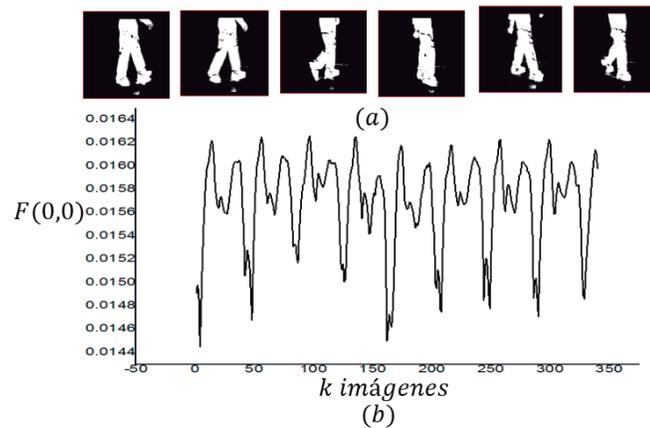


Figura 3.10: (a) Secuencias de imágenes (b) Historia de momentos de intensidad simulados de la secuencia (a).

3.5. Jacobi-Fourier

Bathia y Wolf puntualizaron que existe infinito número de conjuntos de polinomios que son invariantes a la rotación y son ortogonales en el círculo unitario, es decir, que satisfacen la condición de ortogonalidad dada como,

$$\int_0^{2\pi} \int_0^1 P_{nm}(r, \theta) P_{kl}^*(r, \theta) r dr d\theta = \delta_{nk} \delta_{ml}, \quad (3.5.1)$$

donde $P_{nm}(r, \theta)$ y $P_{kl}(r, \theta)$ denotan dos polinomios del conjunto δ_{ij} es la delta de Kronecker dada por:

$$\delta_{i,j} = \begin{cases} 1 & i=j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (3.5.2)$$

Los polinomios complejos $P_{nl}^*(r, \theta)$ de Jacobi-Fourier, y están definidos como

$$P_{nl}(r, \theta) = J_n(\alpha, \beta, r) e^{il\theta}, \quad (3.5.3)$$

donde $J_n(\alpha, \beta, r)$ es el polinomio radical de Jacobi y los enteros n, l representan respectivamente los ordenes radial y armónico. Para cada par de valores reales en los parámetros α y β se genera un conjunto de polinomios radiales diferentes, con $\alpha \geq \beta$ y $\alpha, \beta > -1$. Particularmente, la función radial $J_n(\alpha, \beta, r)$ es ortogonal en el intervalo $0 \leq r \leq 1$.

Los momentos están construidos sobre una base que consiste de un polinomio ortogonal radial multiplicado por una exponencial compleja angular de Fourier. Este producto de funciones se denota por $P_{nm}(r, \theta)$. Los momentos circulares (ϕ_{nm}) están dados por,

$$\phi_{nm} = \int \int_{\zeta} f(r, \theta) P_{nm}(r, \theta) r dr d\theta, \quad (3.5.4)$$

donde $f(r, \theta)$ es la función imagen discreta en coordenadas polares. Las funciones de base ortogonales válidas dentro del círculo de radio unidad, requieren hacer una transformación del espacio de coordenadas ζ , dado por,

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (3.5.5)$$

y

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right), \quad (3.5.6)$$

donde x, y son las coordenadas espaciales de la imagen.

En la figura 3.11 se muestra la transformación requerida para pasar del espacio cartesiano $x - y$ al polar $r - \theta$.

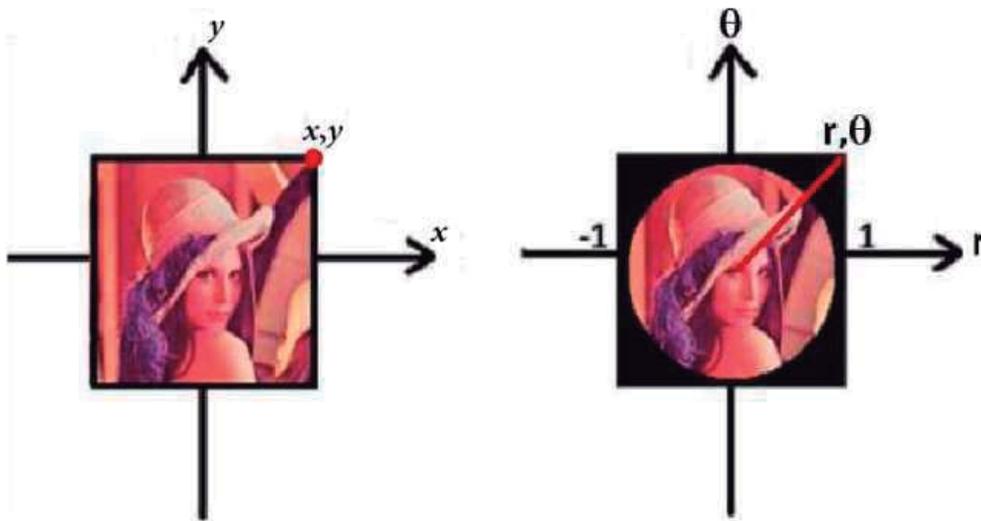


Figura 3.11: Ejemplo de transformación del espacio cartesiano X-Y al polar r- θ

3.5.1. Historia de momentos de Jacobi Fourier

La historia de momentos de Jacobi-Fourier $\phi_{n,m}^k$ de k imágenes se muestra en la Figura 3.12

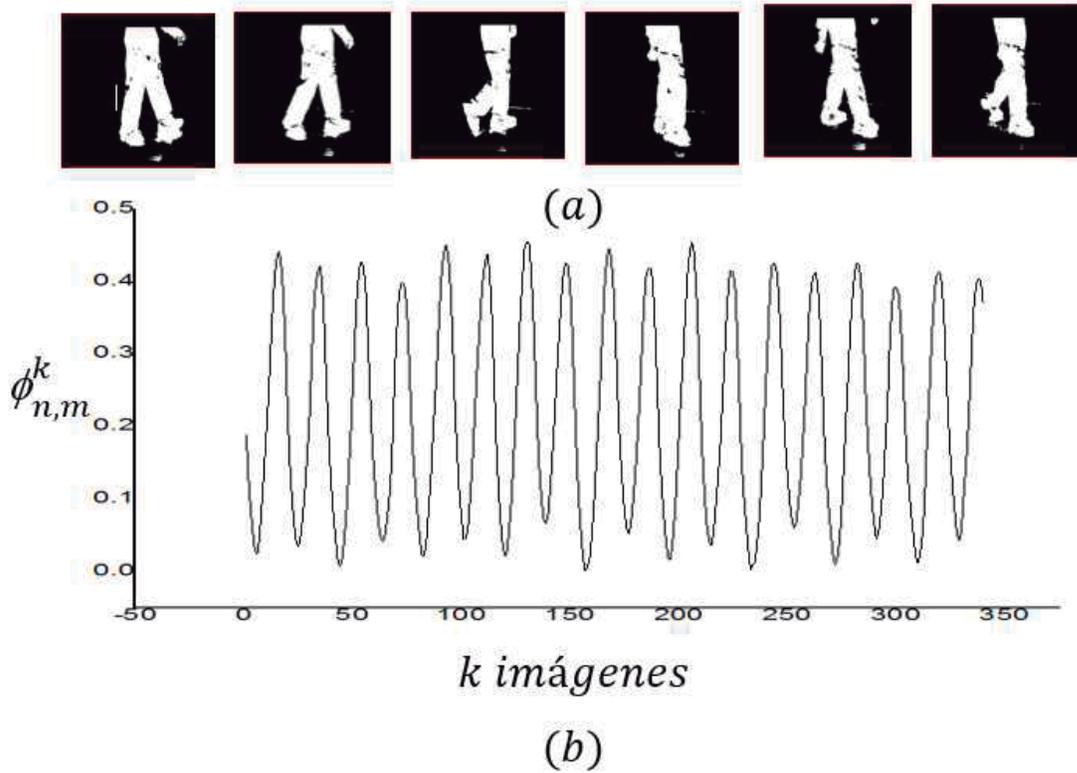


Figura 3.12: (a) Secuencias de imágenes (b) Historia de momentos de Jacobi de la secuencia (a).

3.6. Clasificación

Los métodos de clasificación y de partición son procedimientos automáticos destinados a definir clases de individuos lo más semejantes posibles. Si los n individuos sobre los cuales se observaron d características están representados en un espacio de p dimensiones, se llaman clases a los subconjuntos de individuos de ese espacio de representación que son identificables.

En la Figura 3.13 se muestra un espacio de $p = 3$ dimensiones, $n = 14$ individuos, $d = 3$ descriptores o características.

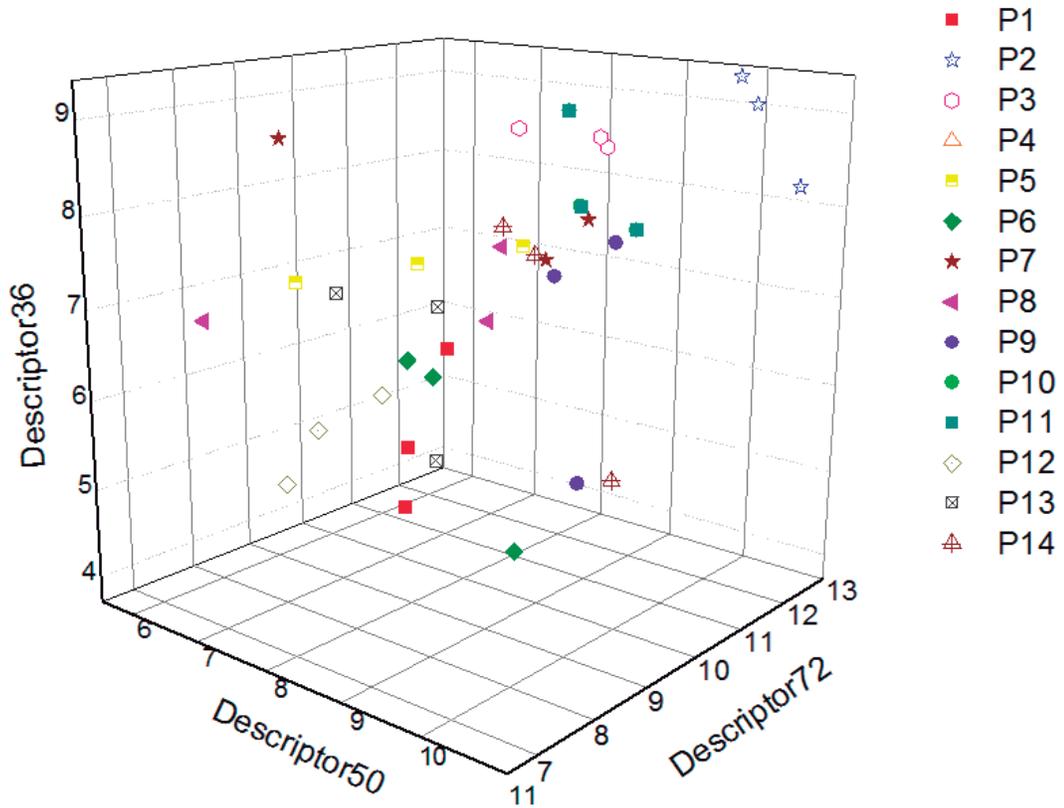


Figura 3.13: Espacio de descriptores de 14 personas con 3 descriptores por cada una.

Un conjunto de descriptores asociados a la forma de caminar de una persona son usados para su reconocimiento y/o clasificación en una base de datos. Un ejemplo de vectores descriptores se muestra en la figura 3.13.

El proceso de clasificación se lleva a cabo usando la plataforma WEKA para el aprendizaje automático usando redes neuronales artificiales (RNA).

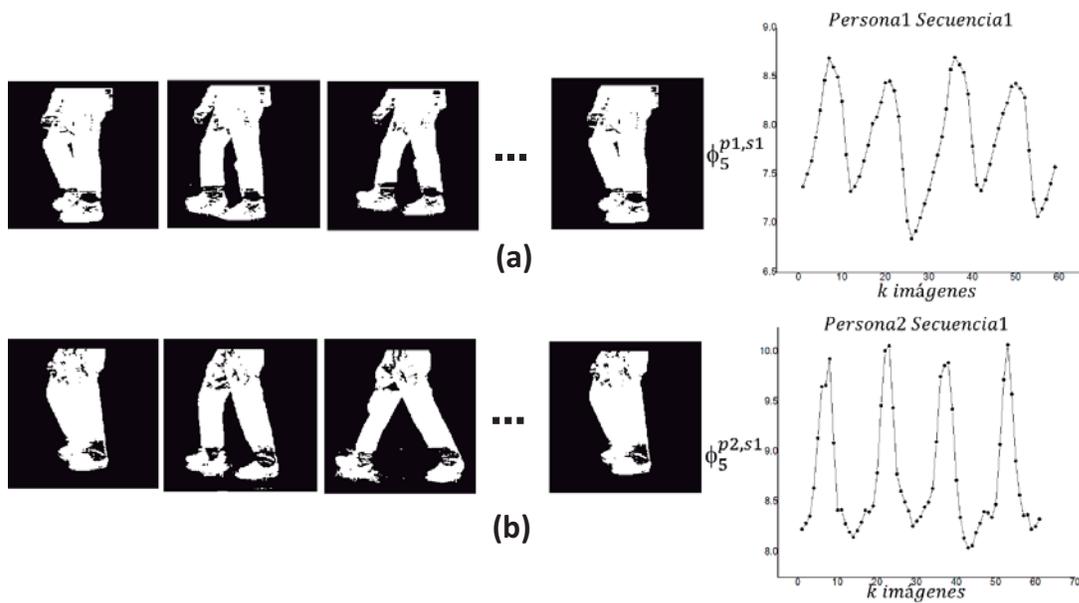


Figura 3.14: (a) Secuencias de imágenes y firma biométrica o vector de descripción de la persona 1, (b) Secuencias de imágenes y firma biométrica o vector de descripción de la persona 2.

3.6.1. Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) están inspiradas en los sistemas nerviosos biológicos. El estudio de las redes neuronales es un campo extremadamente interdisciplinario, tanto en el desarrollo como en las aplicaciones. Las redes neuronales pueden ser aplicadas en diversas áreas, desde actividades de investigación hasta aplicaciones comerciales e industriales.

En Inteligencia Artificial (IA), las RNA son modelos matemáticos inspirados en las redes neuronales biológicas y son usadas para estimar y aproximar funciones que pueden depender de gran número de entradas y son generalmente desconocidas. Las RNA son comúnmente presentadas como sistemas de neuronas interconectadas que pueden calcular valores a partir de las entradas y son capaces de “aprender” gracias a su naturaleza adaptativa.

Además, las RNA pueden ser usadas para resolver una gran variedad de problemas que son difíciles de resolver usando algoritmos de estructuras básicas.

Neurona biológica

La neurona es una célula altamente especializada, y como cualquier célula biológica, está delimitada por una fina membrana celular que además de su función de separar el interior del exterior de la célula, posee determinadas propiedades que son esenciales para el funcionamiento eléctrico de la célula nerviosa. La neurona recibe impulsos eléctricos a partir de sus dendritas, esos impulsos son procesados por el cuerpo celular y retransmitidos por el axón, hacia las dendritas de una o varias neuronas.

La Figura 3.15, muestra una neurona biológica que posee tres partes particularmente importantes para el modelado de las neuronas artificiales: dendritas, soma y axón

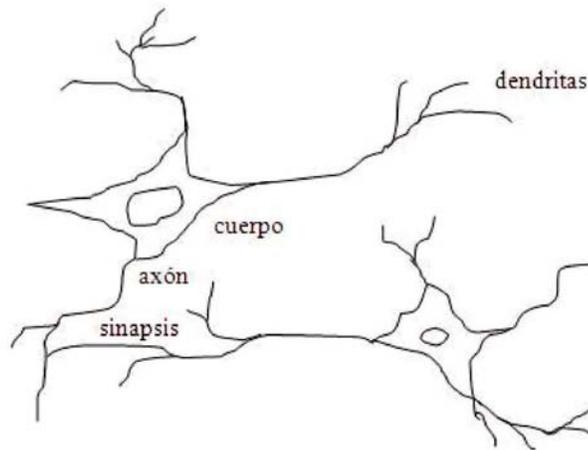


Figura 3.15: Neurona Biológica

La neurona artificial

El funcionamiento de una neurona artificial consiste en aplicar un conjunto de entradas, realizar una suma ponderada de estos valores y filtrar este valor con una función de activación. En la Figura 3.16, se muestra una neurona artificial. Las entradas, vector X , corresponden a las señales que llegan. Cada señal se multiplica por un peso que tiene asociado, w_1, w_2, \dots, w_n . Los pesos los podemos llamar vector W , cada peso corresponde a la “intensidad” o fuerza de la conexión de una sinapsis en una neurona biológica. Estas multiplicaciones se suman, esta “adición” corresponde al cuerpo de una neurona biológica. Esta es una suma algebraica de las entradas ponderadas, entonces:

$$Net = x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + x_3 * w_3 + \dots + x_n * w_n \quad (3.6.1)$$

Representado matricialmente por:

$$Net = X * W \quad (3.6.2)$$

En la Figura 3.16, se observa que existen variables comprendidas desde x_1 hasta x_n , también se tiene pesos desde w_1 hasta w_n , las variables se multiplican por los pesos correspondientes y el resultado de la sumatoria de los productos ingresa a la neurona, el cual es enviado al exterior mediante una función de activación.

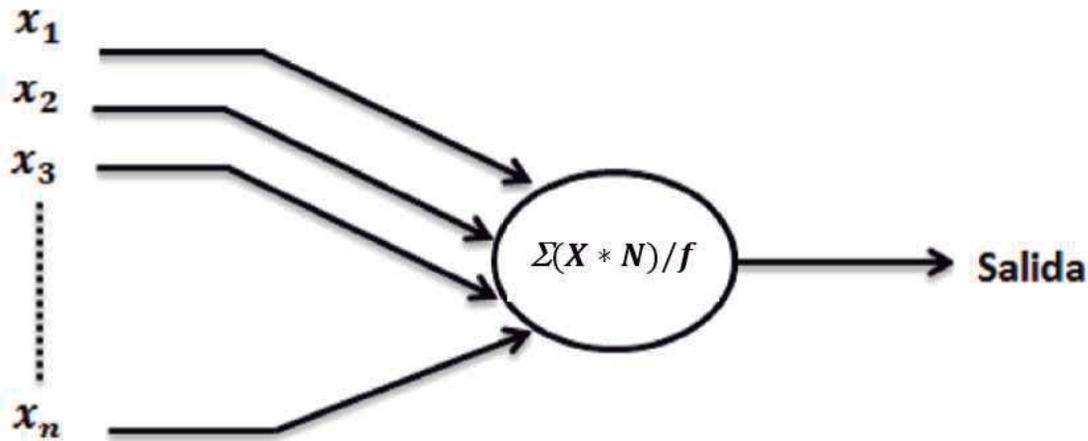


Figura 3.16: Neurona Artificial

Funciones de activación

La señal Net (salida) generalmente se procesa por medio de una función de activación f , la cual producirá una señal que será la salida (Out) de la neurona. La función f también puede ser alguna otra función que simule mejor las características no lineales de transferencia de una neurona biológica. Si f reduce el rango de Net de manera que Out nunca salga de algún límite, independientemente de lo grande que sea Net, entonces f es una función sigmoideal.

$$Out_i = f(\sum(w_{ji}Out_j)) \quad (3.6.3)$$

donde Out_i es la salida de la i -ésima neurona de la capa inferior, Out_j es la salida de la j -ésima neurona precediendo a la capa activa y f la función de activación (función sigmoideal).

