



CENATAV

Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

SERIE AZUL

**Reconocimiento de personas por la
forma de caminar "Gait":
Estado del arte**

Ing. Javier Lamar León,
Dr. C. Edel García Reyes

RT_024

abril 2010





CENATAV

Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

SERIE AZUL

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

**Reconocimiento de personas por la
forma de caminar "Gait":
Estado del arte**

Ing. Javier Lamar León,
Dr. C. Edel García Reyes

RT_024

abril 2010



Índice

1.	Introducción	2
1.1.	Modelado del cuerpo humano	4
1.1.1.	Basado en modelos	4
1.1.2.	Basado en silueta	6
1.2.	Factores que afectan la forma de caminar.....	7
2.	Estrategias matemáticas para reconocer personas por su forma de caminar	8
2.1.	Métodos basados en modelos	9
2.2.	Métodos basados en siluetas	9
2.3.	Uso de descriptores semánticos para enriquecer el reconocimiento.....	11
2.4.	Conclusiones	12
3.	Bases de datos	13
4.	Revistas y eventos que publican sobre el tema.....	14
4.1.	Revistas	14
4.2.	Eventos	15
5.	Grupos de investigación que han tratado el tema	15
6.	Investigadores destacados	15
7.	Taxonomía de los algoritmos	16
8.	Conclusiones	16
	Referencias bibliográficas	19

Reconocimiento de personas por la forma de caminar

“Gait”: Estado del arte

Ing. Javier Lamar León, Dr. C. Edel García Reyes

Centro de Aplicaciones de Tecnología de Avanzada, 7a #21812 e/ 218 y 222, Siboney,
Playa, Ciudad de La Habana, Cuba
jlamar@cenatav.co.cu

RT_024 CENATAV

Fecha del camera-ready: 30 de octubre de 2009

Resumen La detección, autenticación o reconocimiento de humanos siempre ha sido un tema constante de investigación. La revisión de la literatura contemporánea (2009) revela interés en obtener resultados computacionalmente confiables, donde las personas estén alejadas y no tengan que interactuar directamente con la fuente de captación, con el objetivo de realizar labores de video-vigilancia. La modalidad biométrica que más se ajusta a estas condiciones, es la forma de caminar (en inglés Gait). El documento que se presenta, agrupa información muy reciente de los avances y principales problemas de esta área, incluyendo: formas de modelado del movimiento al caminar, factores que afectan esta modalidad, características de las bases de datos usadas en los experimentos y estrategias matemáticas que se han abordado, con énfasis en los últimos aportes, reflejando sus resultados. Se propone una taxonomía de los algoritmos con los nuevos aportes actuales y agregándole un nuevo enfoque topológico de extracción de características, con la idea de aprovechar las bondades de esta forma de representar los objetos, invariantes a ciertas deformaciones. Este último punto será tema de nuevos estudios.

Palabras clave: video vigilancia, modalidades biométricas, forma de caminar

Abstract: In real surveillance scenarios gait recognition has recently gained growing research interest for the advantages of being non-contact, non-invasive and easily acquired from a distance. The aim of this report is to propose a state of the art of human gait recognition. Forms of modeling of the body when they walk, mathematic strategy, factors that change the way of walking, details of the data bases, results recently obtained and open problem are presented. Finally we propose a taxonomy of the algorithms and preliminary ideas of an topological approach to represent the human cycle.

Keywords: Video Surveillance, Biometrics Modality, Gait Recognition

1. Introducción

La biometría es la ciencia que se encarga de identificar, reconocer o autenticar personas, basándose en sus características fisiológicas o de comportamiento (Fig. 1). En [1] el autor da su apreciación en alto, medio y bajo (tabla. 1), atendiendo a los requerimientos que siguen:

- Universalidad: cuan común es encontrarlo en los individuos.
- Individualidad: que tan único o diferente es la huella biométrica.
- Permanencia: que tan invariante es durante un periodo de tiempo.

- Colección: que tan fácil es la adquisición, medición y almacenamiento.
- Atendiendo a cuestiones prácticas también se puede tener en cuenta:
- Ejecución: que tan preciso, veloz y robusto es el sistema en el manejo de la huella biométrica.
- Aceptación: Que tanta aprobación tiene la tecnología entre el público.
- Evasivo: Que tan fácil es engañar al sistema de autenticación.

En la (Fig. 1) se ubica la forma de caminar como un comportamiento de la persona, sin embargo, en [2] la trata mediando entre fisiológica y de comportamiento, debido a que aspectos físicos, como el peso de la persona, longitud del paso, longitud del pie, etc., influyen en la forma de caminar.

Cada una de estas modalidades biométricas (tabla 1), se ajustan para su uso según sus

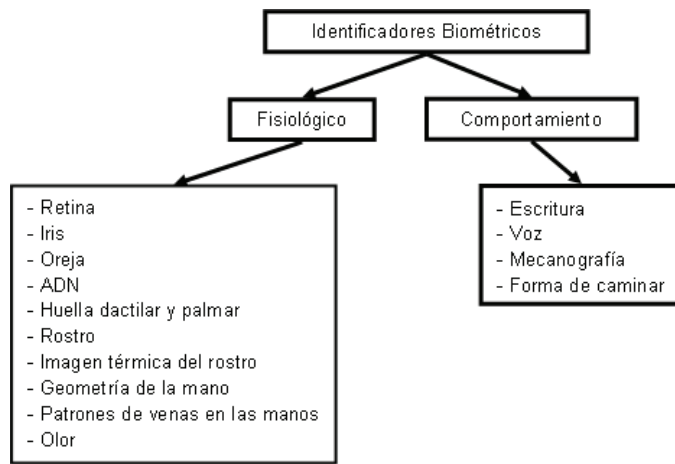


Fig. 1. Clasificación de las modalidades biométricas

limitantes, aunque en la mayoría se precisa de cierta resolución, calidad (imagen, video etc.) y cercanía o trato directo con las personas para su uso (rostro, ADN, huellas, oreja etc.).