Redes neuronales

Las redes neuronales no utilizan conocimientos ni procedimientos explícitamente definidos para analizar datos nuevos. En vez de ello, buscan patrones ya existentes o ejemplos provenientes de datos estadísticos. El conocimiento o la experiencia, creado de manera automática por la red en un proceso conocido como aprendizaje, que ocurre cuando una red queda expuesta a datos nuevos. Este conocimiento de resolución de problemas se consigue en las muchas interconexiones que conforman una red neuronal.

La Figura 3.17, muestra una red con una capa oculta o interna. Las neuronas de la capa interna extraen características de las neuronas de la capa de entrada, transmitiéndolas hacia las neuronas de la capa de salida.

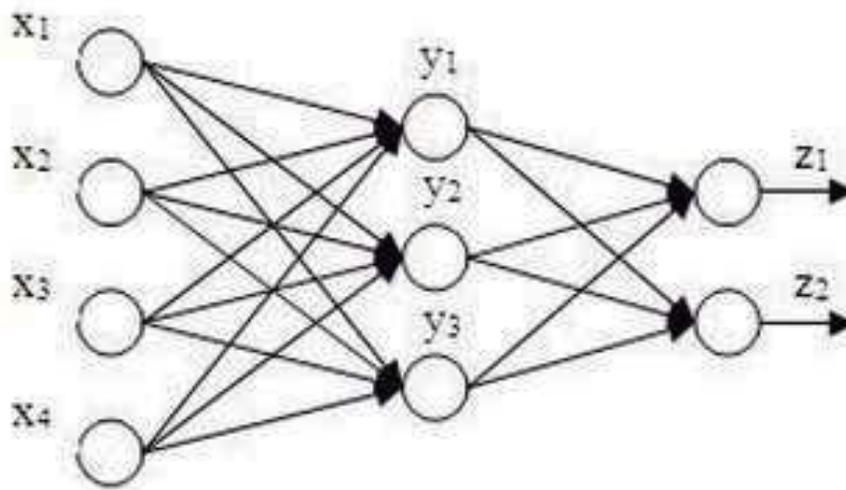


Figura 3.17: Neurona Artificial Multicapa (3 capas)

Como estas redes no poseen ciclos o retroalimentación estas son estáticas. También es posible introducir dinámica en este tipo de redes, a través de la utilización de neuronas dinámicas.

A pesar de esa posibilidad su dinámica es limitada, no siendo posible representar todos los sistemas dinámicos.

3.6.2. WEKA: Entorno para Análisis del Conocimiento de la Universidad de Waikato

WEKA es una plataforma de software para aprendizaje automático y minería de datos escrito en Java y desarrollado en la Universidad de Waikato. WEKA es un software libre.

El paquete WEKA contiene una colección de herramientas de visualización y algoritmos para análisis de datos y modelado predictivo, unidos a una interfaz gráfica de usuario para acceder fácilmente a sus funcionalidades. La versión original de WEKA fue un front-end en TCL/TK para modelar algoritmos implementados en otros lenguajes de programación, más unas utilidades para preprocesamiento de datos desarrolladas en C para hacer experimentos de aprendizaje automático. Empezó a desarrollarse en 1997, se utiliza en muchas y muy diferentes áreas, en particular con finalidades docentes y de investigación.

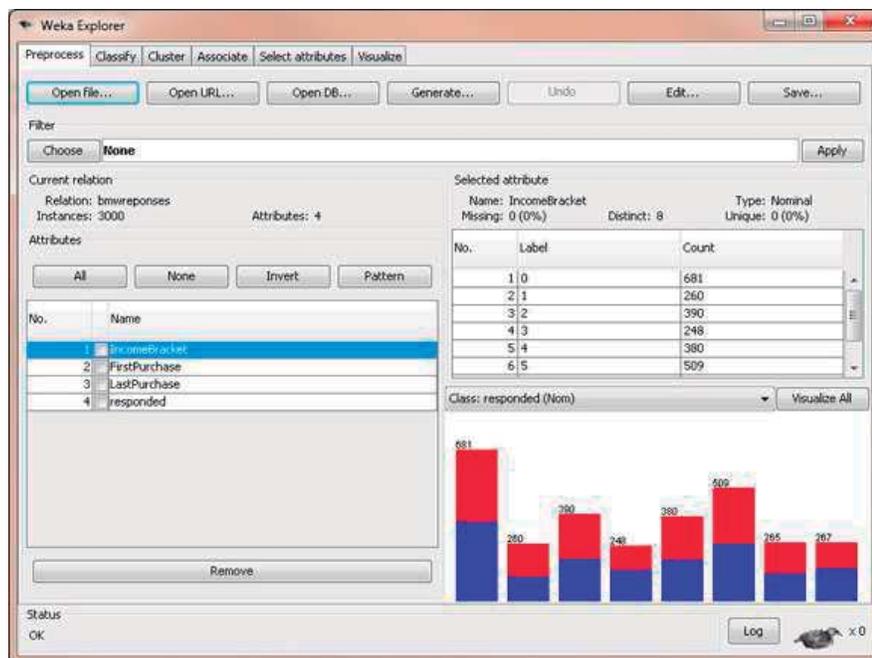


Figura 3.18: Interfaz del software WEKA

Dentro de las ventajas del entorno WEKA se encuentran:

- A** Es muy portable porque está completamente implementado en Java y puede correr en casi cualquier plataforma.
- B** Contiene una extensa colección de técnicas para preprocesamiento de datos y modelado.
- C** Es fácil de utilizar gracias a su interfaz gráfica de usuario.

Además WEKA soporta varias tareas estándar de minería de datos, especialmente, preprocesamiento de datos, clustering, clasificación, regresión, visualización, y selección. Todas las técnicas de WEKA se fundamentan en el hecho de que los datos están disponibles en un fichero plano (flat file) o una relación, en la que cada registro de datos está descrito por un número fijo de atributos (normalmente numéricos o nominales, aunque también se soportan otros tipos). WEKA también proporciona acceso a bases de datos vía SQL gracias a la conexión JDBC (Java Database Connectivity) y puede procesar el resultado devuelto por una consulta hecha a la base de datos.

3.7. Conclusiones

En este capítulo se describen los métodos usados para la extracción de características de una imagen digital. Dichos métodos están basados en los momentos geométricos, de Jacobi-Fourier y de intensidad. También se hablo de Redes Neuronales Artificiales que fue el método utilizado para la clasificación de las personas.

Una de las ventajas de este tipo de descriptores es su invariancia a la escala, orientación y posición del objeto en el campo de vision. Esta característica es de gran ayuda porque la persona no esta limitada a caminar en linea recta y a una distancia fija para poder analizar su marcha. Al usar secuencias de imágenes es posible obtener historias de momento con cualquiera de las técnicas presentadas. Cada historia de momentos sera también llamada firma biométrica de una persona.

El procesado en paralelo es una técnica de extracción de características con momentos de intensidad, basado en un arreglo experimental que hace uso de la propiedad de una lente para calcular la transformada de fourier de una distribución de intensidad. Dado que es necesario procesar series de imágenes resulta esta una herramienta adecuada en términos de tiempo de computo.

Durante el proceso de clasificación WEKA usara los parámetros de entrada, las firmas biométricas de la persona a reconocer, donde se entrenara a la RNA con el 50 % de datos y se probara con el 50 % restante.

En el capitulo 4 se describen los sistemas de vision por computadora para el monitoreo de la marcha y las bases de datos generadas.

Bibliografía

- [1] Tello, J. C., Informáticos, S. (2007). Reconocimiento de patrones y el aprendizaje no supervisado.
- [2] Toxqui-Quitl, C., Morales-Batalla, V., Padilla-Vivanco, A., Camacho-Bello, C. (2013, September). Geometric moments for gait description. In SPIE Optical Engineering+ Applications (pp. 88561H-88561H). International Society for Optics and Photonics.
- [3] Márquez Molina, M. (2013). Reconocimiento de clases de aeronaves mediante el patrón acústico producido durante el despegue.
- [4] Cruz, L. F., Athó, F. C., GRÁFICO, T. E. E. P. (2006). Reconocimiento de iris. Tópicos especiales en procesamiento gráfico, Escuela Académico Profesional de Informática, Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo Perú.
- [5] Seijas, L. M., Segura, D. D. T. D. E. (2003). Reconocimiento de dígitos manuscritos mediante redes neuronales: una técnica híbrida. Jornada Argentina de informática e investigación operativa, Departamento de computación-Facultad de Cs. Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires.
- [6] Orozco, A., Alvarez, M., Valencia, J. G. F. (2008). Reconocimiento de expresiones faciales utilizando análisis de componentes principales kernel (kpca). *Scientia et Technica*, 1(38).
- [7] Pérez, L. B. (2013). Reconocimiento Facial Basado en Puntos Característicos de la Cara en entornos no controlados.
- [8] Ana Belén Moreno Díaz, Reconocimiento Facial Automático mediante Técnicas de Visión Tridimensional, Universidad Politecnica de Madrid, 2004.
- [9] Díaz, A. B. M., Ríos, J. G., Pérez, L. P., Calle, A. S. (2004). Reconocimiento facial automático mediante técnicas de visión tridimensional. AB Moreno Díaz.
- [10] Passariello, G. (1999). Imágenes médicas. Adquisición, Analisis. Equinoccio.

- [11] Hu, M. K. (1962). Visual pattern recognition by moment invariants. *Information Theory, IRE Transactions on*, 8(2), 179-187.
- [12] M. R. Teague, Image analysis via the general theory of moments, *Journal of the Optical Society of America*, 1980.
- [13] Teague, M. R. (1980). Image analysis via the general theory of moments. *JOSA*, 70(8), 920-930.
- [14] Alghoniemy, M., Tewfik, A. H. (2000, September). Image watermarking by moment invariants. In *Image Processing, 2000. Proceedings. 2000 International Conference on* (Vol. 2, pp. 73-76). IEEE.
- [15] Camacho-Bello, C., Toxqui-Quitl, C., Padilla-Vivanco, A., Báez-Rojas, J. J. (2014). High precision and fast computation of Jacobi Fourier moments for image description. *JOSA A*, 31(1), 124-134.
- [16] Mukundan, R., Ramakrishnan, K. R. (1998). *Moment functions in image analysis: theory and applications* (Vol. 100). Singapore: World Scientific.
- [17] Vijaya Kumar, B. V. K., Rahenkamp, C. A. (1986). Calculation of geometric moments using Fourier plane intensities. *Applied optics*, 25(6), 997-1007.

Capítulo 4

Sistemas de vision por computadora para el análisis de la marcha humana

4.1. Introducción

En este capítulo se describen las bases de datos usadas para el análisis de la marcha humana. En primer lugar se analiza la base de datos estándar MoBo de la Universidad de Carnegie Mellon que fue creada con el fin de medir la eficiencia de los métodos de análisis de la marcha humana. La base fue adquirida con 6 cámaras para tener diferentes ángulos de vision durante el monitoreo de la marcha y 4 diferentes casos de caminado. Lo anterior, con el fin de determinar el ángulo de vision adecuado para el análisis de la marcha en una aplicación en específico.

Además se monto un sistema de adquisición en el laboratorio de óptica de la Universidad, el sistema cuenta con 3 cámaras para el análisis de la marcha a diferentes distancias. Se programo una interfaz para controlar estas cámaras. La principal diferencia entre las bases MoBo y UPT está en las condiciones de captura.

Por ultimo se cuenta con una base de datos creada para seguir el movimiento de la cadera, rodillas, tobillos y puntas del pie. Esto con el fin de hacer un seguimiento de las marcas y tener un reporte que ayude al diagnóstico medico.

Una estimación correcta de la cinemática de la marcha se obtiene calculando la posición espacial del centro de masa del cuerpo y los centros de giro de cada una de las articulaciones que intervienen durante el movimiento. La información cinética junto con la información cinemática reúne elementos objetivos de los patrones de la marcha.

4.2. Base de datos MoBo

MoBo es por sus siglas en inglés “Motion of Body” es decir movimiento del cuerpo. Fue la Universidad de Carnegie Mellon en Pittsburgh, Pennsylvania quien empezó a recopilar la información en marzo del 2011 para la adquisición de una base de datos. Hasta la fecha la base cuenta con 25 personas en una caminadora. Los personas fueron monitoreadas bajo diferentes modalidades de caminado y fueron capturados por cámaras a color de alta resolución y con una velocidad de captura de 30 cuadros por segundo.

En la Figura 4.1 se muestra la distribución uniforme de las cámaras alrededor de la caminadora.

Dentro de las principales características de la base de datos se encuentran:

- 1) 24 personas en una caminadora
- 2) 4 casos por persona
 - 2.1 Caminar lento
 - 2.2 Caminar rápido
 - 2.3 Caminar inclinado
 - 2.4 Caminar con una pelota en las manos
- 3) Cada caso cuenta con 6 cámaras
- 4) Cada cámara tomo 340 imágenes por persona
- 5) Total aproximado de 195,840 imágenes en la base de datos (MOBO)

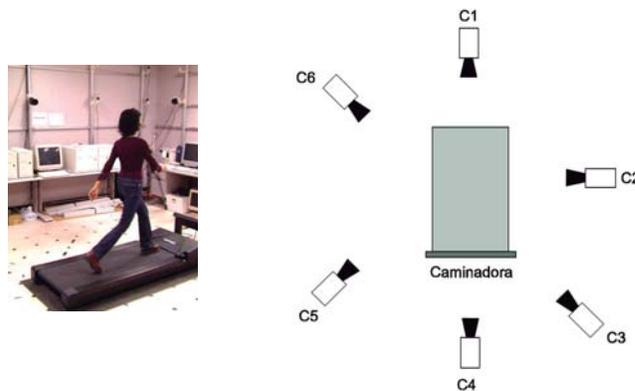


Figura 4.1: Posición de las cámaras para la Base de Datos MoBo

En la Figura 4.2 se muestran las imágenes de la marcha de cada persona monitoreadas desde 6 cámaras para los casos de:

A) Caminar despacio

La velocidad de la caminadora se ajustó para que los sujetos estuvieran en una velocidad cómoda de la marcha.

B) Caminar rápido

Aquí la velocidad de la caminadora fue ajustada para un caminado rápido pero todavía cómodo. En la Figura 4.2 se muestran las imágenes de la marcha de cada persona monitoreadas desde 6 cámaras.

C) Caminar inclinado

La caminadora se ajustó a la inclinación máxima de 15° y la velocidad fue ajustada para comodidad del sujeto. En la Figura 4.3 se muestran las imágenes de la marcha de cada persona monitoreadas desde 6 cámaras.

D) Caminar con una pelota en las manos

Finalmente se pidió a los sujetos sostener una pelota en frente de su cuerpo, caminando con una velocidad cómoda. El objetivo detrás de esta secuencia era para inmovilizar los brazos y analizar cómo afecta esto a su patrón de marcha. En la Figura 4.4 se muestran las imágenes de la marcha de cada persona monitoreadas desde 6 cámaras.



Figura 4.2: Imágenes provenientes de las seis cámaras para el caso de “Caminar despacio” y “Caminar rápido”.

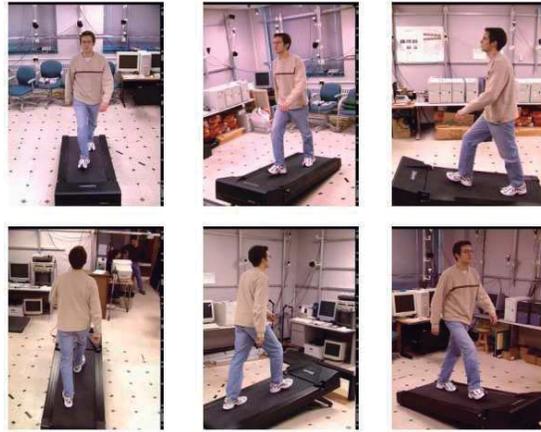


Figura 4.3: Imágenes provenientes de las seis cámaras para el caso de “Caminar inclinado”.

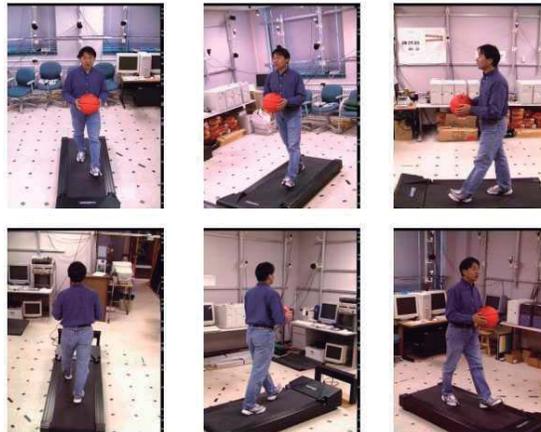


Figura 4.4: Imágenes provenientes de las seis cámaras para el caso de “Caminar con una pelota en las manos”.

4.2.1. Preprocesado de la base de datos MoBo

Segmentación de imágenes

Las imágenes de la Base de Datos MoBo fueron preprocesadas usando técnicas clásicas de Procesamiento Digital de Imagen (PDI). El primer paso fue segmentar a la persona del ambiente en el que fue tomada la base de datos Figura 4.5(a). En la Figura 4.5(b), se muestra un cuadro de la base de datos tomada y en la Figura 4.5(c), se muestra el resultado de restar al cuadro de la base de datos, el cuadro del ambiente donde fue tomada la imagen, para así obtener únicamente la silueta de las personas.

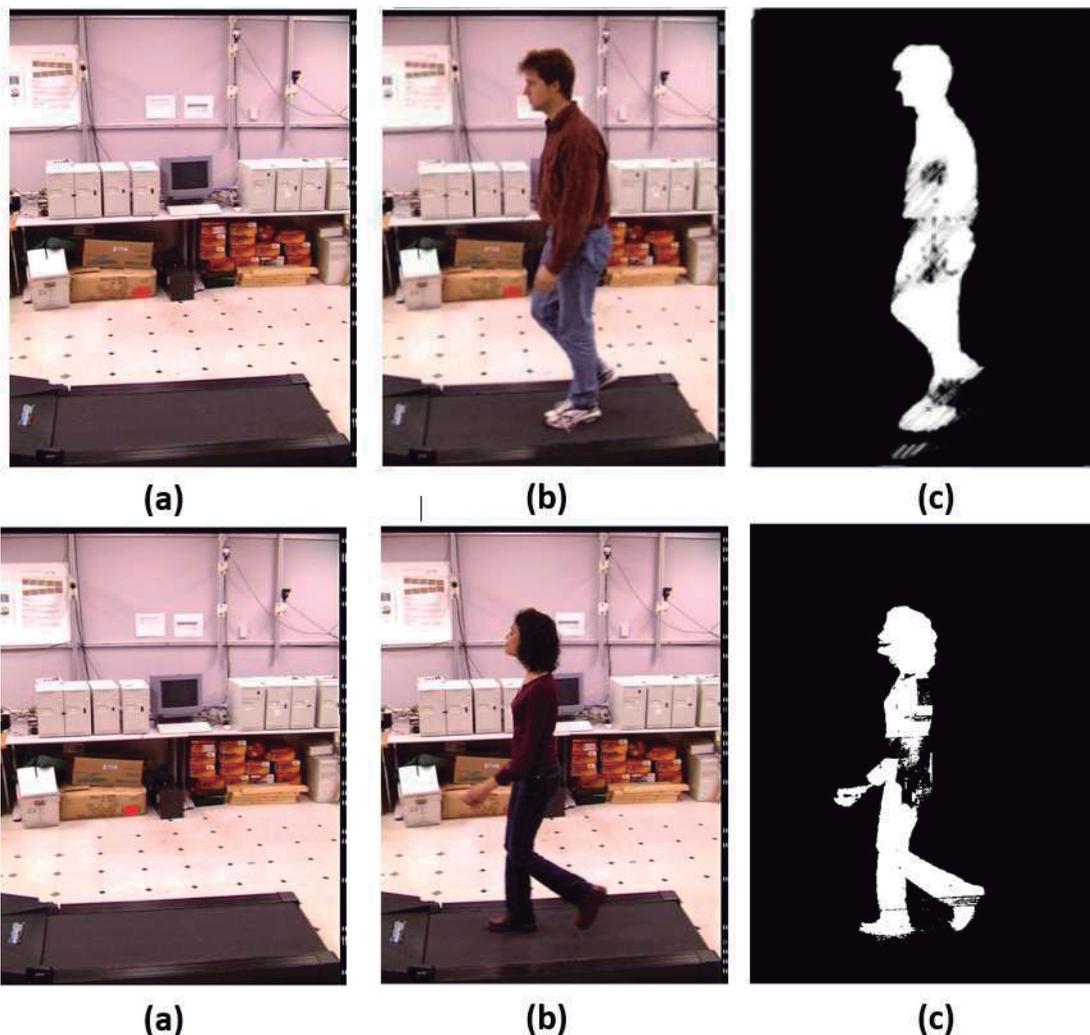


Figura 4.5: Segmentación de la BD MoBo a partir de imágenes provenientes de la cámara 2.

El procesamiento de 195,840 imágenes requiere de un gran esfuerzo computacional por lo que con el propósito de reducir los tiempos de cómputo se procesó solo la parte inferior del cuerpo para la extracción de descriptores.

Para esto, se realizó un corte a partir del centroide de la persona en cada uno de los cuadros que componen las secuencias, como se muestra en la Figura 4.6

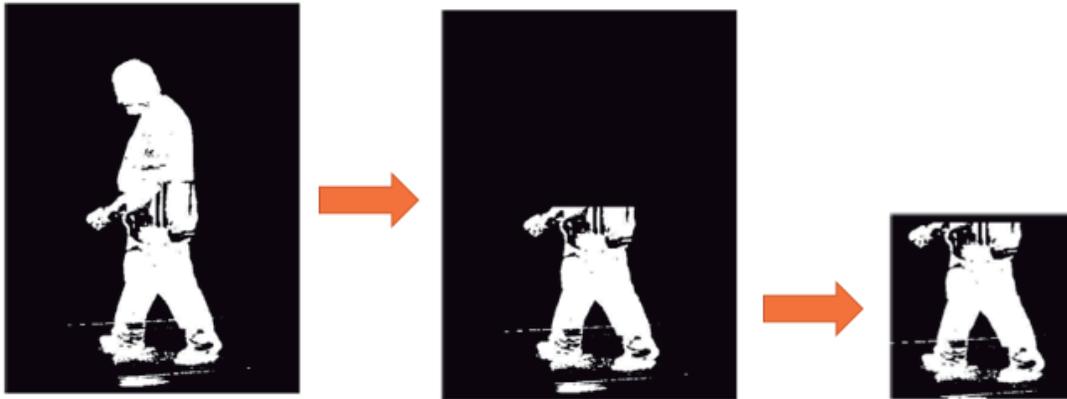


Figura 4.6: Corte de la Base de Datos MoBo

En la Figura 4.7 se muestra una secuencia de imágenes de la cámara 2 para una persona.

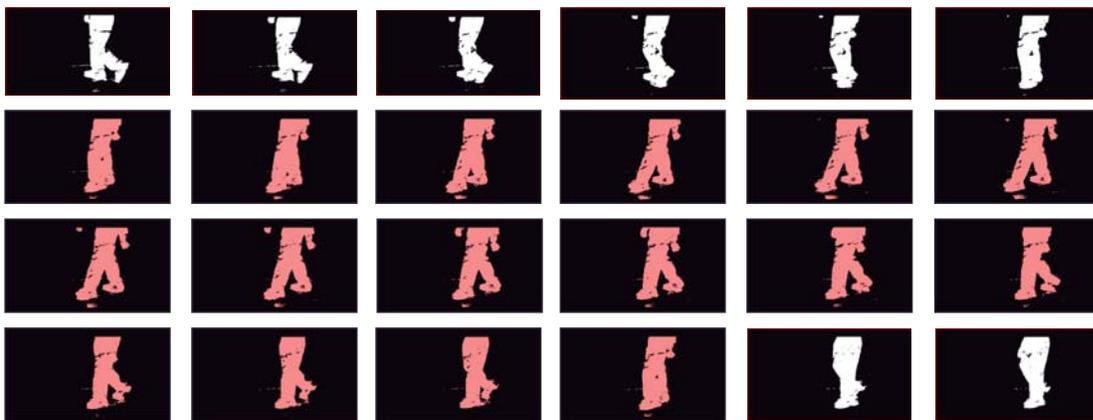


Figura 4.7: Corte de un ciclo de la BD MoBo

Como se puede observar el ciclo de la marcha está contenido en los recuadros de color. Por lo que la longitud del ciclo de la marcha depende de las características físicas y emocionales de cada persona.

En la Figura 4.8 se muestran las imágenes preprocesadas desde los diferentes ángulos de vision.

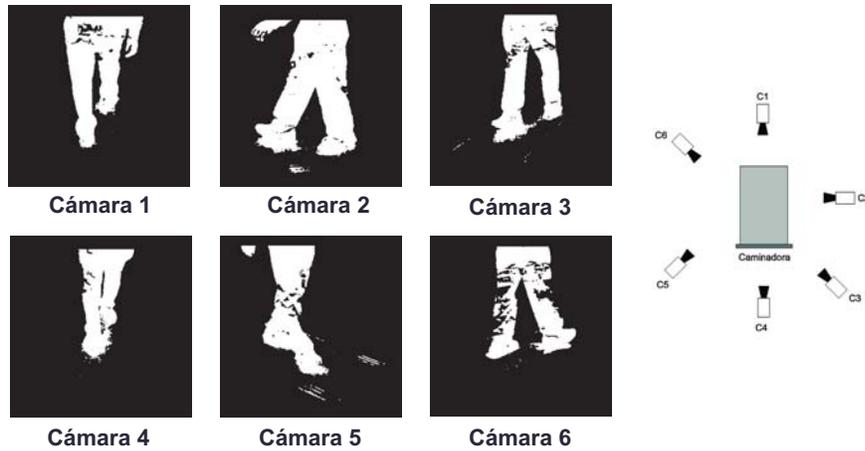


Figura 4.8: Imágenes provenientes de las 6 cámaras de la base de datos MoBo

En la Figura 4.9 se observan las HMH provenientes de las 6 cámaras. Como se puede observar la información de las cámaras 1 y 4 son complementarias. De manera similar la cámara 2 y la cámara 5 parecieran tener la misma información. Al igual que las cámaras 3 y 6.

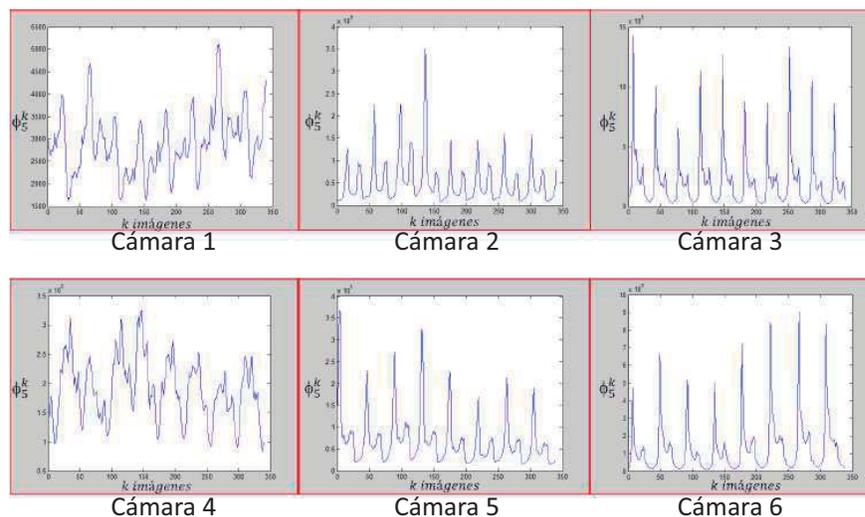


Figura 4.9: Historias de momento de las 6 cámaras de la base de datos MoBo

4.3. Interfaz creada para el monitoreo de la marcha humana

En la Universidad Politécnica de Tulancingo, México se comenzó a recopilar información en marzo del 2013 para la realización de una base de datos de la marcha de personas, 27 sujetos fueron capturados con 3 cámaras a color con una velocidad de captura de 30 cuadros por segundo. En la Figura 4.10 se observa la distribución de las cámaras.

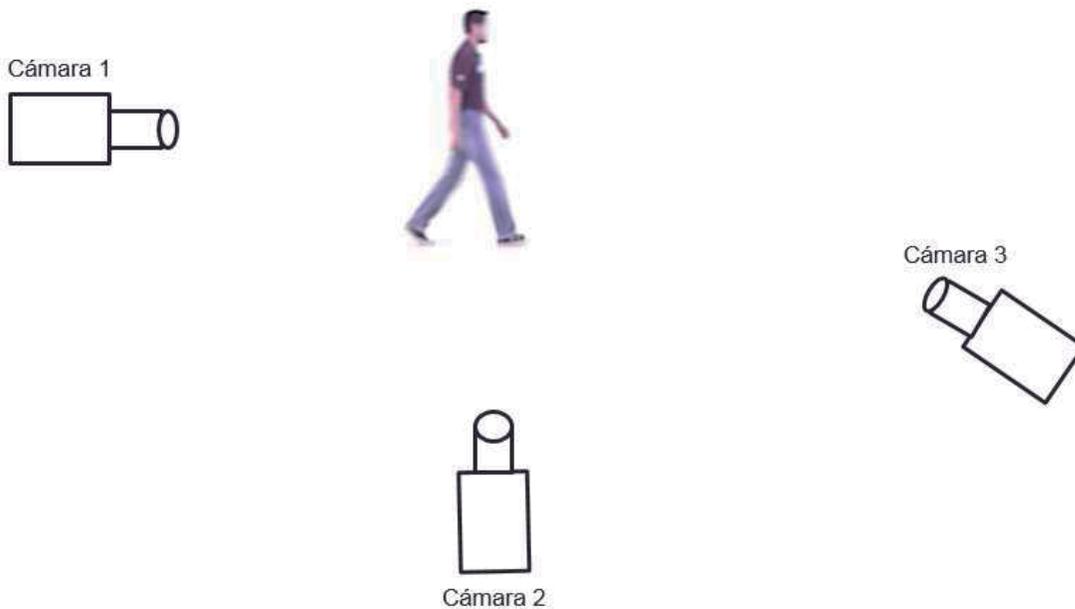


Figura 4.10: Posición de las cámaras para la Base de Datos UPT

La posición de las cámaras se determinó a través del análisis que se formuló al generar las historias de momentos de la base de datos MoBo. Así que únicamente se tomó una de las dos cámaras que obtenían la misma información para generar la base de datos UPT.

Interfaz de captura para la base de datos UPT

La base de datos UPT fue capturada con ayuda de una interfaz programada en LabVIEW, la cual nos permitía manipular las cámaras para la toma de imágenes y colocar valores para obtener las imágenes deseadas.

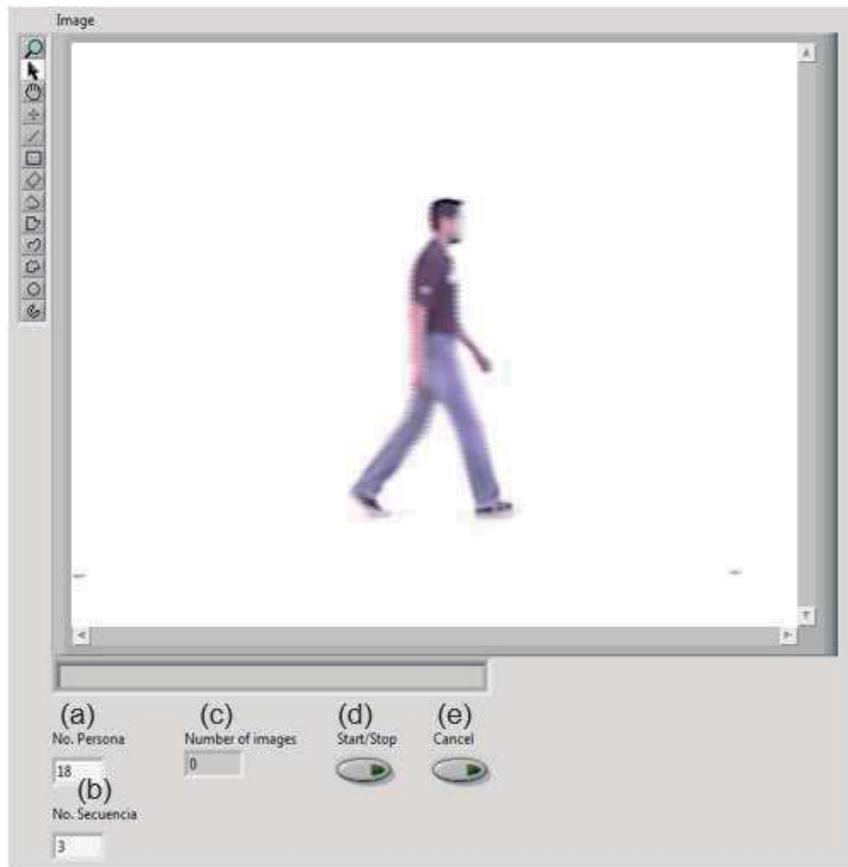


Figura 4.11: Interfaz de captura para la base de datos UPT, (a) colocar el número de persona a capturar,(b) colocar la secuencia a capturar, (c) muestra el número de imágenes que se van obteniendo (d) iniciar y detener la interfaz, (e) reinicia la interfaz para una nueva captura.

4.3.1. Preprocesado de imágenes de UPT

Las imágenes de la Base de Datos UPT fueron preprocesadas al igual que las de la base de datos MoBo. El primer paso fue segmentar a la persona del ambiente en el que fue tomada la base de datos, como se muestra en la Figura 4.12. Para obtener únicamente la silueta de las personas. También fue necesario realizar el corte de manera que únicamente se procesará la parte inferior de las imágenes que conforman una secuencia de la marcha.

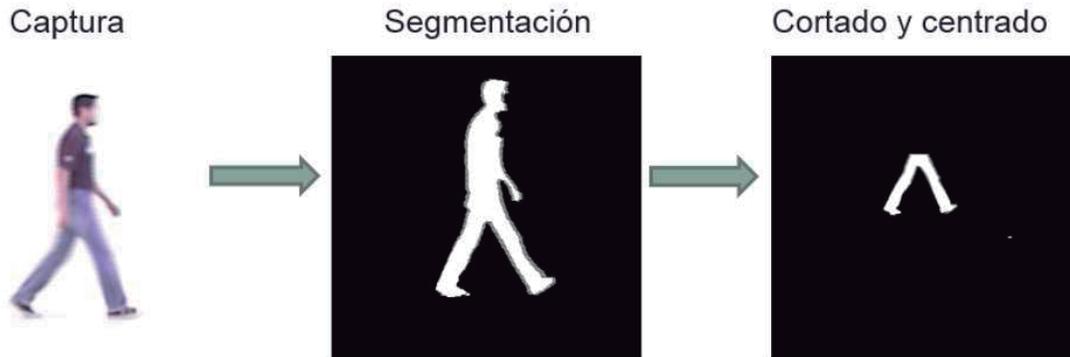


Figura 4.12: Preprocesamiento de la base de datos UPT

En la Figura 4.13 se muestran las imágenes preprocesadas desde los diferentes ángulos de vision, y a diferentes distancias de la cámara.



Figura 4.13: Posición de las cámaras para el sistema de adquisición de la UPT

Como se puede observar el ciclo de la marcha esta contenido en los recuadros de color. Donde, como se menciona con anterioridad la longitud del ciclo de la marcha depende de las características físicas y emocionales de cada persona.

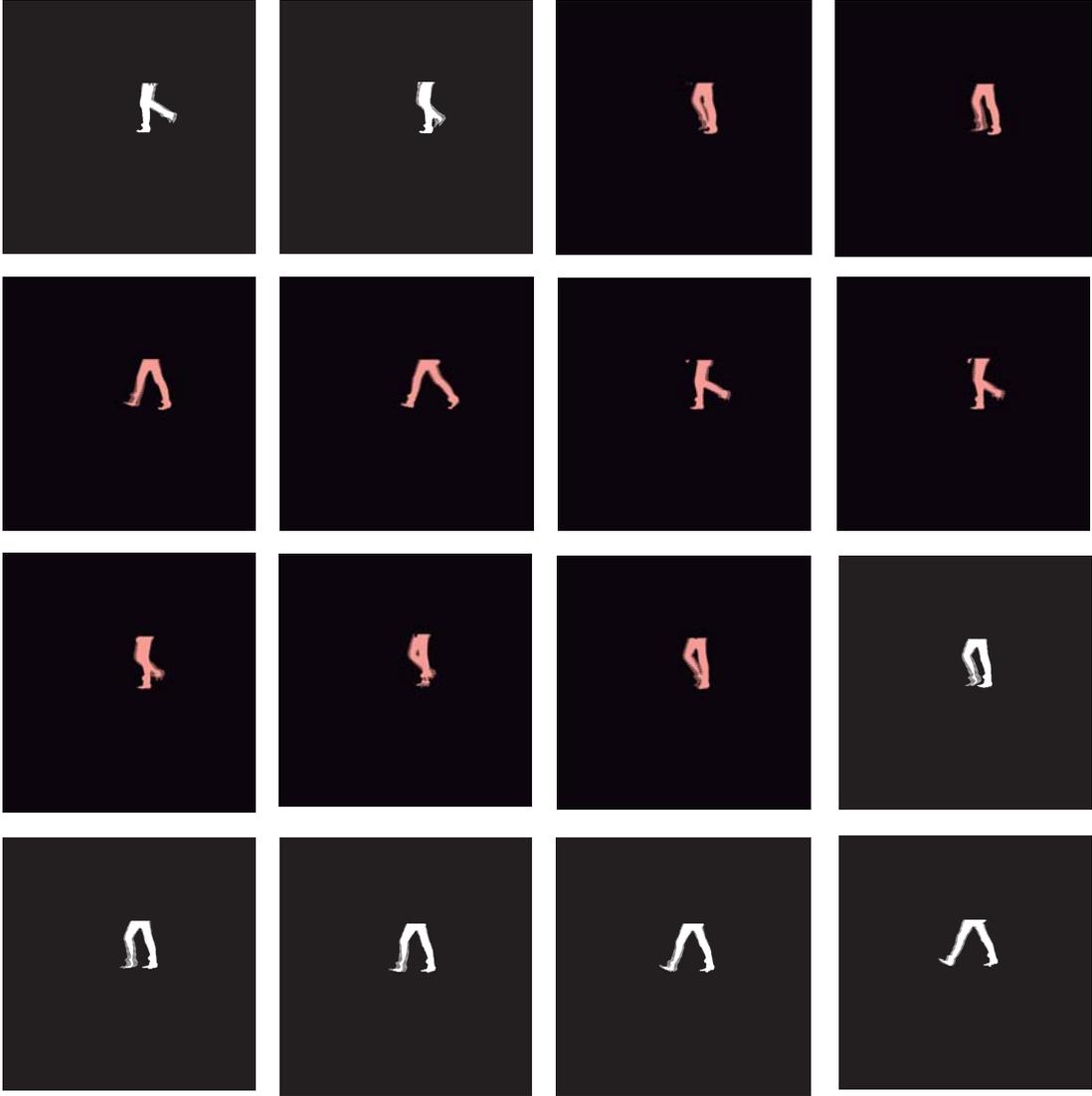


Figura 4.14: Ciclo de una persona tomado del sistema de adquisición de la UPT.

En la Figura 4.15 se muestran las historias de momento para las cámaras C1, C2 y C3 de la persona 1.