Tabla 1. Comparación de modalidades biométricas en H (alta), M (medio), L (baja), según [1]

Identificador Biométrico	Universalidad	Individualidad	Permanencia	Colección	Ejecución	Aceptación	Evasivo
Retina	H	H	M	L	H	L	L
Iris	H	H	H	M	H	L	L
Iris	H	H	H	M	H	L	L
Oreja	M	M	H	M	M	H	M
ADN	H	H	H	L	H	L	L
Huella dactilar y palmar	M	H	H	M	H	M	M
Rostro	H	L	M	H	L	H	H
Geometría de la mano	M	M	M	H	M	M	M
Venas en las manos	M	M	M	M	M	M	L
Olor	H	H	H	L	L	M	L
Escritura	L	L	L	H	L	H	H
Escritura	L	L	L	H	L	H	H
Voz	M	L	L	M	L	H	H
Mecanografía	L	L	L	M	L	M	M
Forma de caminar	M	L	L	H	L	H	M

Un área donde se requiere del reconocimiento de individuos habiendo baja resolución, oscurecimiento, movimiento a distancia, etc., es en el tema de video-vigilancia. Además, en cuestiones de delitos o prófugos, los individuos pueden ocultar su rostro sus manos, etc. La modalidad biométrica que reúne estas circunstancias es la forma de caminar (en inglés Gait). La necesidad de su uso está presente en una considerable cantidad de trabajos referenciados en [3,4] y más reciente [5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19], en busca de lograr el reconocimiento de las personas, usando su forma de caminar y aumentar su confiabilidad. Esta modalidad biométrica está muy justificada, primeramente por estudios realizados por los pioneros de ella (M. Nixon, T. Tan, R. Chellappa), que referencian evidencias en la literatura, ciencias de la psicología y medicina [20], pero en este momento (2009), hay suficientes trabajos con resultados positivos sobre las bases de datos ya creadas (Ej. sección (5), UMD Maryland, CMU silhouette, CASIA, Soton indoor, etc.), que demuestran su potencial futuro. Aunque, aún no se han alcanzado resultados para considerar la forma de caminar, un sistema de reconocimiento computacionalmente confiable, esto se verifica en una nota emitida (2009) [21], referida al Centro de Excelencia Biométrica del FBI, donde están considerando los avances de las técnicas en esta área (Gait), esperando que se convierta en una tecnología lo suficientemente confiable, para poder incluirla en su sistema de Identificación de Última Generación (NGI, siglas en inglés), para próximas versiones de su sistema de indentificación multimodal. Considerando que contamos con una secuencia de video en la que se ha extraído satisfactoriamente el recorrido de una persona al caminar, obviando algunos pasos como modelado del fondo, segmentación del movimiento etc., (Fig. 6) o como se encuentra en la mayoría de las bases de datos, entonces, podemos comenzar, como en toda tarea de reconocimiento, en lograr un conjunto mínimo de características que discriminen, al menos, a los entes presentes en la base de datos. Estas características se ajustan a la forma en que se ha modelado el cuerpo humano.

1.1. Modelado del cuerpo humano

Los principales autores en esta área de investigación (T. Tan y M. Nixon), plantean dos vías principales de extracción de rasgos, basado en silueta o en modelos del cuerpo, los cuales pueden ser obtenidos en 2 o 3D espacialmente o considerando el cambio en el tiempo de las poses del cuerpo al andar (1D + t), (2D + t), (3D + t).

1.1.1. Basado en modelos

La forma de caminar de las personas es descrita por un modelo del cuerpo, que se ajusta a este en cada cuadro de la secuencia del video a lugares característicos del cuerpo (puntos de unión entre extremidades) (Fig. 2). La creación de la base de datos o el estudio de la selección de estos puntos es lograda, en muchos casos, usando marcas (puntos de luz, sensores, etc., ajustados al cuerpo) o más reciente [5,8] usando la silueta del contorno (Fig. 6b). Cuando se requiere de su detección automática, esto suele ser de cierta dificultad [5,8]. Obtenida la secuencia de modelos se pueden extraer parámetros relacionados con la forma del cuerpo (ancho, alto, longitud de las extremidades, etc.) o en función del movimiento (longitud del paso, tiempo del ciclo, velocidad, ángulos de unión entre las extremidades, etc.) (Fig. 4).

Se plantea en [22,4,5,8], que la extracción de los parámetros angulares en estos modelos, provenientes de videos 2D, resultan ser de gran dificultad, debido a oclusiones, tipo de vestuarios, objetos que puede portar el hombre, error de segmentación, diferentes ángulos de vista de la cámara, etc. , además, el costo computacional de los algoritmos basados en modelos es relativamente alto. Aunque, se exploran variantes recientes por reconocidos investigadores del tema [8,5], usando descriptores elípticos de Fourier para localizar estos puntos característicos. Algunos trabajos que han usado modelado pueden ser encontrados en [4,22,3]. Recientemente [5,8,9,11,10] para extracción de las características y en [23] en estudios de factores que dificultan la detección, reconocimiento y/o identificación. La representación basada en modelos no es robusta a cambios de escala, posición, necesita buena calidad en la secuencia que se capta de "Gaitz demanda alto costo computacional [19].



Fig. 2. Poses del cuerpo al caminar, modelado usando segmentos [3,24]

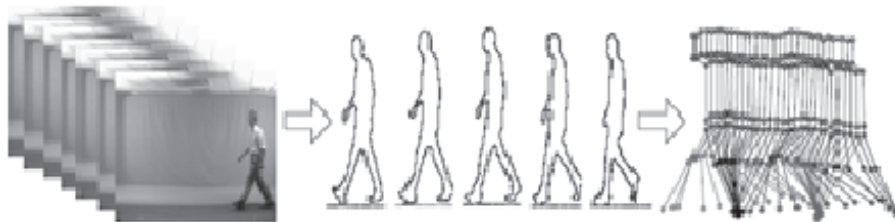


Fig. 3. Extracción de modelos usando contorno de siluetas [3,24]