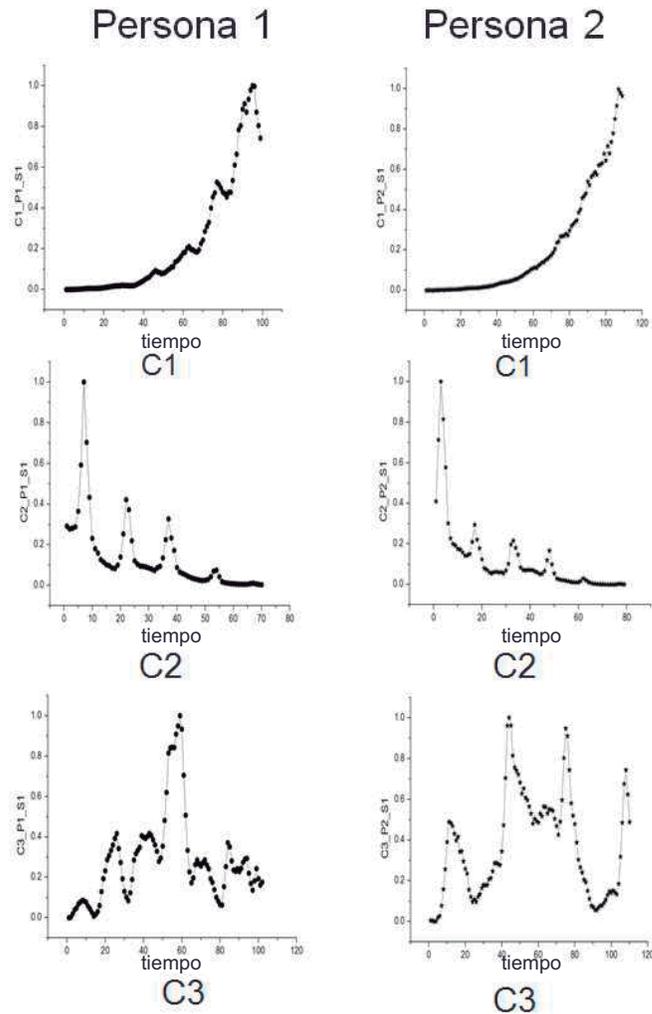


Figura 4.15: Firmas biométricas por persona a partir de imágenes provenientes de las 3 cámaras del sistema de adquisición de la UPT.

Como se puede observar, los descriptores de imágenes de la cámara 2 son los que tienen mayor invariancia a los cambios de escala en las imágenes.

4.3.2. Sistema de adquisición de imágenes para el monitoreo de la biomecánica de la marcha

Se cuenta con una base de datos adquirida con un sistema óptico digital que hace uso de una sola cámara perpendicular a la dirección de caminado. En la Figura 4.16 se muestra el arreglo implementado.

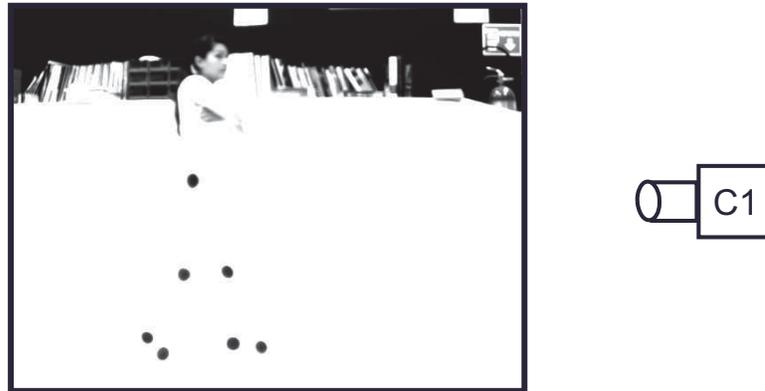


Figura 4.16: Sistema de monitoreo de la biomecánica de la marcha.

Se colocaron marcas en los puntos de giro de las articulaciones. Las personas tienen marcas en la cadera, rodilla, tobillo y punta del pie. En la Figura 4.17 se muestra una secuencia de imágenes adquiridas. Los mayores problemas se deben al traslape de las marcas. Este inconveniente se puede resolver con una captura desde diferentes ángulos de visión.

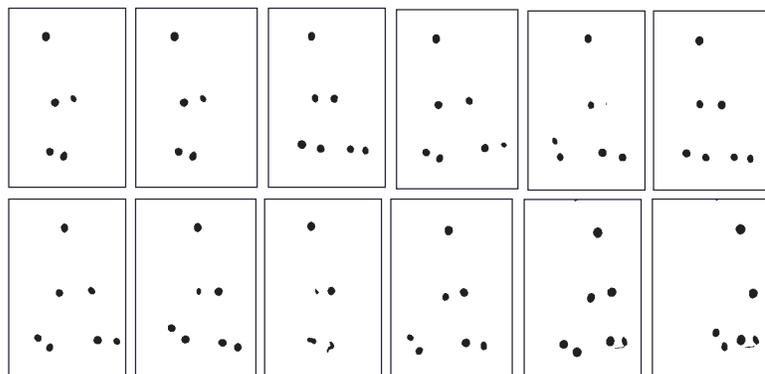


Figura 4.17: Secuencia de imágenes que representan la estructura del cuerpo humano por puntos y que constituyen un análisis cinemático de la marcha.

Un análisis cinemático de la marcha es una herramienta fundamental en medicina de rehabilitación, pues facilita el diagnóstico, tratamiento, seguimiento e implementación de métodos de rehabilitación en patologías asociadas con el movimiento. Este análisis se basa en la descripción y en la cuantificación de variación en los desplazamientos del centro de masa del cuerpo y los centros de giro de las articulaciones, información que permite obtener las diferentes relaciones que se presentan al experto en forma de reporte clínico, o como una herramienta de visualización virtual, con el fin de realizar un análisis observacional de la marcha.

Una de las variables de mayor relevancia en los modelos de movimiento humano es la trayectoria del centro de gravedad porque permite obtener información global sobre la estabilidad de la estructura. Además sirve como descriptor patológico.

En las Figuras 4.18 a 4.21 se gráficas las trayectorias de las diferentes articulaciones durante el movimiento de una persona. Las marcas fueron seguidas con un algoritmo programado en Matlab.

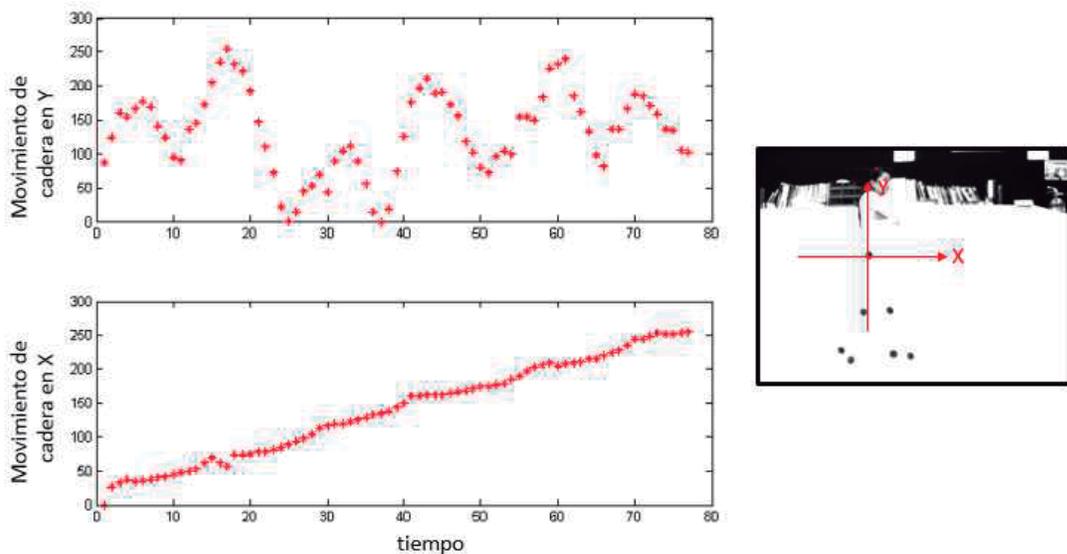


Figura 4.18: Monitoreo de la cadera para su análisis médico.

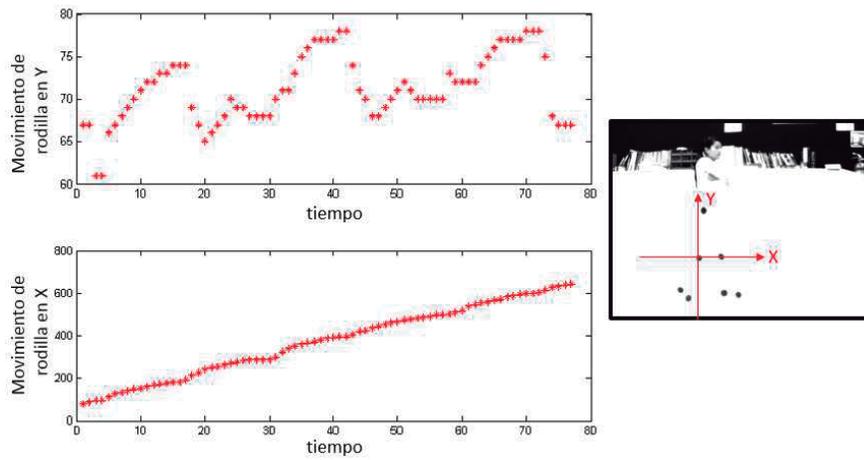


Figura 4.19: Monitoreo de la rodilla para su análisis médico.

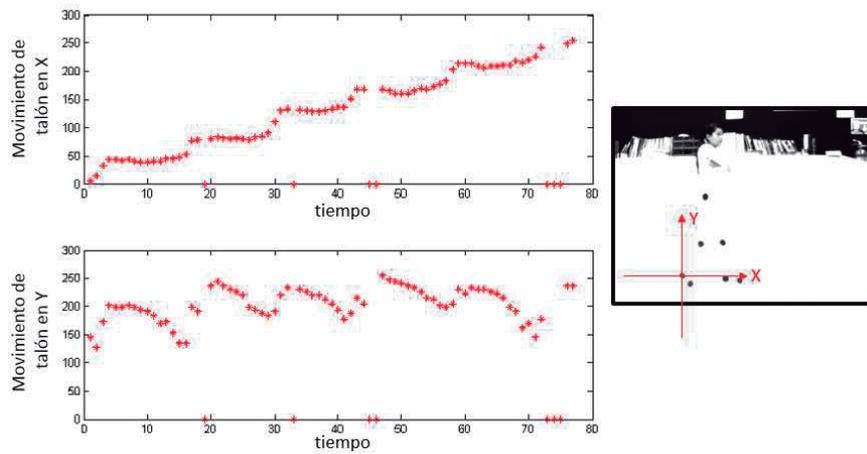


Figura 4.20: Monitoreo de la tobillo para su análisis médico.

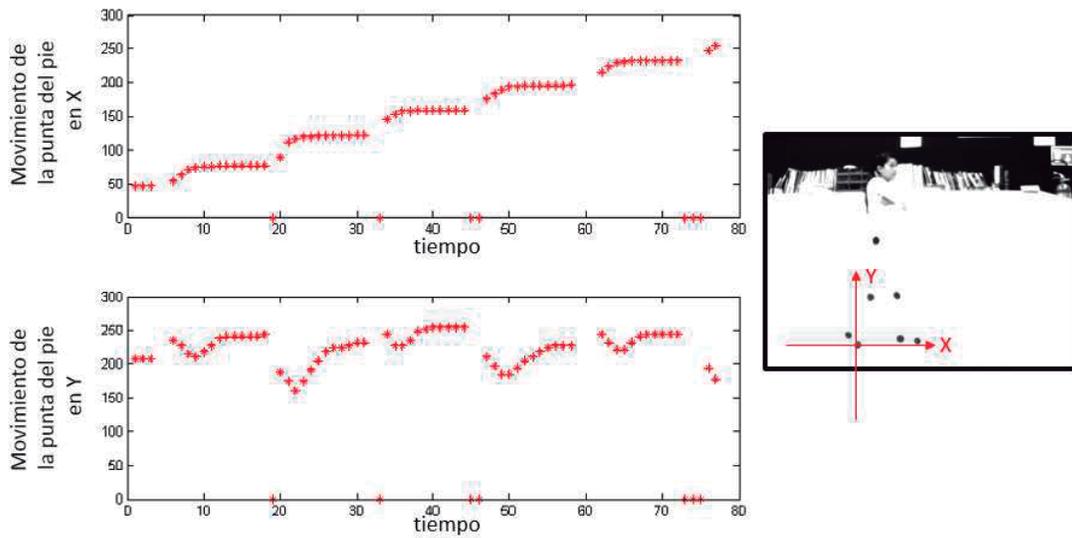


Figura 4.21: Monitoreo de la punta del pie para su análisis médico.

Un reporte clínico contiene información cuantitativa de las diferentes variables dinámicas que describen la marcha:

- 1) El centro de masa: constituye un descriptor de la cinemática de la marcha, que por si solo refleja desórdenes en el sistema nervioso y músculo-esqueletico.
- 2) Variación angular.
- 3) Velocidad de la marcha.
- 4) Longitud del paso.
- 5) Longitud de la zancada.

4.4. Conclusiones

En este capítulo se describen los sistemas de adquisición de imágenes y las bases de datos generadas. La base de datos MoBo, que cuenta con 4 tipos de caminado y 6 cámaras para el análisis de la marcha humana con propósitos de identificación de personas. Esta base de datos fue adquirida con la finalidad de probar los métodos propuestos para el reconocimiento de la marcha humana. Se presentan el preprocesamiento de esta base de datos, que consta de segmentar las imágenes de la DB y de cortarlas a partir de su centroide. El submuestreo de las imágenes es debido a los grandes volúmenes de información.

También se presentó una interfaz gráfica para el control de 3 cámaras durante la adquisición de la base de datos UPT. El procesamiento se llevó a cabo de la misma manera que la base de datos MoBo.

Por último, se muestra un arreglo óptico compuesto por una cámara perpendicular a la dirección de caminado para el monitoreo de la biomecánica de la marcha. Cada persona requiere de marcas en los puntos de giro de las articulaciones, con propósito de facilitar su observación y seguimiento.

Los SVC permiten analizar las alteraciones en la marcha de una persona. Estos proveen mecanismos precisos de evaluación de la marcha y son mínimamente invasivos. Además permiten cuantificar múltiples variables dinámicas como son: centro, variación angular, velocidad de la marcha, longitud del paso y longitud de la zancada.

Capítulo 5

Análisis biométrico de la marcha humana

5.1. Introducción

En este capítulo se analizan las historias de momentos o firmas biométricas obtenidas de los videos de la marcha de la base de datos MoBo. Se analiza el perfil de las historias de momentos para diferentes: a) posiciones de la cámara, b) tipos de caminado, c) conjuntos usados para la extracción de características, y d) momentos del ciclo de la marcha.

Las historias de momento están basadas en los descriptores de Hu, Jacobi y de intensidad. Así como una comparación de las Historia de momento de Jacobi-Fourier contra las historias de momento invariantes de Hu.

También se determina el número de imágenes que conforman un paso usando algoritmos genéticos, esto con la finalidad de hacer un análisis por paso o zancada de una persona para su firma biométrica.

Se muestran los resultados de clasificación de personas por su forma de caminar.

5.2. Historia de momentos de Jacobi Fourier (HMJF)

Se analizaron las imágenes de la base de datos MoBo para los cuatro casos de caminado usando el método de momentos de Jacobi Fourier con $\alpha = 2$ y $\beta = 1$. Una primer HMJF fue obtenida a partir de una secuencia de 340 imágenes para la persona 1. En la Figura 5.1 se muestra la historia de momentos de Jacobi Fourier $\phi_{n,m}^k$ de la secuencia de imágenes que pertenecen al caso “Caminar despacio” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar despacio”

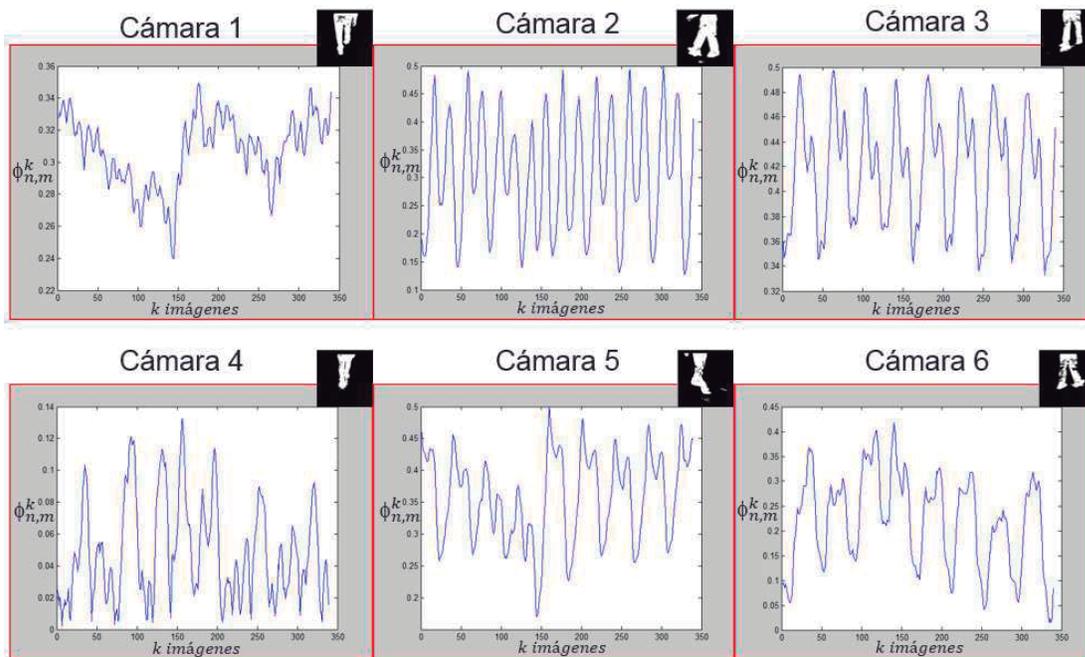


Figura 5.1: Historias de momentos de Jacobi-Fourier para el caso “Caminar despacio” de la persona 1. Como se observa en este caso, las cámaras 2 y 3 muestran una historia de la marcha periódica y de amplitud más estable.

En la Figura 5.2 se muestra la historia de momentos de Jacobi Fourier $\phi_{n,m}^k$ de un conjunto de imágenes pertenecientes a la persona 1 para el caso “Caminar rápido” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar rápido”

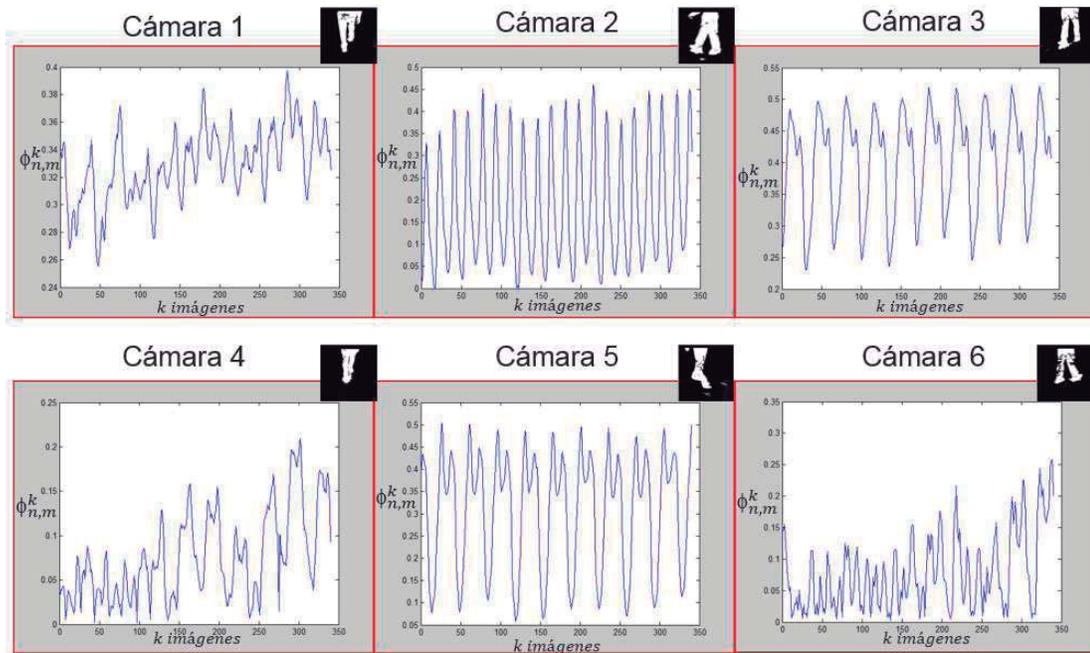


Figura 5.2: Historias de momentos de Jacobi-Fourier del caso “Caminar rápido” de la persona 1. Como se observa en este caso, las cámaras 2, 3 y 5 muestran una historia de la marcha periódica y de amplitud más estable

En la Figura 5.3 se muestra la historia de momentos de Jacobi Fourier $\phi_{n,m}^k$ de la persona 1 para el caso “Caminar con una pelota en las manos” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar con una pelota en las manos”

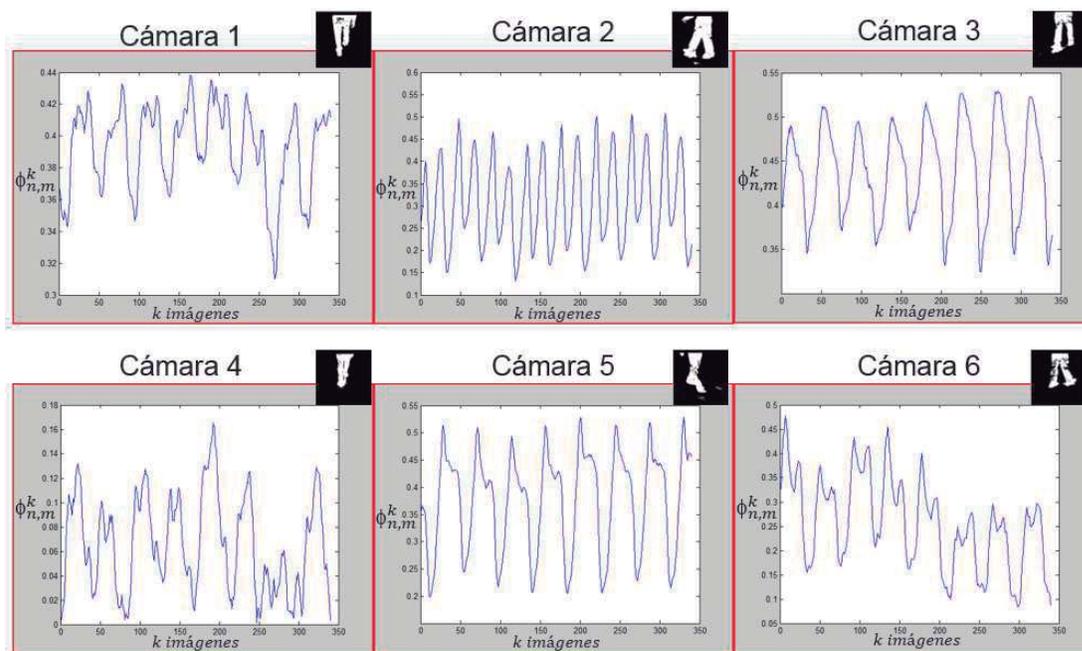


Figura 5.3: Historias de momentos de Jacobi-Fourier del caso “Caminar con una pelota en las manos” de la persona 1. Como se observa en este caso, las cámaras 2, 3 y 5 muestran una historia de la marcha periódica y de amplitud más estable

En la Figura 5.4 se muestra la historia de momentos de Jacobi Fourier $\phi_{n,m}^k$ de la persona 1 para el caso “Caminar inclinado” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar inclinado”

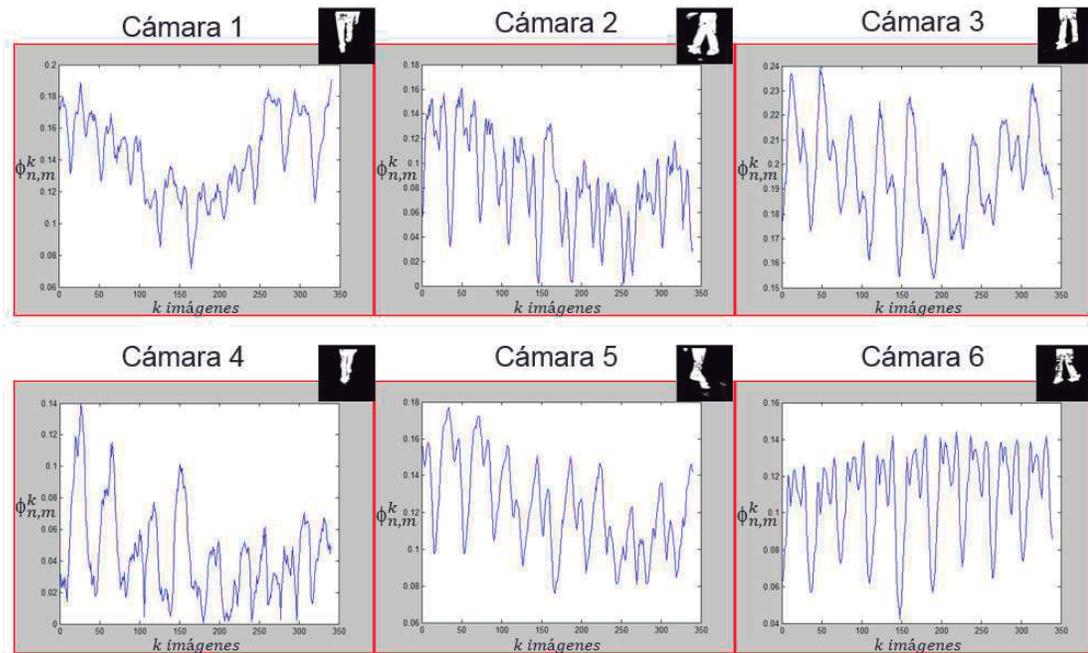


Figura 5.4: Historias de momentos de Jacobi-Fourier del caso “Caminar inclinado” de la persona 1. Como se observa en este caso, la cámara 6 muestra una historia de la marcha periódica y de amplitud más estable

Cada una de las HMJF obtenidas a partir de una secuencia de imágenes de la persona P serán usadas como una firma biométrica de la persona para su identificación y/o reconocimiento.

5.3. Historia de momentos invariantes de Hu (HMIH)

A partir de una secuencia de imágenes de la base de datos MoBo para la persona 1, caso “Caminar despacio”, se generaron las historias de los momentos invariantes de Hu como se muestra en la Figura 5.5.

HMIH de imágenes de la cámara 6

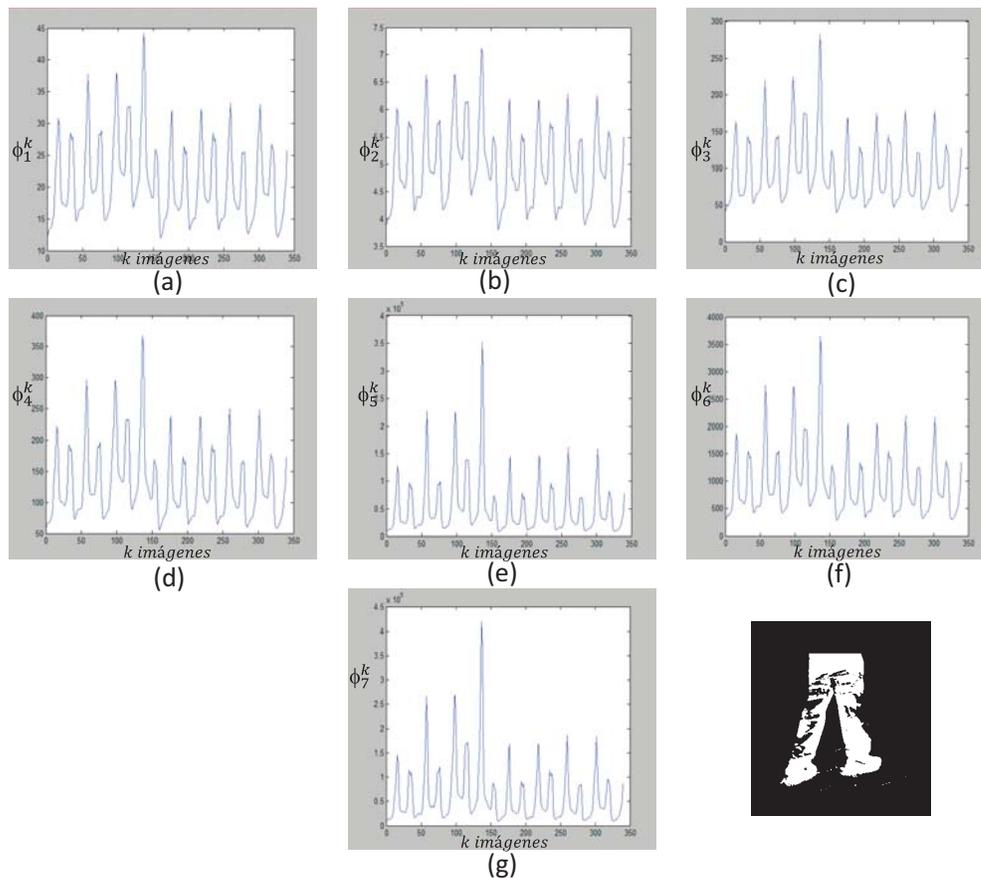


Figura 5.5: Historias de momentos de los 7 invariantes de Hu obtenidas de las imágenes capturadas con la cámara 6 para el caso “Caminar despacio”. (a)invariante 1 (b) invariante 2 (c) invariante 3 (d) invariante 4 (e) invariante 5 (f) invariante 6 (g) invariante 7. Como se puede observar, la mayoría de las HMIH son periódicas y con ello adecuadas para la descripción de la marcha humana.

HMH de imágenes de la cámara 5

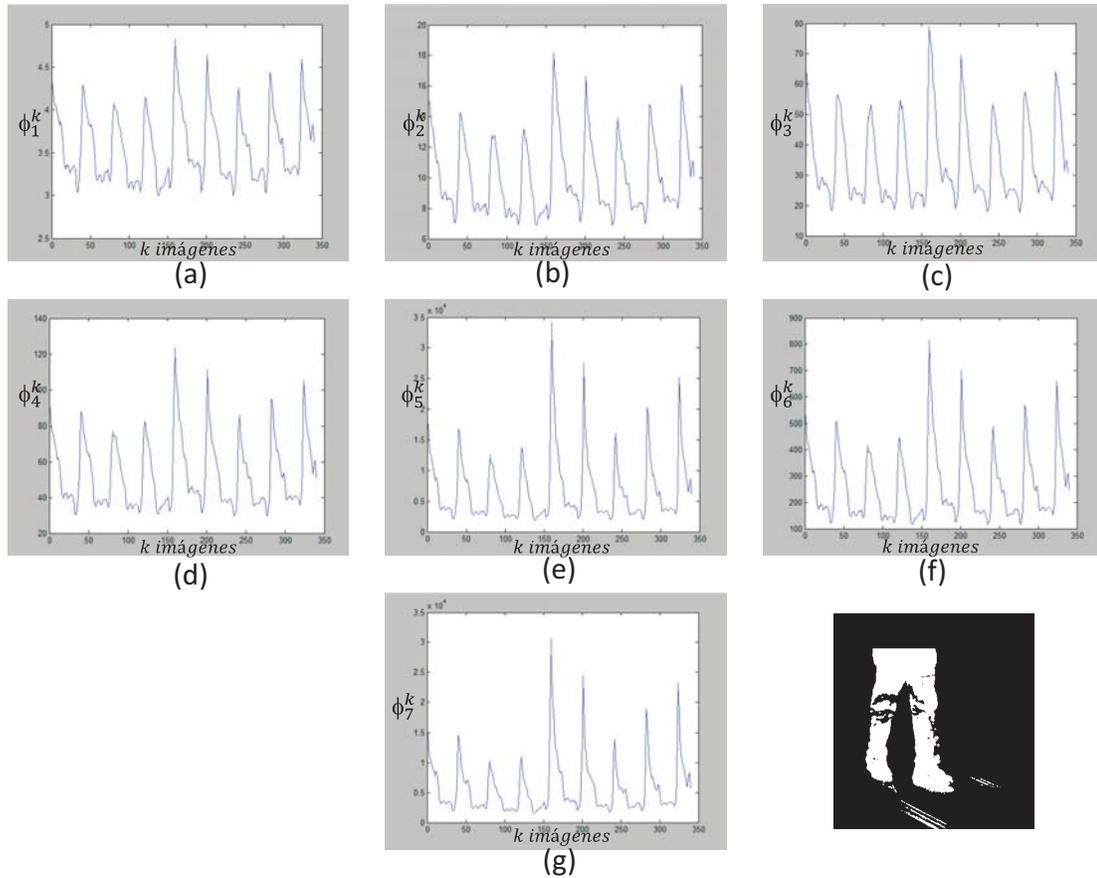


Figura 5.6: Historias de momentos de los 7 invariantes de Hu obtenidas de las imágenes capturadas con la cámara 6 para el caso “Caminar despacio”. (a)invariante 1 (b) invariante 2 (c) invariante 3 (d) invariante 4 (e) invariante 5 (f) invariante 6 (g) invariante 7. Como se puede observar, la mayoría de las HMH son periódicas y con ello adecuadas para la descripción de la marcha humana.

HMH de imágenes de la cámara 4

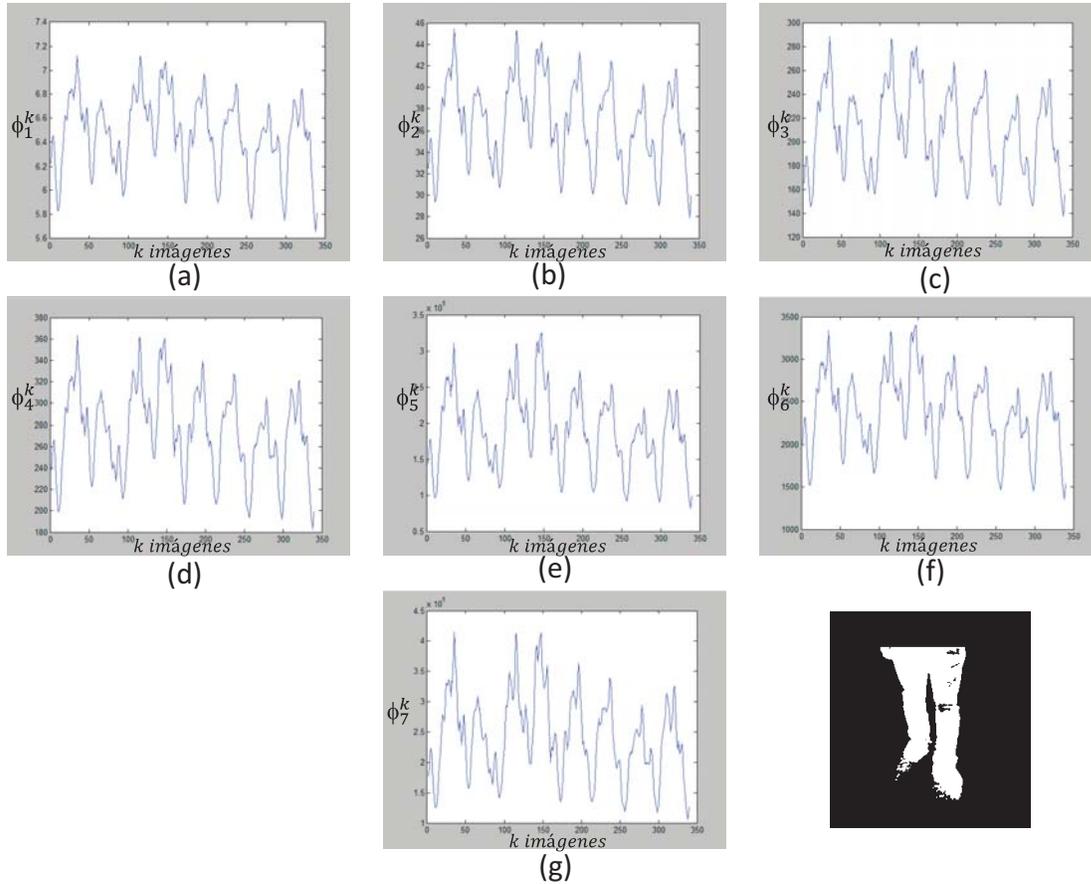


Figura 5.7: Historias de momentos de los 7 invariantes de Hu obtenidas de las imágenes capturadas con la cámara 6 para el caso “Caminar despacio”. (a)invariante 1 (b) invariante 2 (c) invariante 3 (d) invariante 4 (e) invariante 5 (f) invariante 6 (g) invariante 7. Como se puede observar, la mayoría de las HMH son periódicas y con ello adecuadas para la descripción de la marcha humana.

HMIH de imágenes de la cámara 3

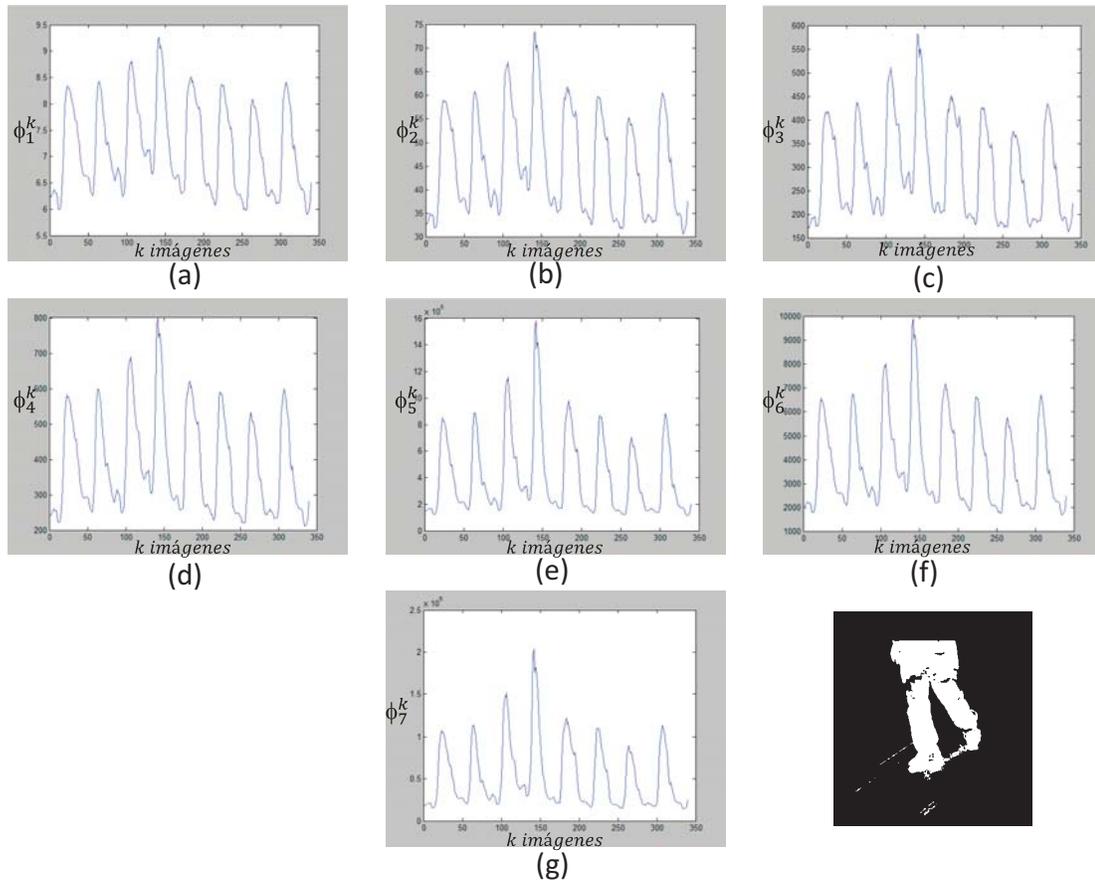


Figura 5.8: Historias de momentos de los 7 invariantes de Hu obtenidas de las imágenes capturadas con la cámara 6 para el caso “Caminar despacio”. (a)invariante 1 (b) invariante 2 (c) invariante 3 (d) invariante 4 (e) invariante 5 (f) invariante 6 (g) invariante 7. Como se puede observar, la mayoría de las HMIH son periódicas y con ello adecuadas para la descripción de la marcha humana.