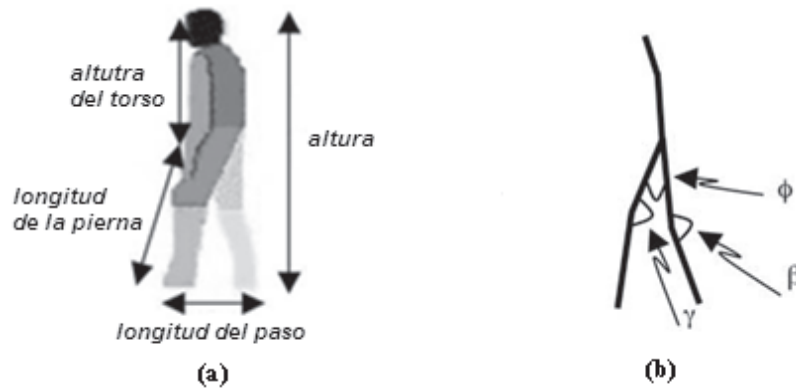


Fig. 4. (a) Parámetros de la forma, (b) parámetros del movimiento [3]

1.1.2. Basado en silueta

La silueta es determinada para cada imagen de la secuencia del video, como la región que enmarca la presencia (si existe) de una o varias personas. Es muy común ver pasos como: extracción del fondo y segmentación en dos clases (fondo y personas) [22], (Fig. 5). Otros disminuyen información quedándose solo con el borde de la región en blanco, nombrándola silueta del contorno (Fig. 6b). También es logrado algo muy parecido a una silueta, con información proveniente de aplicar el flujo óptico a la secuencia de las imágenes de videos [25] (Fig. 7), este método es sensible a cambios de brillo [25]. La información del tiempo, como antes se dijo, puede ser usada para lograr un volumen 3D, es decir, $(2D + t)$ de la secuencia de siluetas de poses en cada cuadro del video (Fig. 8), el uso de esta representación es vista en [7].

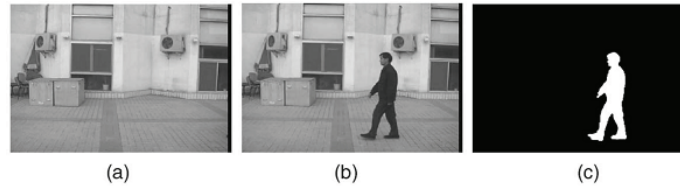


Fig. 5. (a) fondo, (b) fondo más persona, (c) imagen segmentada en 2 clases (valores = 1 blanco persona y valores = 0 negro fondo, a esto es llamado silueta [22])



Fig. 6. (a) imagen segmentada (silueta), (b) detección del borde (contorno de la silueta) [22]



Fig. 7. (a) imágenes consecutivas de un video, (b) región en blanco los puntos que se han movido [25]

La mayoría de los investigadores han usado las siluetas, obteniendo el vector de características basado en la forma o en el movimiento del sujeto, es decir, consideran el movimiento del cuerpo como una secuencia estática de poses o la distribución generada en un espacio (XYT) por el cuerpo al caminar. Una relación de artículos referenciados, usando estos tipos de representación son vistos en [22,3]. Aportes más actuales usando silueta son observados



Fig. 8. Volumen (2D + t) de de la secuencia de siluetas

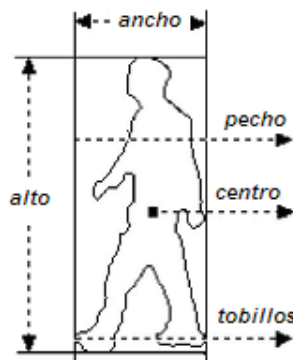


Fig. 9. Características extraídas del contorno de la silueta [4]

en [12,13,9,7,14,15,16,17,6,18,19]. A partir de las siluetas también es posible obtener cierta información del movimiento o de la estructura, independientemente; en un inicio se tiene el ancho, centro y alto de la persona y de estos, según estudios anatómicos [26], se logra la posición vertical del pecho y tobillos el ancho del pecho, longitud del paso, etc., y de esta manera se refuerza el poder discriminador del vector que describe la forma de caminar (Fig. 9) [4].

1.2. Factores que afectan la forma de caminar

Todas las modalidades biométricas están afectadas por factores que influyen negativamente en lograr un buen reconocimiento. El uso de la forma de caminar, como modalidad biométrica, no está exenta de estos factores:

- Tipo de calzado.
- Tipo de terreno por el cual se camina.
- Tipo de ropa.
- Objetos que son llevados al caminar.
- Velocidad de caminado.
- Estados físicos o anímicos.
- Edad.
- Datos ruidosos (problemas en la sustracción del fondo) Estudios de estos factores se pueden ver en [23,27,20,28] y en [28,29] se ha presentado una bases de datos para probar

los algoritmos bajo algunos de estos efectos. Estudios muy recientes [23], aseguran que el reconocimiento de personas por la forma de caminar es grandemente afectado cuando se lleva puesto una gerrera (Fig. 10) o se usan sandalias como calzado.



Fig. 10. Tipo de ropa que afecta el reconocimiento de la forma de caminar [9]

Como es reflejado en la tabla 1, la permanencia de esta modalidad biométrica es baja, es decir, es afectada por la edad. En [23] no es tratado este factor, que resulta muy importante a tener en cuenta en la identificación. Un importante trabajo sería el obtener una estimación de cuanto podría afectar la edad (el paso del tiempo) en la forma de caminar de las personas u otros como el tipo de terreno.

Un estudio muy reciente [30], con muy buenos resultados, optó por mejorar la calidad de las siluetas, es decir, que tienen problemas en la sustracción del fondo, antes de la extracción de las características que serían usadas para entrenar un HMM (Hidden Model Markov) ya antes usado en [31], considerando que esto es un problema que afecta en gran medida la eficacia en el reconocimiento.