HMH de imágenes de la cámara 2

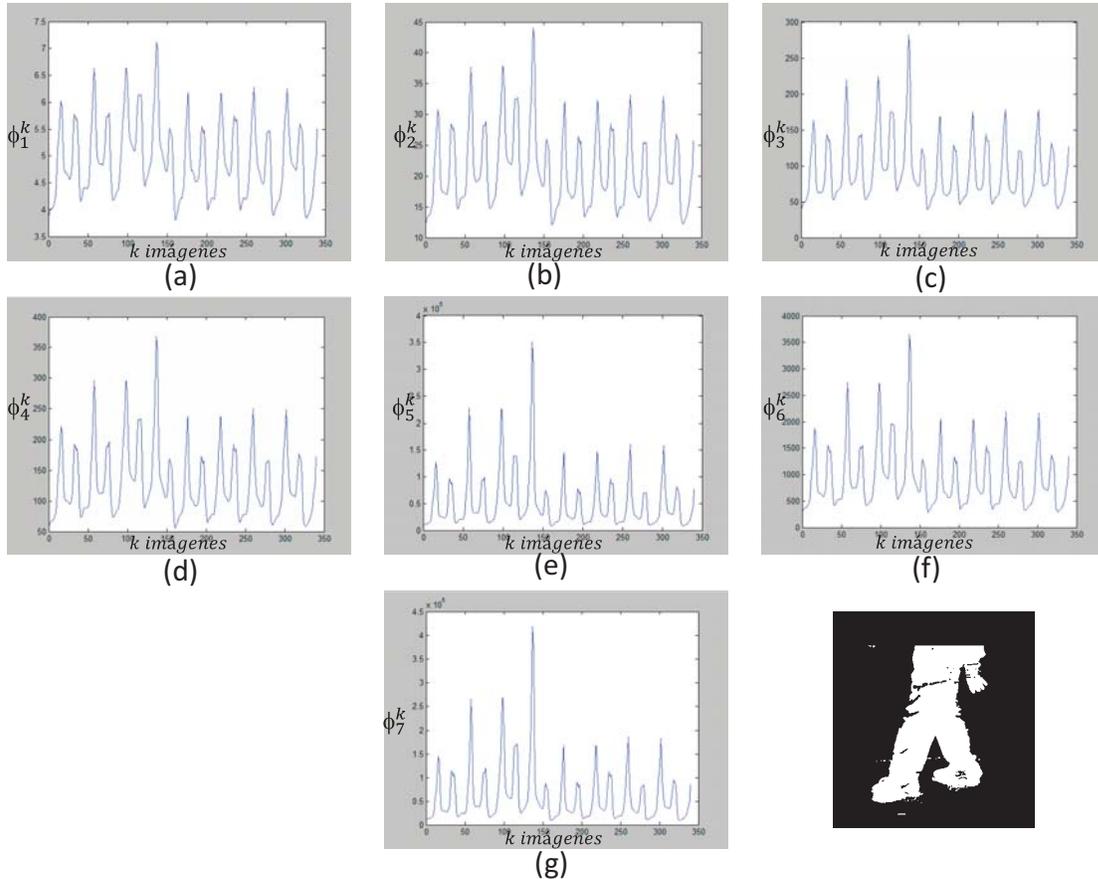


Figura 5.9: Historias de momentos de los 7 invariantes de Hu obtenidas de las imágenes capturadas con la cámara 6 para el caso “Caminar despacio”. (a) invariante 1 (b) invariante 2 (c) invariante 3 (d) invariante 4 (e) invariante 5 (f) invariante 6 (g) invariante 7. Como se puede observar, la mayoría de las HMH son periódicas y con ello adecuadas para la descripción de la marcha humana.

HMH de imágenes de la cámara 1

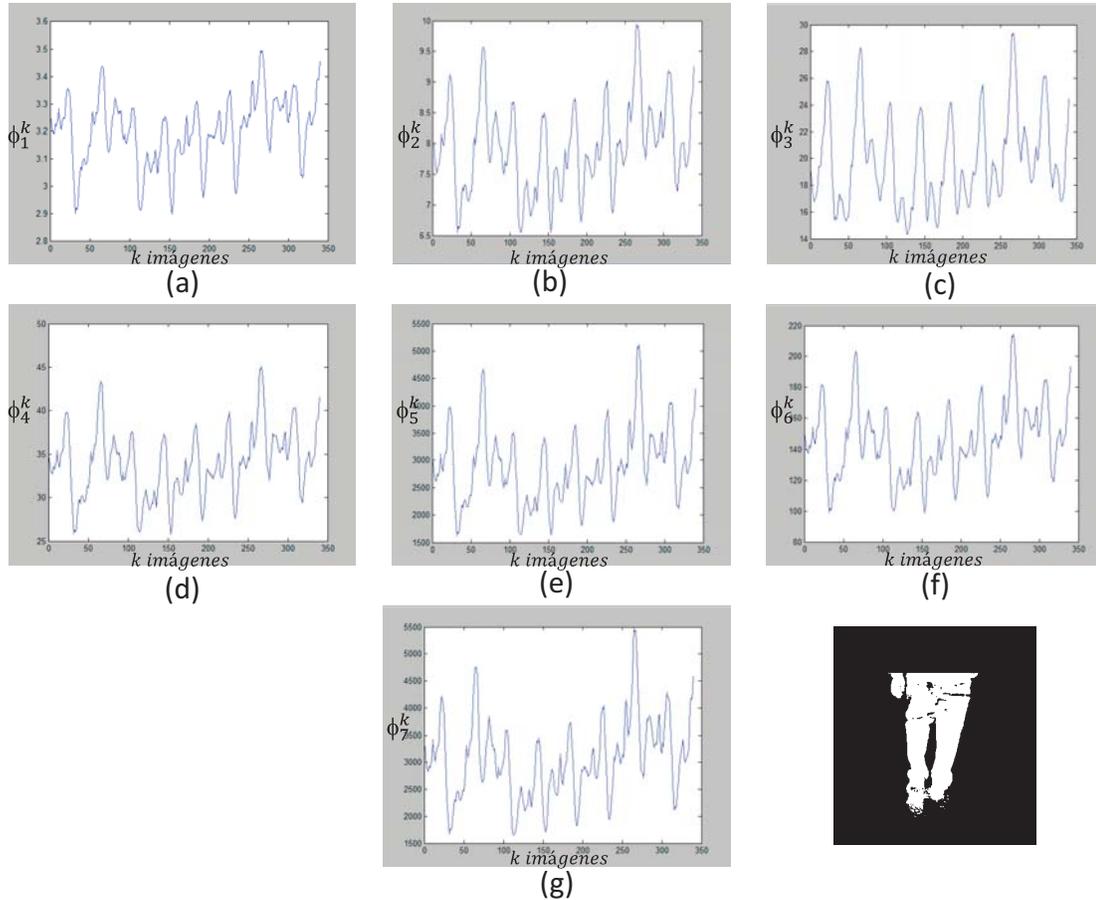


Figura 5.10: Historias de momentos de los 7 invariantes de Hu obtenidas de las imágenes capturadas con la cámara 6 para el caso “Caminar despacio”. (a)invariante 1 (b) invariante 2 (c) invariante 3 (d) invariante 4 (e) invariante 5 (f) invariante 6 (g) invariante 7. Como se puede observar, la mayoría de las HMH son periódicas y con ello adecuadas para la descripción de la marcha humana.

Se analizaron las imágenes de la base de datos MoBo para los cuatro casos de caminado usando el método de momentos de Hu. Una primer HMH fue obtenida a partir de una secuencia de 340 imágenes para la persona 1. En la Figura 5.11 se muestra la historia de momentos de Hu ϕ_5^k de la secuencia de imágenes que pertenecen al caso “Caminar despacio” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar despacio”

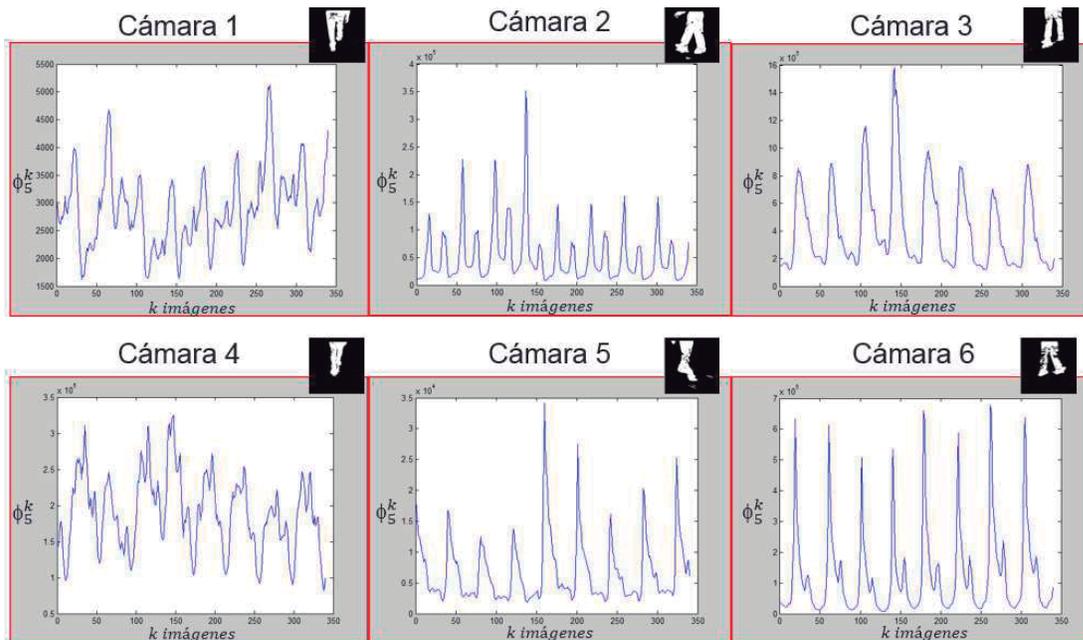


Figura 5.11: Historias de momentos de Hu del caso “Caminar despacio” de la persona 1. La mayoría de las gráficas son buenas, pero la cámara 6 es más estable en amplitud.

En la Figura 5.12 se muestra la historia de momentos de Hu ϕ_5^k de la persona 1 para el caso “Caminar rápido” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar rápido”

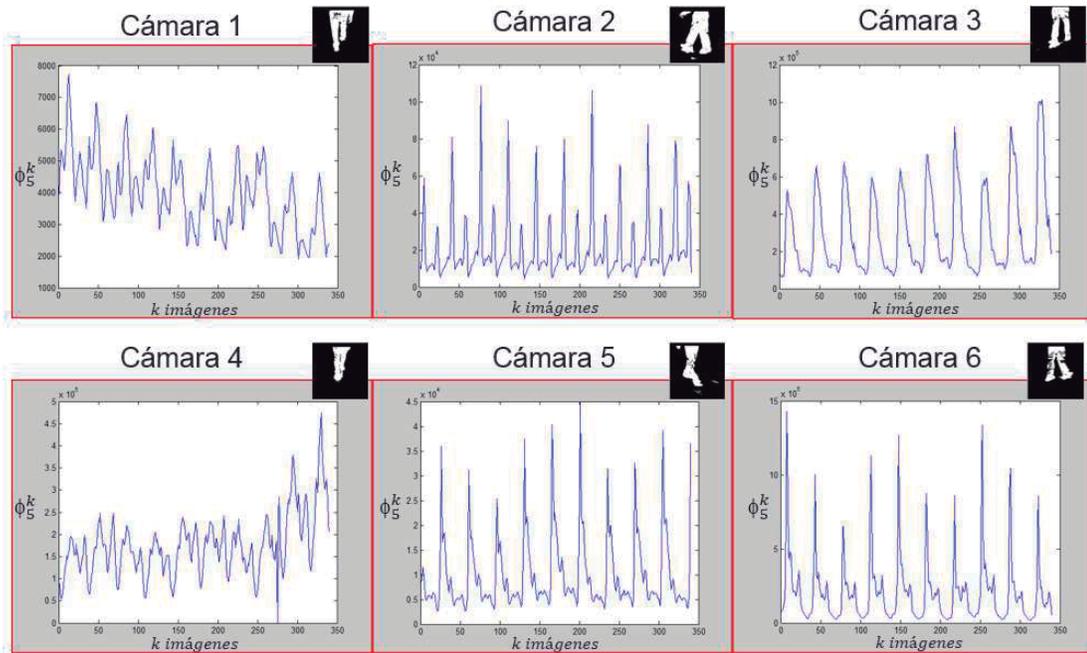


Figura 5.12: Historias de momentos de Hu del caso “Caminar rápido” de la persona 1. Las HMH de las imágenes provenientes de la cámara 2, 3, 5 y 6 son periódicas y más estables en amplitud.

En la Figura 5.13 se muestra la historia de momentos de Hu ϕ_5^k de la persona 1 para el caso “Caminar con una pelota en las mano” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar con una pelota en las manos”

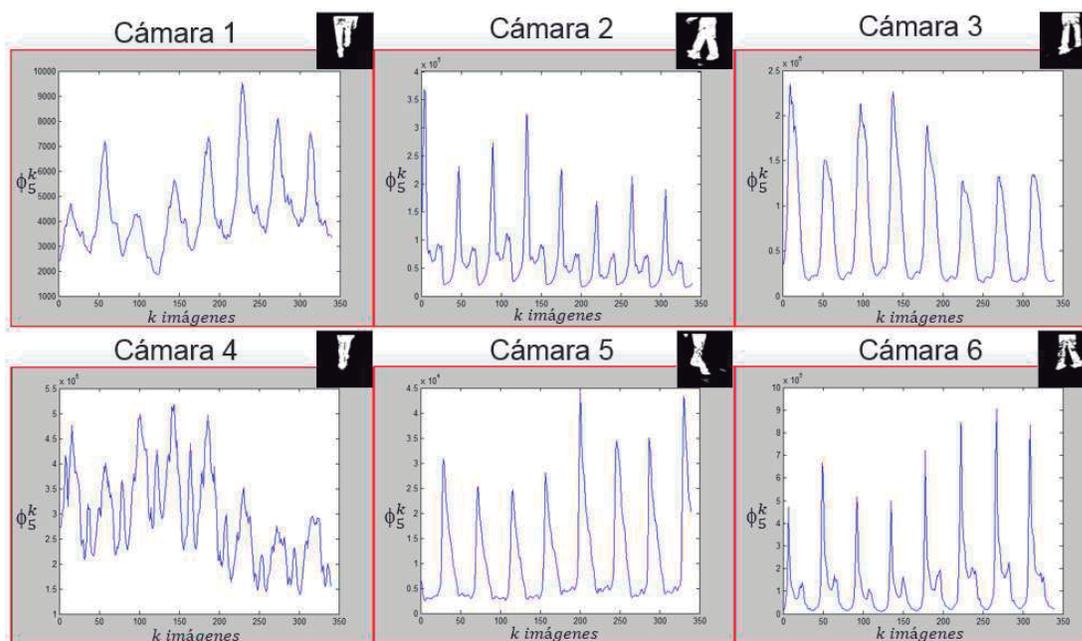


Figura 5.13: Historias de momentos de Hu del caso “Caminar con una pelota en las manos” de la persona 1. Las HMH de las imágenes provenientes de la cámara 2, 3, 5 y 6 son periódicas y más estables en amplitud.

En la Figura 5.14 se muestra la historia de momentos de Hu ϕ_5^k de la persona 1 para el caso “Caminar inclinado” vista desde los 6 ángulos donde están posicionadas las cámaras.

“Caminar inclinado”

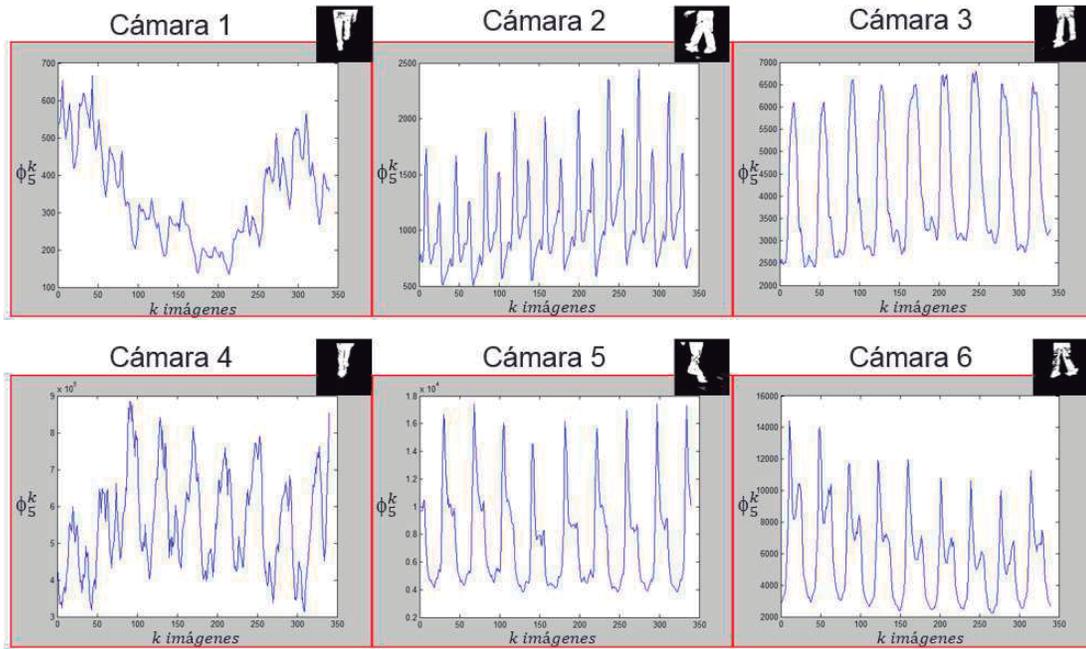


Figura 5.14: Historias de momentos de Hu del caso “Caminar inclinado” de la persona 1. Las HMH de las imágenes provenientes de la cámara 2, 3, 5 y 6 son periódicas y más estables en amplitud.

5.4. Comparación de las HMJF vs HMH

Al comparar las HMH con las HMJF para el caso de “Caminar despacio” y desde la cámara 5, tenemos que para las primeras historias la firma es en su mayoría periódica, mientras que para las segundas se pierde en muchos de los casos la periodicidad del caminado. De manera general se observa este comportamiento para las demás cámaras.

En las Figuras 5.15 y 5.16, se muestra claramente que las historias de momentos de Hu se mantienen más estables en comparación con las historias de momentos de Jacobi Fourier, tanto en frecuencia como en amplitud. Por ello se determinó a los momentos de Hu como el método para la extracción de características de la marcha.

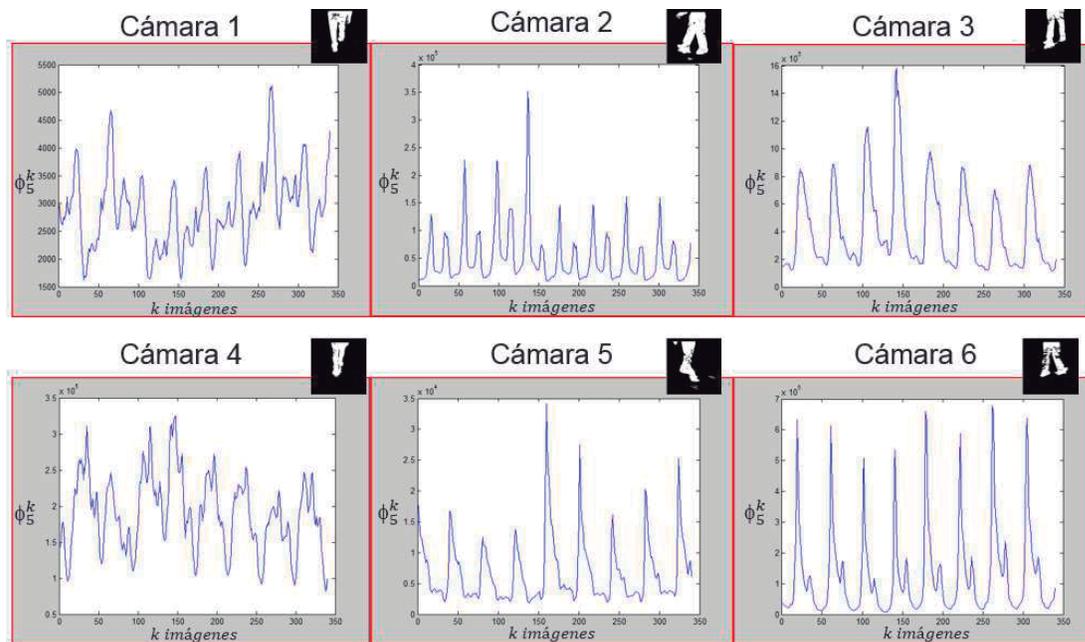


Figura 5.15: Historias de momentos de Hu

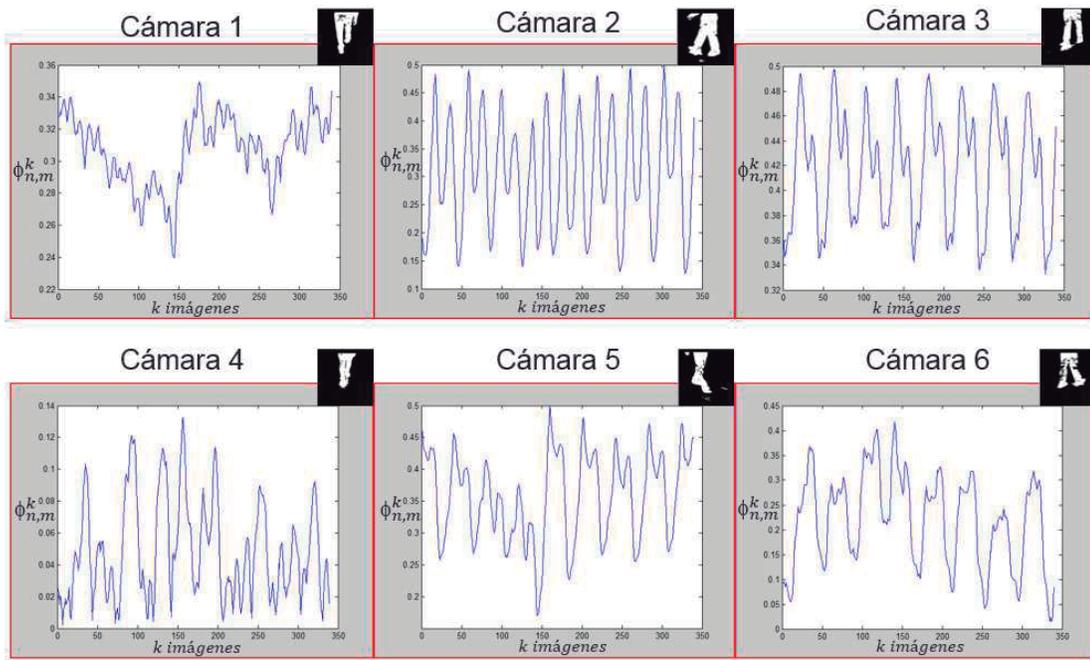


Figura 5.16: Historias de momentos de Jacobi Fourier

5.5. Análisis del ciclo de la marcha

La marcha es un movimiento coordinado y cíclico que involucra a todo el cuerpo, especialmente las piernas. Las tres principales etapas por las que la marcha está compuesta se muestran en la Figura 5.17. El soporte doble (DS) de fase donde el peso es transferido al pie que conduce, la posición media de apoyo (MS) donde el peso es sólo en un pie y el golpe de talón (SA) en el que el pie toca el piso. El periodo de movimiento es el tiempo empleado por un paso y la frecuencia de la marcha son el número de medidas adoptadas por segundo. Las diferentes fases de la marcha se pueden obtener por medio del momento $H_u \phi_g^k$.

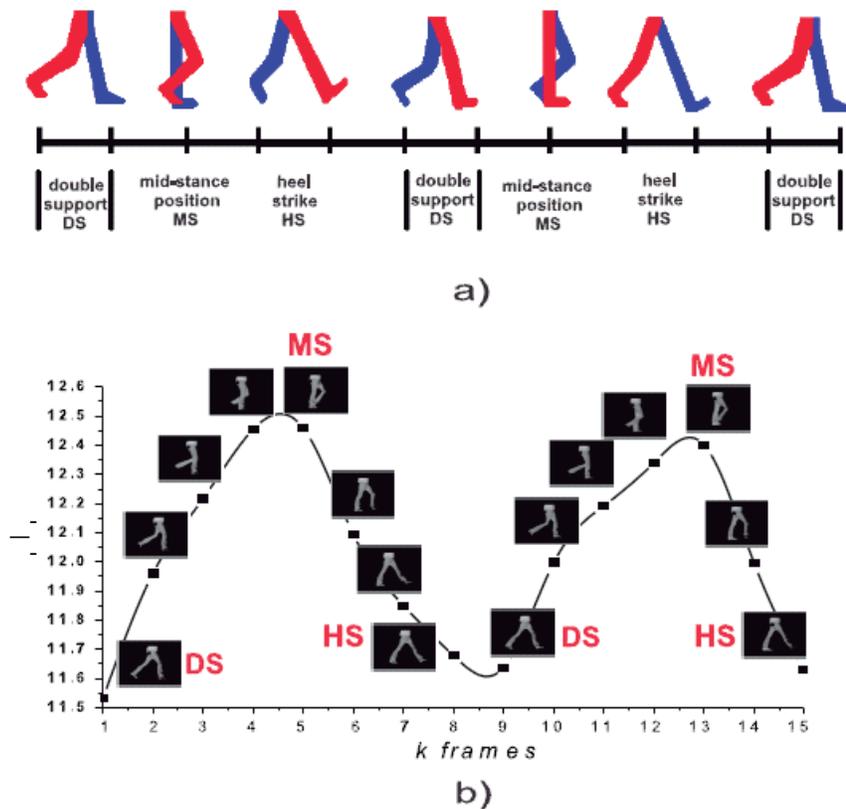


Figura 5.17: (a) Las fases de la marcha (b) Historia de momentos relacionados con un paso en el movimiento cíclico.

A partir de la historia de momentos previamente descrita, se extraen los ciclos de la marcha que contienen cada una de las historias, a través de una función de corte basada en algoritmos genéticos.

Algoritmos Genéticos

La teoría de Darwin sostiene que la variación entre las especies ocurre al azar y que la supervivencia o extinción de cada organismo está determinado por la capacidad de dicho organismo a adaptarse a su medio ambiente. En base a esta teoría, se proponen métodos matemáticos llamados algoritmos genéticos AG. Los cuales parten de la premisa de emplear la evolución natural como un procedimiento de optimización que se caracteriza por tener operaciones básicas que son: 1) selección, 2) cruzamiento y 3) mutación.

En esta sección los AG empleados para determinar el número Δ de descriptores que componen un patrón asociado al ciclo de la marcha.

Sea H_k la historia de momentos de longitud k y Δ el tamaño de una firma biométrica. En la Figura 5.18 se muestra la HM de la cual se van a extraer $S = 3$ firmas biométricas.

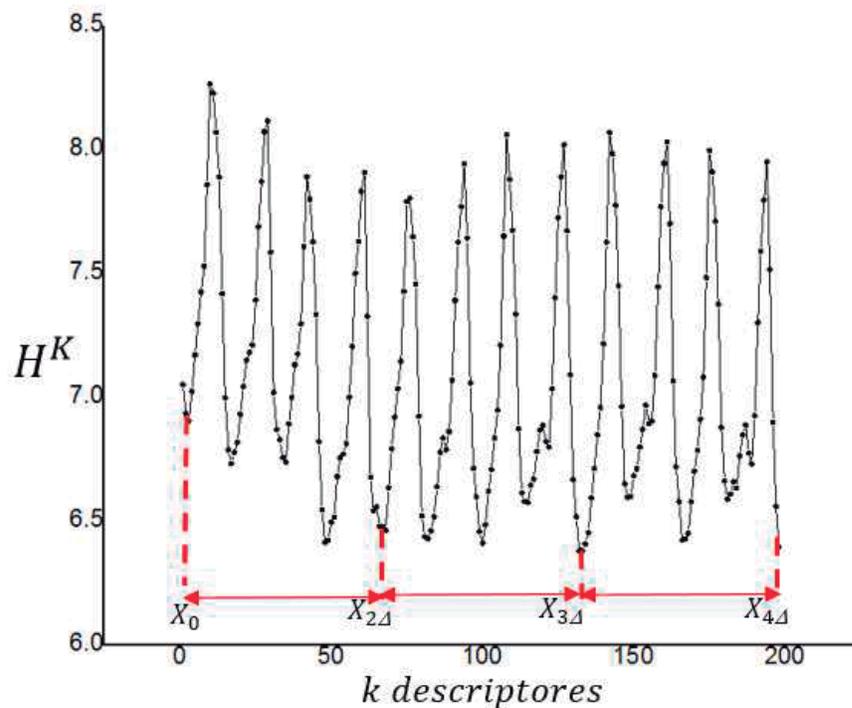


Figura 5.18: Historia de momentos

En la Figura 5.19 se muestra un esquema del algoritmo usado.

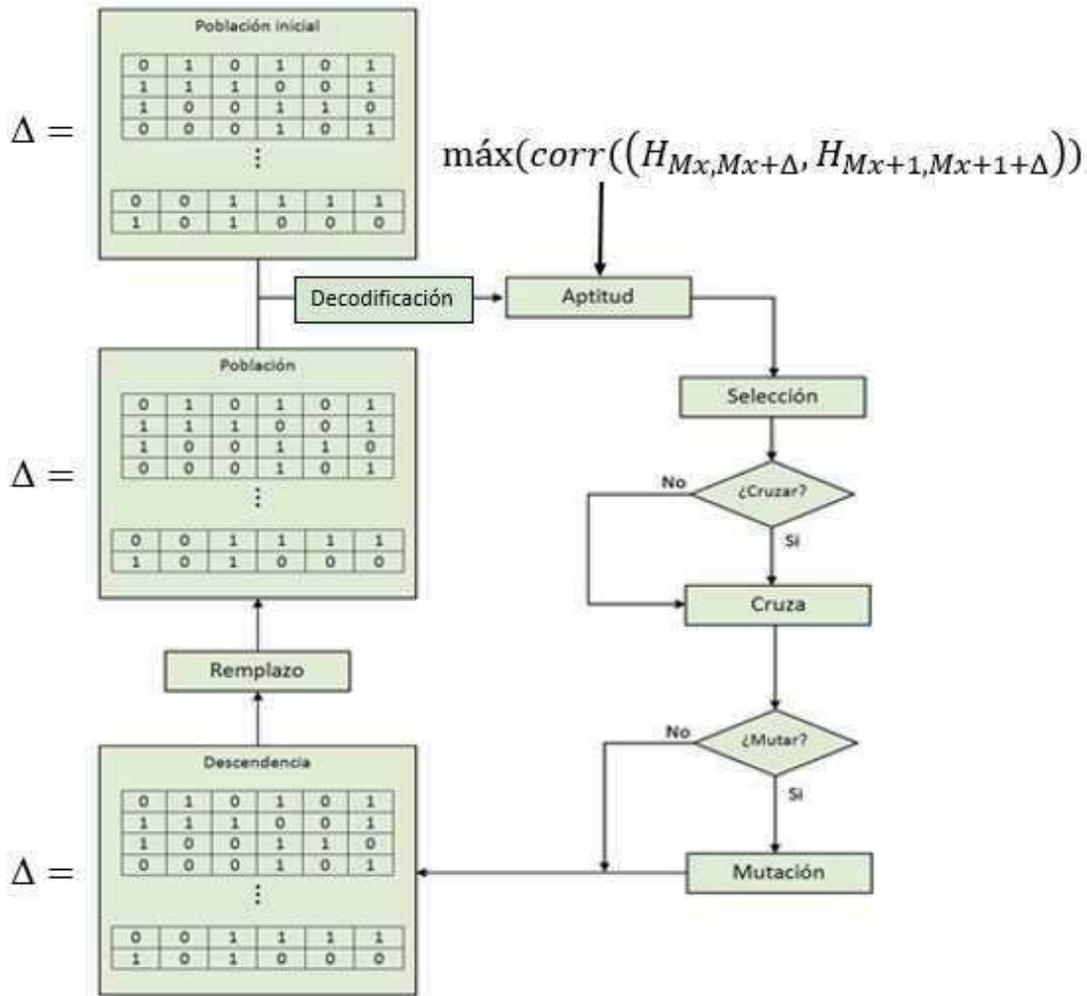


Figura 5.19: Esquema del algoritmo genético usado para el corte automático de ciclos de la marcha.

Se genera una población inicial para buscar el valor Δ que será delimitado en un rango de [60 a 90].

Sea $Seccion = H_{0,\Delta}$ un patrón inicial que será buscado a lo largo de la historia de momentos usando,

$$M_k = corr(Seccion, H_{k,k+\Delta}) \quad (5.5.1)$$

para $k = 0 \dots N - \Delta$. Los valores máximos del vector M_k , nos determinan la posición de los patrones en la historia de momentos, para un tamaño de firma Δ . Por lo que la función de aptitud esta definida como,

$$\max(\text{corr}(H_{M_x, M_x + \Delta}, H_{M_{x+1}, M_{x+1} + \Delta})). \quad (5.5.2)$$

de donde seleccionamos al Δ que mayor correlación tiene entre los patrones que contiene una secuencia.

En la Figura 5.20 se muestran las firmas biométricas cortadas automáticamente de la historia de momentos completa.

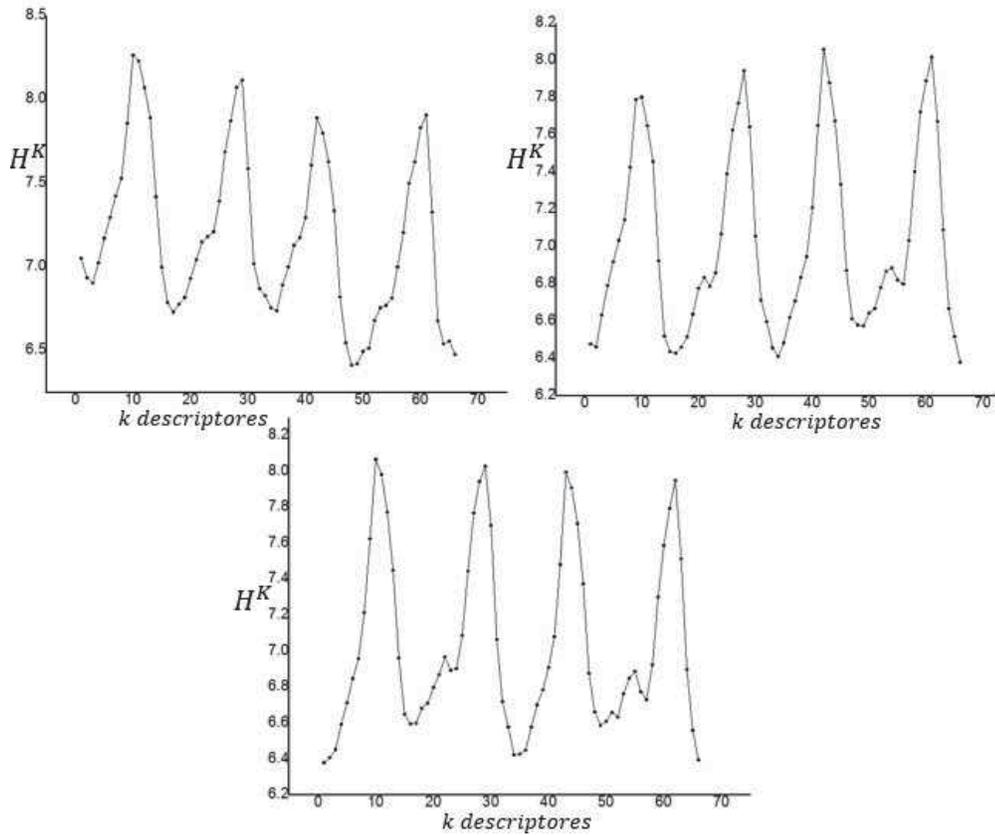


Figura 5.20: Secuencias de una historia de momentos

El resultado de efectuar el corte por pasos de la HMH original se observa en la Figura 5.20.

Donde cada sub HMH denota dos pasos de una persona. La longitud Δ en cada historia es variable debido a la velocidad de caminado de cada persona.

En la Figura 5.21, donde Z_n es la longitud de una zancada, se reconoce con exactitud un ciclo np y el tiempo t en el que este se recorre. A partir de esto se puede obtener la frecuencia de la marcha dada por $f = np/t$. La velocidad de captura de la cámara es de 30 marcos por segundo.

En cuanto al cálculo de la velocidad v se necesitaría conocer la distancia D y el tiempo t , ya que $v = D/t$. Esto no es posible con la Base de Datos MoBo porque la caminadora nos impide conocer la distancia D .

Otro factor el cual conocemos y es de gran ayuda para el análisis es el centro de masa CM , el cual obtenemos con ayuda de los momentos geométricos, ecuación 3.4.3

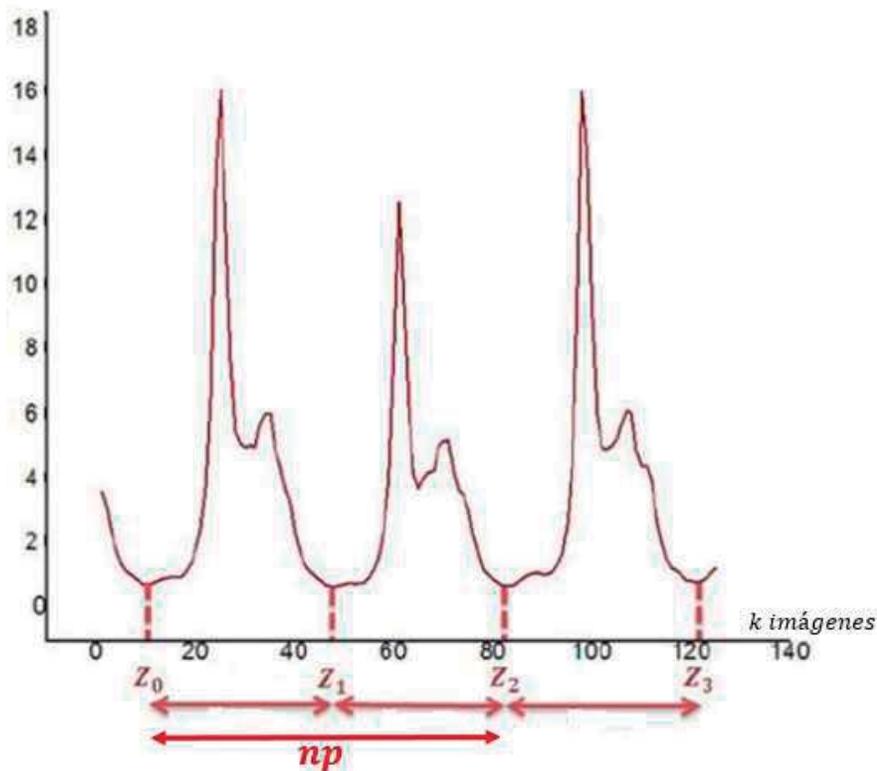


Figura 5.21: Análisis por ciclo de la marcha

Una vez obtenidas tres secuencias de cada una de las historias extraídas de cada persona de la base de datos fueron insertadas en la red neuronal (software weka) para la clasificación de personas a través de su marcha. Las secuencia pueden tener longitudes variables, es decir no necesariamente las 3 secuencias de una misma persona deben tener el mismo número de imágenes.