2. Estrategias matemáticas para reconocer personas por su forma de caminar

El objetivo de las estrategias matemáticas es conseguir un conjunto de características (antropométricas y/o dinámicas), que describan de forma única a cada persona por su forma de caminar e intentar que sean lo más reducida posible e invariantes a cambios de posición, escala, rotación y a factores como: diferentes ángulos de vista, tipo de ropa, calzado, velocidad, terreno, edad, objetos llevados, etc. Muchos han sido hasta el momento, las estrategias para lograr una eficiente labor en el reconocimiento de personas por la forma de caminar, siendo necesaria su organización, según las vías que han usado para su logro. Un paso inicial y común, es la forma en que es modelado el movimiento del cuerpo al caminar en las computadoras, ya explicado en la sección (1.1). En función de la bondad de la representación, es posible extraer parámetros de la estructura del cuerpo (antropométricas), de su dinámica o ambas mezcladas y según la herramienta matemática, usada para construir el espacio de características (vector), que describe a cada persona, también se han clasificado las estrategias. Hasta ahora no se observa en los artículos publicados, un convenio bien definido para organizar las estrategias. Citando a los investigadores más notables M. Nixon [3] y T. Tan [32], ambos, toman criterios diferentes. En esta sección agruparemos a los algoritmos solo por dos vías, basado en modelos y basado en siluetas (silueta y silueta de contorno) y en la sección (8) planteamos una taxonomía más detallada, en la

cual agregamos aportes muy reciente y otra que proponemos, que serán tema de futuros estudios.

2.1. Métodos basados en modelos

Las estrategias están dirigidas a construir un modelo que se ajuste al cuerpo humano (sección 1.1.1), para lograr extraer la mayor cantidad de características de la dinámica y estructura del cuerpo. Teóricamente, bastaría para diferenciar humanos por su forma de caminar, obteniéndose los ángulos entre las extremidades durante el caminado, pero esto resulta un gran problema a resolver [32,5], aún en vista 3D [32], además, demanda un alto costo computacional [32]. Una relación de trabajos referenciados, usando modelos de cuerpos, se puede encontrar en [32,5,3].



Fig. 11. Puntos claves para la extracción de características [5]

El más reciente aporte se observa en [5], donde se han aplicado los descriptores elípticos de Fourier, para localizar puntos de unión entre extremidades (Fig. 11), su evaluación resultó de un 92 % usando la base de datos SOTON [33], para condiciones controladas de interior y solo vista lateral.

2.2. Métodos basados en siluetas

La silueta se refiere (sección 1.1.2), a la silueta completa de cuerpo (Fig. 6a), al contorno de silueta (Fig. 6b) o, menos usada, la silueta del flujo óptico (Fig. 7b). Dado estos casos, se han desarrollado trabajos enfocados a considerar el movimiento al caminar, como una secuencia de poses estáticas (espacios estáticos) o como un todo, es decir, los parámetros estructurales (antropométricos) y cinemáticos han quedado mezclados, XT (1D-espacio + 1D-tiempo) o en un volumen XYT (2D-espacio + 1D-tiempo). El paso siguiente es encontrar una estrategia matemática, que logre un espacio de características (vector), invariante a los problemas mencionados en la sección (1.2), eficaz al ser evaluada en las bases de datos y con un costo computacional bajo o acorde a las necesidades para su explotación en tiempo real. En función de estos requisitos, se han propuesto las siguientes variantes:

Métodos Estadísticos

- Análisis de componente principales (ACP) [4].
- Análisis estadístico de formas (en inglés Procrustes) [22].
- ACP agregándole análisis de espacios canónicos (AEC), para aumentar la discriminación entre clases [34].
- Promedio de siluetas y contorno de siluetas [35], en la extracción de características, re-

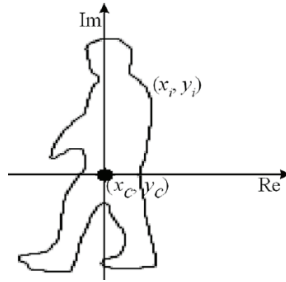


Fig. 12. Centro de gravedad, que define el origen de coordenadas complejas, para una silueta [22]



Fig. 13. Volumen frontal (2D + t) de una persona [7]

ducidas usando (ACP), para probar ensambles de clasificadores.

- Ploteo de similaridad [36,37] usando la correlación absoluta entre pares de imágenes, que forman un ciclo, las cuales se han normalizado por ancho y alto de la caja que contiene la silueta en cada cuadro del video. Para realizar un cotejo entre dos ploteos de similaridad, es decir, entre dos personas, los mismos deben tener el mismo número de cuadros por ciclos y comenzar con la misma pose, para evitar esto, las matrices de similitud son normalizadas por frecuencia y fase y luego se extraen submatrices que representan inicios y finales de iguales poses (ejemplo, máxima o mínima amplitud entre los pies). Este método es muy sensible a cambios de ángulos de vista y otros factores. La evaluación en [36], solo usando 6 personas en vista lateral, logra un 100 % y para 54 personas un 70 %, otras evaluaciones arrojaron un porcentaje menor [36].

- Parametrización usando momentos invariantes, consultar [32] para mayores detalles. Métodos probabilísticos.

- Modelos ocultos de Markov (en inglés HMM) [38], entrenados con una buena selección de características de poses claves dentro de un ciclo de una persona caminando. El ancho de estos cuadros claves de video para siluetas y contornos de siluetas, sirvieron para conseguir un vector de entrenamiento para el HMM.

Dominio de las frecuencias.

- Descriptores de Fourier [39]. Los puntos del contorno de la silueta de cada ciclo de la persona al caminar, son referidos al centro de gravedad, usando números complejos (Fig. 12), de esta información se obtiene la transformada discreta de Fourier (TDF). Las amplitudes del descriptor para un ciclo, alcanza picos, los cuales son tomados como poses claves dentro de este, siendo de mayor discriminatoria que todo el descriptor [39]. En [39] fue necesario garantizar la misma cantidad de puntos en el borde de cada silueta, normalizar la dirección de desplazamiento basado en la simetría del caminado y para eliminar la influencia de la velocidad, se toma el mismo número de siluetas en cada ciclo.

Tabla 2. Resultado de la comparación con otros algoritmos [7]

Métodos	Vista lateral	45 grados	Vista Frontal
C. BenAbdelkader 2001 [37]	72.50 %		
C. BenAbdelkader 2002 [40]	82.50 %		
R. Collins 2002 [25]	71.25 %		
L. Lee 2002 [41]	87.50 %		
P. Phillips and S. Sarkar 2002 [42]	78.75 %		
L. Wang and T. Tan 2003 [22]	88.75 %	87.50 %	90.00 %
S. Chen 2007 [6]	92.50 %	95.00 %	65.00 %
M. Goffredo and M. Nixon 2008 [7]	100 %	97.50 %	91.00 %

Uno de los últimos trabajos reportados [7], retoma el uso de los momentos invariantes, sobre un volumen espacio temporal ($XY + t$), de un ciclo del andar de las personas (Fig. 13). Este trabajo usó para su evaluación, tres bases de datos (Southampton, CASIA-A, CASIA-B) y comparado con 7 algoritmos anteriores, usando CASIA-A, los cuales fueron superados (Tabla. 2). El aporte fue dirigido a escenas frontales, aunque, se reflejan resultados con otras vistas, que también sobrepasan a los aportes referenciados (Tabla. 2).