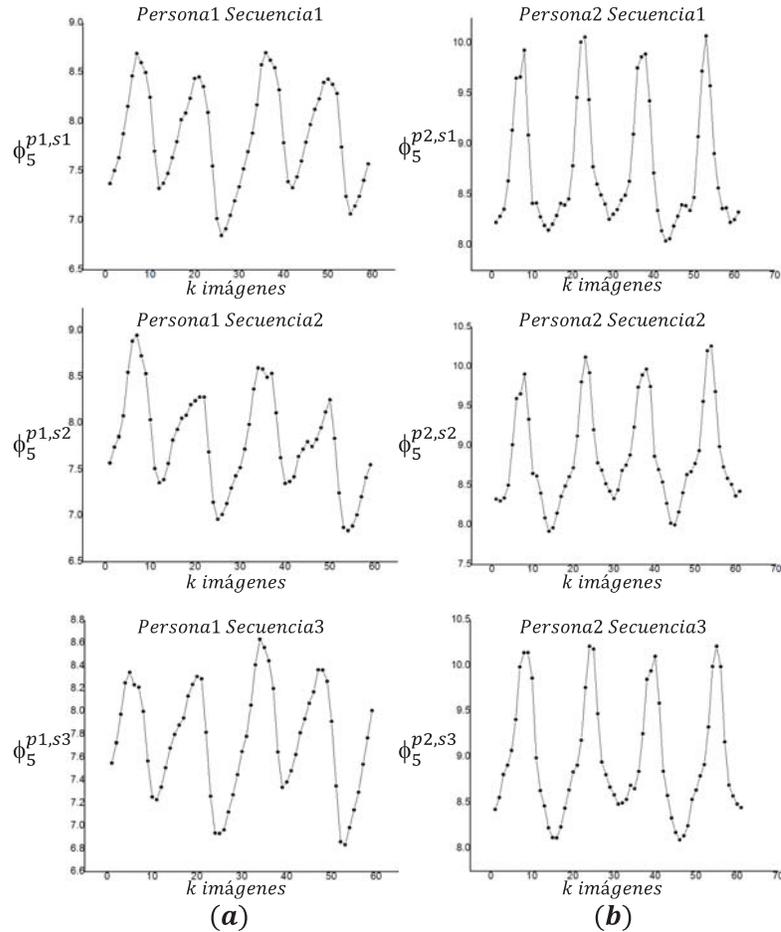


Figura 5.22: HMH a partir una secuencia de imágenes que forman dos ciclos de la marcha de la persona P , para el caso de “Caminar despacio”, (a) 3 firmas biométricas de la persona 1 (b) 3 firmas biométricas de la persona 2

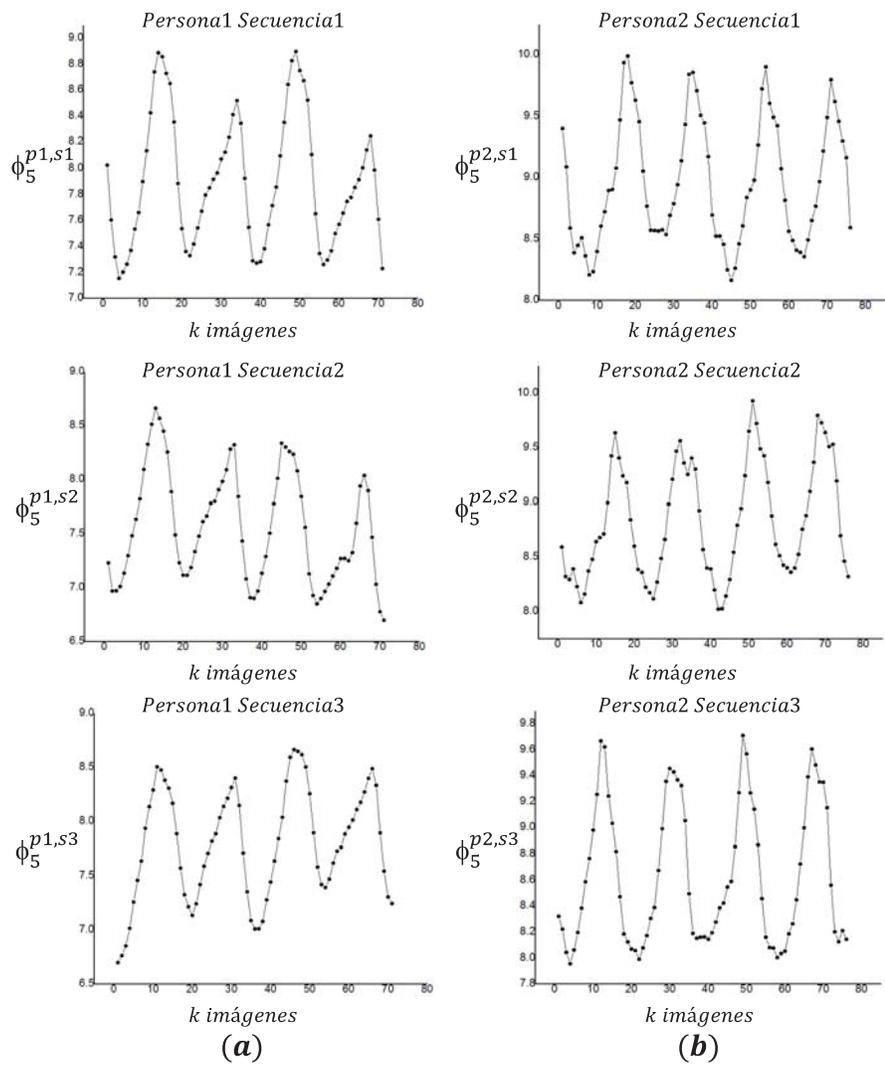


Figura 5.23: HMIH a partir una secuencia de imágenes que forman dos ciclos de la marcha de la persona P , para el caso de “Caminar rápido”, (a) 3 firmas biométricas de la persona 1 (b) 3 firmas biométricas de la persona 2.

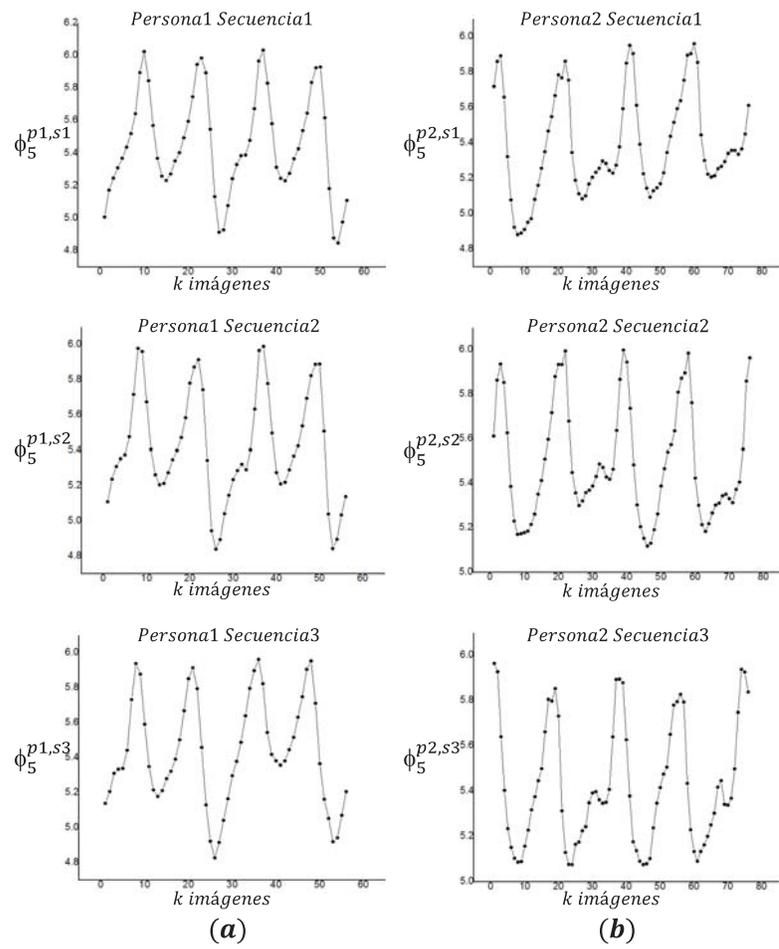


Figura 5.24: HMM a partir una secuencia de imágenes que forman dos ciclos de la marcha de la persona P , para el caso de “Caminar inclinado”, (a) 3 firmas biométricas de la persona 1 (b) 3 firmas biométricas de la persona 2.

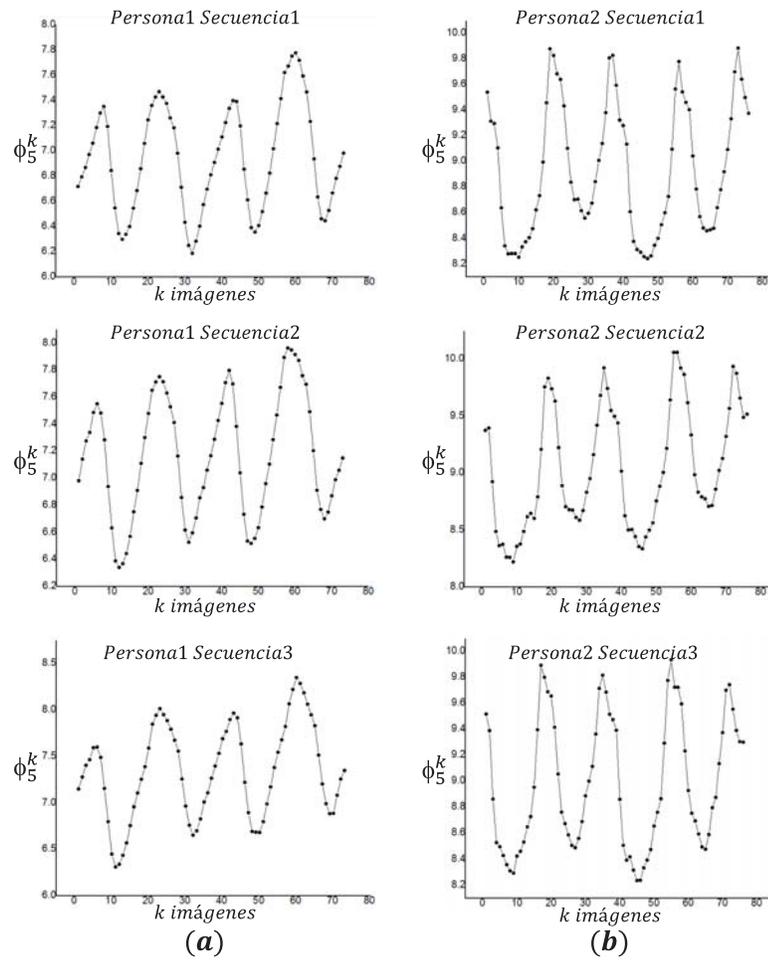


Figura 5.25: HMH a partir una secuencia de imágenes que forman dos ciclos de la marcha de la persona P , para el caso de “Caminar con una pelota en las manos”, (a) 3 firmas biométricas de la persona 1 (b) 3 firmas biométricas de la persona 2.

5.6. Clasificación de la Base de Datos MoBo

Usando la plataforma de software WEKA descrita en el capítulo 2, se entrenó una red neuronal para la clasificación de personas en base a su firma biométrica. El número de entradas por tipo de caminado es de 24 firmas biométricas para las 24 personas la base de datos MoBo. Como se observa en la Figura 5.26, cada entrada consta de 3 firmas biometricas por persona. Se entrenó con el 50 % de las firmas y se probó con el 100 %. El número de salidas de la plataforma WEKA consta de las 24 clases o personas.

“Caso de caminado” y “Posición de la cámara”

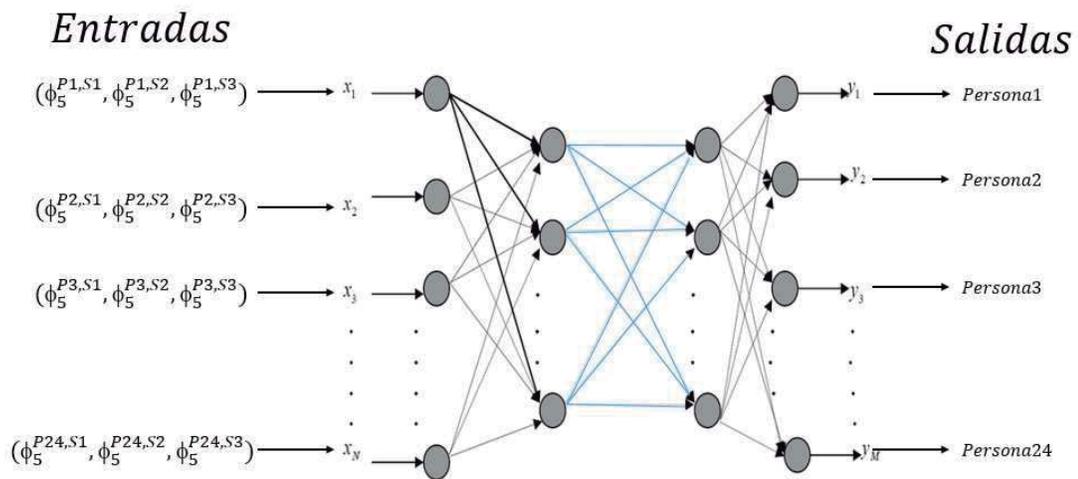


Figura 5.26: Entrenamiento de una red neuronal para la clasificación de personas a partir de su HMH

En la Tabla 5.1, se muestran los porcentajes de clasificación por casos de caminado para todas las cámaras.

Como se puede observar, la cámara 6 es la que mayor porcentaje de reconocimiento nos da.

Cuadro 5.1: Porcentajes de clasificación

Cámara	Caminar despacio	Caminar rápido	Caminar inclinado	Caminar pelota
C1	87,5 %	93,05 %	95,83 %	84 %
C2	93,05 %	94,44 %	94,44 %	90,27 %
C3	95,87 %	93,05 %	100 %	94,44 %
C4	86,72 %	93,05 %	90,72 %	84,72 %
C5	93,05 %	93,27 %	93,05 %	90,27 %
C6	96,05 %	95,05 %	100 %	94,40 %

De manera general, los porcentajes de clasificación usando un sólo descriptor son superiores a los alcanzados usando los momentos de Zernike [1] de las imágenes provenientes de la cámara 2.

El método propuesto resultó ser eficiente al analizar vectores descriptores en lugar de volúmenes de imágenes y más preciso en la clasificación de personas por su firma de caminar.

5.7. Conclusiones

Se analizaron las imágenes de la marcha humana que pertenecen a la base de datos MoBo con propósitos de reconocimiento y/o clasificación de personas.

Las técnicas de extracción de características analizadas están basadas en los momentos de Hu, momentos de intensidad y momentos de Jacobi-Fourier.

De manera general todos los conjuntos analizados extraen características de la marcha, como su periodicidad. Sin embargo, al cambiar el ángulo de visión o el tipo de caminado, la historia de momentos o firma biométrica se ve alterada.

Los momentos de Hu resultaron ser los más invariantes a estos cambios.

Por lo que, se generaron firmas biométricas limitadas en longitud a un paso de cada persona. De cada video se obtuvieron 3 firmas para cada una de las 24 personas que forman parte de la base de datos MoBo. Usando la plataforma WEKA, se entrenó una red neuronal con el 50 % de las firmas y se probó con el 100 % de ellas. Los resultados muestran porcentajes de clasificación superiores al 94 % usando un sólo descriptor ϕ_5 y la información de una sola cámara, C6.

Bibliografía

- [1] Nixon, M. S., Tan, T., and Chellappa, R. (2010). Human identification based on gait (Vol. 4). Springer.

Conclusiones generales

En esta sección se presentan las conclusiones del trabajo desarrollado y las aportaciones de esta investigación.

En primer lugar, se describieron los aspectos más relevantes de la marcha humana, como lo son: A) el ciclo de la marcha, B) los parámetros cinemáticos de la marcha, fuerza y momento y su C) análisis cinemático, a través de las relaciones angulares y de posición de los segmentos de las extremidades inferiores, como rodilla, cadera y tobillo. Además, se definieron los parámetros que caracterizan la marcha de una persona, como son: frecuencia f , longitud de la zancada L , velocidad de caminado v y número de pasos np .

Dentro de los sistemas de adquisición de imágenes y bases de datos generadas, la base de datos MoBo, cuenta con 4 tipos de caminado y 6 cámaras para el análisis de la marcha humana con propósitos de identificación de personas. Esta base de datos fue adquirida con la finalidad de probar los métodos propuestos para el reconocimiento de la marcha humana.

Los métodos usados para la extracción de características de una imagen digital, están basados en los momentos geométricos, de Jacobi-Fourier y de intensidad.

Una de las ventajas de este tipo de descriptores es su invariancia a la escala, orientación y posición del objeto en el campo de visión. Esta característica es de gran ayuda porque la persona no está limitada a caminar en línea recta y a una distancia fija para poder analizar su marcha. Cada historia de momentos será también llamada firma biométrica de una persona.

También se analizó e implementó un sistema para el procesamiento en paralelo, como técnica de extracción de características, basado en un arreglo experimental que hace uso de la propiedad de una lente para calcular la transformada de Fourier de una distribución de intensidad. Dado que es necesario procesar series de imágenes resulta ser una herramienta adecuada en términos de tiempo de cómputo.

Durante el proceso de clasificación WEKA usará como parámetros de entrada, las firmas biométricas de la persona a reconocer, donde se entrenará a la RNA con el 50 % de datos y se probará con el 100 % de las firmas. Los resultados muestran porcentajes de clasificación superiores al 94 % usando un sólo descriptor ϕ_5 y la información de una sólo cámara, C6.

Con propósitos de análisis de la biomecánica de la marcha, se muestra un arreglo óptico compuesto por una cámara perpendicular a la dirección de caminado. Cada persona requiere de marcas en los puntos de flexión de las articulaciones, con propósito de facilitar su observación y seguimiento.

Una vez obtenida la información cinemática se elabora, junto con la información cinética, un reporte que reúne parámetros de los patrones de la marcha.

Trabajos derivados de la Tesis

C. Toxqui, V. Morales, Geometric moments for gait description, Applications of Digital Image Processing XXXVI, Proc. of SPIE Vol. 8856 88561H-1.
<http://spie.org/Publications/Proceedings/Paper/10.1117/12.2024666>

Victoria Morales, Carina Toxqui, Optical system to compute intensity moments for gait description, 6to encuentro de investigación de la Universidad Politecnica de Tulancingo.