2.3. Uso de descriptores semánticos para enriquecer el reconocimiento

Una variante muy actual, es planteada por el autor de [7] M. Nixon en [43], para enriquecer el reconocimiento, usando descriptores semánticos presente en los humanos, llamado "biometría suave". La tabla 3 muestra una lista de atributos físicos, los cuales pueden ser identificados de forma fácil por el humano, pero automáticamente se hace difícil [43]. En este trabajo se etiquetaron personas usando los atributos de la tabla 3, con el objetivo de evaluar la capacidad de la biometría suave en la identificación de humanos, tanto de forma independiente como integrado a otra modalidad biométrica, en este caso la forma de caminar, que resulta ser la única que puede ser usada para el reconocimiento de personas a distancia. El estadígrafo ANOVA es usado para organizar los atributos semánticas por su poder separador entre individuos (Fig. 14). Un pequeño experimento realizado en [43], muestra un 98.2%, para el reconocimiento por "Gait" de forma independiente y un 99.5% fusionando con atributos semánticas del humano. Este estudio valida el uso de la biometría suave en el enriquecimiento del reconocimiento de personas a través de su forma de caminar. Aunque, se precisa de métodos para detectar estos atributos de forma automática y con ello lograr otros experimentos de mayor envergadura.

Tabla 3. Atributos semánticos asociados a los humanos [43]

	Forma del cuerpo	Términos semánticos asociados
1	Longitud del brazo	Muy corto, corto, promedio, largo y muy largo
2	Grosor del brazo	Muy grueso, grueso, promedio, delgado, muy delgado
3	Pecho	Muy delgado, delgado, promedio, amplio, muy amplio
4	Figura	Muy pequeña, pequeña, promedio, grande, muy grande
5	Altura	Muy corto, corto, promedio, alto, muy alto
6	Cadera	Muy estrecha, estrecha, promedio, anchas, muy anchas
7	Longitud del paso	Muy corto, corto, promedio, largo, muy largo
8	Forma del paso	Muy recto, recto, promedio, inclinado, muy inclinado
9	Grosor de la pierna	Muy delgado, delgado, promedio, grueso, muy grueso
10	Constitución corporal	Muy delgado, delgado, promedio, grueso, muy grueso
11	Proporcionalidad	Promedio, inusual
12	Forma del hombro	Muy cuadrado, cuadrado, promedio, redondeado, muy redondeado
13	Ancho	Muy grueso, grueso, promedio, gordo, muy gordo
	Globales	Términos semánticos asociados
14	Edad	Infantil, preadolescencia, adolescencia, adulto joven, adulto, edad media, señor
15	Rasa	Europeo, medio oriente, lejano oriente, negro, mestizo, otros
16	Sexo	Masculino, femenino
17	Color de piel	Blanco, bronceado, oriental, negro
	Cabeza	Términos semánticos asociados
18	Color de pelo en cara	Ninguno, negro, carmelita, rubio, rojo, gris
19	Longitud pelo en cara	Ninguno, barba naciente, bigote, chivo, barba
20	Color del pelo	Negro, carmelita, rubio, gris, rojo,
21	longitud del pelo	Ninguno, rapado, corto, medio, largo
22	Longitud del cuello	Muy corto, corto, promedio, largo, muy largo

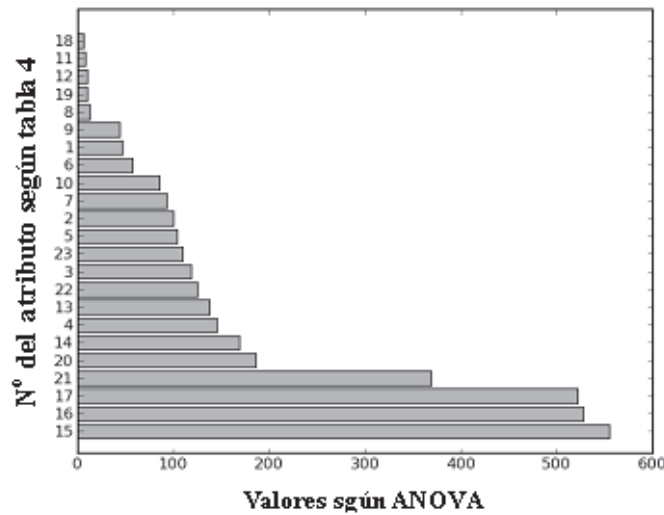


Fig. 14. Relevancia de los atributos semánticos [43]

2.4. Conclusiones

Los algoritmos planteados, han sido solo evaluados usando bases de datos creadas bajo condiciones preconcebidas por sus autores (ángulos de vistas, fondos, terrenos, etc.), por lo

cual los algoritmos se reajustan a estas y al desempeñar su labor en tiempo real, ocasionan errores. Los fondos, en la mayoría de las bases de datos se consideran fijos y esto puede ser afectado por otros objetos que se mueven (autos). Además, es asumido que por el cuadro de la cámara solo pasa una persona, pudiendo presentarse problemas de oclusión cuando dos personas se cruzan o cuando el algoritmo trabaja con vista frontal [7], para una toma en 2D, donde dos personas avanzan o se alejan o van en rumbos contrarios a la dirección de la cámara, pero ambas se mantienen solapadas a diferentes profundidades, pero para la cámara están en un mismo plano. Estas estrategias, como en su mayoría, usan para la extracción de características, un ciclo de una persona caminando, que debe ser con iguales poses en inicio y fin del ciclo, usando para esto la fluctuación periódica del ancho y el alto cuando se camina. Al precisar de un ciclo y el mismo está acotado a una secuencia de poses, este puede ser afectado por gesticulaciones realizadas por las manos, objetos que se lleven, etc., obteniéndose datos falsos de altura y ancho. También se han ajustado los modelos a una secuencia de poses para una misma vista, es decir, las características extraídas, deberían ser invariantes a cambios de dirección en el andar de las personas.

3. Bases de datos

Las bases de datos reportadas están dirigidas a evaluar el desempeño de los algoritmos, por lo que la mayoría buscan lograr modelar lo más fidedigno posible el entorno real, donde los algoritmos se pondrán en explotación, ya sea para la detección, identificación o reconocimiento. En la tabla 4 se muestran las más importantes bases de datos logradas y sus características. La información hasta el año 2002 se extrajo de [28], donde además se presenta una buena base de datos (NIST/USF’s, Baseline 2005). Para mayor información consultar las referencias en la tabla 4. Las bases de datos en estos momentos, están acotadas por condiciones estimadas, lo cual limita en cierta medida el desempeño de los algoritmos, además, solo cuentan, con a lo máximo 124 sujetos, lo que resulta ser muy pequeña comparada con modalidades biométricas como, huellas dactilares y rostro. Pero conformar una gran base de datos, consta con la gran ventaja de no necesitar con el trato directo con las personas.

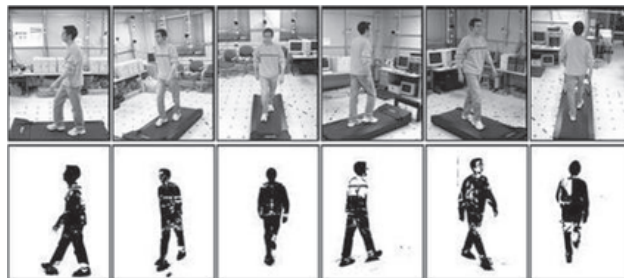


Fig. 15. Ejemplo de las 6 vistas de la base de datos CMU MoBo [44]

Tabla 4. Bases de datos

Base de Datos	# sujetos	# secuencias	Ambiente de filmación	Varianza de los datos
UCSD 1998 [20]	6	42	Muro de fondo	Tiempo (minutos)
CMU MoBo 2001 (Fig. 15) [44]	25	600	Interior con cinta rodante	Ángulo de la cámara, velocidad de caminado, superficie inclinada, llevando objeto
Georgia Tech 2001 [45]	15	168	Exterior	Tiempo (6 meses), ángulo de la cámara
Maryland 2001 [38]	55	222	Exterior en alto	Ángulo de la cámara (lateral y frontal), tiempo
MIT 2001 [46]	25	194	interior	Tiempo (13 repeticiones en 3 meses)
Southampton 2001 [33]	28	112	Interior con fondo verde	Tiempo (minutos)
NIST/USF's Baseline 2005 [28]	122	1870	exterior	Ángulo de la cámara, terreno, dos cámaras, llevando bolso, diferentes ropa.
CASIA A (NLPR) 2003 [4]	20	240	exterior	Ángulo de la cámara, velocidad de caminado, tiempo (minutos)
CASIA B, 2006 (Fig. 16) [29]	124	13640	interior	11 cámaras, llevando bolso, tiempo (minutos), sexo.



Fig. 16. Ejemplo de la base de datos CASIA B [29]

4. Revistas y eventos que publican sobre el tema

4.1. Revistas

1. IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics.
2. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine.
3. Proceedings of IEEE.
4. IEEE Trans. Image Processing.
5. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing.
6. AI in Engineering.
7. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techn.
8. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell (PAMI).
9. The Journal of Bone and Joint Surgery.
10. International Journal of Biometrics (IJBM).

4.2. Eventos

1. International Conference on Pattern Recognition.
2. IEEE Workshops on Application of Computer Vision.
3. IEEE Transactions on Information Forensics and Security.
4. International Conference on Patter Recognition (ICPR).
5. IEEE International Conference on Biometrics.
6. Technical Committee on Biometrics (IAPR TC4).
7. International Summer School on Biometrics, every year in Alghero, Italy.
8. International Conference on Audio and Video-Based Biometric Person Authentication.
9. IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance.
10. IEEE International Conference on Biometrics, Identity and Security (BIDS), organized and sponsored by the IEEE Biometric Council.
11. ASEAN Forum on Biometric Interoperability.

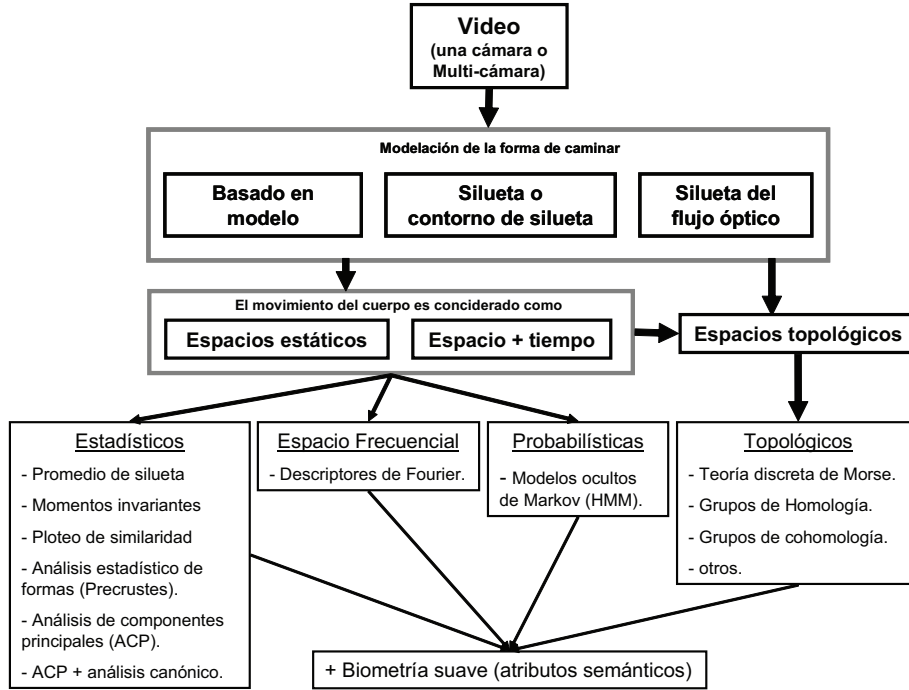
5. Grupos de investigación que han tratado el tema

1. University of Maryland Center for Automation Research (USA).
2. Defence Advanced Research Proyects Agenc’s (DARPA’s) (2000-2004) from NITS.
3. Chinese Academy of Science Institute of Automation Center Biometrics Research & Security.
4. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania
5. The University of Southampton UK.
6. University of South Florida.
7. Artificial Intelligence Laboratory Massachusetts Institute of Technology (MIT).

6. Investigadores destacados

- Marck Nixon, University of Southampton, UK.
- Teniu Tan. Chinese Academy of Science Institute.
- Rama Chellappa (College Park, MD, USA).
- Massimo Tistarelli, University Sassari, Alghero, Italy.
- Stan Li, Chinese Academy of Science.
- Sudeep Sarkar, University of South Florida.

7. Taxonomía de los algoritmos



8. Conclusiones

Sin duda, el reconocimiento de personas por la forma de caminar (gait), está siendo un área de gran atención por los investigadores de la biometría en estos momentos (2009), con intereses marcados en la video-vigilancia, debido a que ofrece ventajas, que pocas modalidades biométricas poseen, al conseguir las muestras a distancia con baja resolución y sin necesidad de una atención directa de las personas a la fuente de captación (cámara). Matemáticamente se han obtenido buenos resultados en alcanzar un espacio de características invariante a cambios de posición, escala y rotación, pero los esfuerzos en la actualidad, van dirigidos a lograr un conjunto de características en el andar del hombre, las cuales sean invariantes a factores como: diferentes ángulos de vista, tipo de ropa, calzado, velocidad, terreno, edad, objetos llevados etc. (sección 1.2). Hay aportes que tratan de fusionar la forma de caminar con otras modalidades, como rostro, lo cual no es ventajoso, porque se prescindiría de cierta resolución y la atención de la persona a la cámara, eliminando con esto la mayor ventaja de esta modalidad. Otra variante con muy buen futuro, está en el enriquecimiento usando la biometría suave. Uno de los últimos aportes [7], reporta muy buenos porcentajes de reconocimiento sobre la base de datos (CASIA B), aunque afirma su mismo autor, Mark Nixon en [23], que esta modalidad biométrica no está suficientemente madura para ser utilizada en aplicaciones reales de trabajos de video-vigilancia, por lo que no se observan publicaciones de módulos de reconocimiento de personas por la forma de

caminar en explotación. En [21] se verifica, que el Centro de Excelencia Biométrica del FBI, está considerando los avances de las técnicas en esta área (reconocimiento por Gait), esperando que se convierta en una tecnología lo suficientemente confiable, para poder incluirla en su sistema de Identificación de última Generación (NGI, siglas en inglés), para próximas versiones de su sistema de identificación multimodal. Obtener un sistema de reconocimiento de humanos por la forma de caminar, que opere de forma invariante a los factores de la sección (1.2), con énfasis en el ángulo de vista, es una tarea difícil, aunque, aplicaciones en áreas controladas (pasillos, aeropuertos, acera etc.), obtendría muy buenos resultados.

Referencias bibliográficas

1. Jain, A.K., Ross, A., Prabhakar, S.: An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techn* **14**(1) (2004) 4–20
2. Gregory, Peter, C.C., Simon, M.A.: *Biometrics For Dummies. For Dummies* (2008)
3. Nixon, M.S., Carter, J.N.: Automatic recognition by gait. *Proceedings of IEEE* **94**(11) (November 2006) 2013–2024
4. Wang, L., Tan, T., Ning, H., Hu, W.: Silhouette analysis-based gait recognition for human identification. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell* **25**(12) (2003) 1505–1518
5. Bouchrika, I., Nixon, M.S.: Model-based feature extraction for gait analysis and recognition. In: *Model-based Imaging, Rendering, Image Analysis and Graphical special Effects*. (2007) 150–160
6. Chen, S., Gao, Y.: An invariant appearance model for gait recognition. In: *ICME, IEEE* (2007) 1375–1378
7. Goffredo, M., Carter, J.N., Nixon, M.S.: Front-view gait recognition. In: *Biometrics: Theory, Applications, and Systems*. (2008) 1–6
8. Goffredo, M., Seely, R.D., Carter, J.N., Nixon, M.S.: Markerless view independent gait analysis with self-camera calibration. In: *FG*. (2008) 1–6
9. Guo, B.F., Nixon, M.S.: Gait feature subset selection by mutual information. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics* **39**(1) (January 2009) 36–46
10. Goffredo, M., Spencer, N., Pearce, D., Carter, J.N., Nixon, M.S.: Human perambulation as a self calibrating biometric. In: *International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*. (2007) 139–153
11. Goffredo, M., Bouchrika, I., Carter, J., Nixon, M.: Performance analysis for gait in camera networks. (2008)
12. Seely, R.D., Samangoei, S., Lee, M., Carter, J.N., Nixon, M.S.: The university of southampton multi-biometric tunnel and introducing a novel 3D gait dataset. In: *Biometrics: Theory, Applications, and Systems*. (2008) 1–6
13. Samangoei, S., Nixon, M.S.: Performing content-based retrieval of humans using gait biometrics. In Duke, D.J., Hardman, L., Hauptmann, A.G., Paulus, D., Staab, S., eds.: *SAMT*. Volume 5392 of *Lecture Notes in Computer Science.*, Springer (2008) 105–120
14. Samangoei, S., Guo, B.F., Nixon, M.S.: The use of semantic human description as a soft biometric. In: *Biometrics: Theory, Applications, and Systems*. (2008) 1–7
15. Seely, R., Carter, J., Nixon, M.: Spatio-temporal 3d gait recognition. In: *3D Video ? Analysis, Display and Applications*. (February 2008)
16. Tan, D.L., Huang, K.Q., Yu, S.Q., Tan, T.N.: Uniprojective features for gait recognition. In: *Biometric Authentication*. (2007) 673–682
17. Yu, S.Q., Tan, D.L., Huang, K.Q., Tan, T.N.: Reducing the effect of noise on human contour in gait recognition. In: *Biometric Authentication*. (2007) 338–346
18. Moreno, M.R., Trinidad, J.F.M., Ochoa, J.A.C.: Gait recognition based on silhouette, contour and classifier ensembles. In: *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*. (2008) 527–534

19. Ekinici, M., Aykut, M., Gedikli, E.: Gait recognition by applying multiple projections and kernel PCA. In Perner, P., ed.: *MLDM*. Volume 4571 of *Lecture Notes in Computer Science.*, Springer (2007) 727–741
20. Nixon, M.S., Tan, T.N., Chellappa, R.: *Human Identification Based on Gait* (The Kluwer International Series on Biometrics). Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA (2005)
21. <http://www.idnoticias.com/2009/02/27/fbi-presenta-un-nuevo-sistema-biometrico-multimodal> (2009)
22. Wang, L., Tan, T.N., Hu, W.M., Ning, H.Z.: Automatic gait recognition based on statistical shape analysis. *IEEE Trans. Image Processing* **12**(9) (September 2003) 1120–1131
23. Bouchrika, I., Nixon, M.S.: Exploratory factor analysis of gait recognition. In: *FG*. (2008) 1–6
24. Yoo, J.H., Nixon, M.S.: Feature extraction and selection for recognizing humans by their gait. In: *Advances in Visual Computing*. (2006) II: 156–165
25. Collins, R.T., Gross, R., Shi, J.B.: Silhouette-based human identification from body shape and gait. In: *FG*. (2002) 351–356
26. Kuchar, Scrimger, Kuchar, O.A., Scrimger, J.N.: Biomechanical modelling and animating human hand movements. In: *in Central Europe on Computer Graphics and Visualization*. (1965) 242–251
27. Yu, S.Q., Tan, D.L., Tan, T.N.: Modelling the effect of view angle variation on appearance-based gait recognition. In: *ACCV*. (2006) I:807–816
28. Sarkar, S., Phillips, P.J., Liu, Z.Y., Vega, I.R., Grother, P.J., Bowyer, K.W.: The humanID gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence* **27**(2) (February 2005) 162–177
29. Yu, S.Q., Tan, D.L., Tan, T.N.: A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition. In: *ICPR*. (2006) IV: 441–444
30. Chen, C.H., Liang, J.M., Zhao, H., Hu, H.H., Tian, J.: Frame difference energy image for gait recognition with incomplete silhouettes. *Pattern Recognition Letters* **30**(11) (August 2009) 977–984,
31. Chen, C., Liang, J., Zhao, H., Hu, H.: Gait recognition using hidden markov model. In Jiao, L., Wang, L., Gao, X., Liu, J., Wu, F., eds.: *ICNC* (1). Volume 4221 of *Lecture Notes in Computer Science.*, Springer (2006) 399–407
32. Hu, W., Tan, T.N., Wang, L., Maybank, S.J.: A survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics* **34**(3) (August 2004) 334–352
33. Shutler, J.D., Grant, M.G., Nixon, M.S., Carter, J.N.: On a large sequence-based human gait database. In Lotfi, A., Garibaldi, J., John, R., eds.: *Proceedings of the 4th International Conference on Recent Advances in Soft Computing*, Nottingham, United Kingdom, The Nottingham Trent University (December 12-13 2002) 66–72
34. Huang, P.S., Harris, C.J., Nixon, M.S.: Recognising humans by gait via parametric canonical space. *AI in Engineering* **13**(4) (1999) 359–366
35. Moreno, M.R., Trinidad, J.F.M., Ochoa, J.A.C.: Gait recognition based on silhouette, contour and classifier ensembles. In: *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*. (2008) 527–534
36. BenAbdelkader, C., Cutler, R.G., Davis, L.S.: Gait recognition using image self-similarity. *EURASIP J. Appl. Signal Process.* **2004** (2004) 572–585
37. Abdelkader, C.B., Cutler, R., Nanda, H., Davis, L.S.: Eigengait: Motion-based recognition of people using image self-similarity. In: *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*. (2001) 284
38. Kale, A., Sundaresan, A., Rajagopalan, A.N., Cuntoor, N.P., Chowdhury, A.K.R., Kruger, V., Chellappa, R.: Identification of humans using gait. *IEEE Trans. Image Processing* **13**(9) (September 2004) 1163–1173
39. Yu, S., Wang, L., Hu, W., Tan, T.: Gait analysis for human identification in frequency domain. In: *ICIG '04: Proceedings of the Third International Conference on Image and Graphics*, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society (2004) 282–285
40. Abdelkader, C.B.: Motion-based recognition of people in eigengait space. In: *FGR '02: Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society (2002) 267
41. Lee, L., Grimson, W.E.L.: Gait analysis for recognition and classification. In: *FG*. (2002) 148–155
42. Phillips, P.J., Sarkar, S., Robledo, I., Grother, P.J., Bowyer, K.W.: The gait identification challenge problem: data sets and baseline algorithm. In: *ICPR*. (2002) I: 385–388
43. Samangoeei, S., Guo, B.F., Nixon, M.S.: The use of semantic human description as a soft biometric. In: *Biometrics: Theory, Applications, and Systems*. (2008) 1–7

44. Gross, R., Shi, J.: The cmu motion of body (mobo) database. Technical Report CMU-RI-TR-01-18, Robotics Institute, Pittsburgh, PA (June 2001)
45. Johnson, A.Y., Bobick, A.F.: A multi-view method for gait recognition using static body parameters. In: Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication. (2001) 301
46. <http://www.ai.mit.edu/people/lee/HID> (2001)

RT_024, abril 2010

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2010

Editor: Lic. Lucía González Bayona

Diseño de Portada: DCG Matilde Galindo Sánchez

RNPS No. 2142

ISSN 2072-6287

Indicaciones para los Autores:

Seguir la plantilla que aparece en www.cenatav.co.cu

C E N A T A V

7ma. No. 21812 e/218 y 222, Rpto. Siboney, Playa;

Ciudad de La Habana. Cuba. C.P. 12200

Impreso en Cuba

