

# Extracción de Características basadas en distancias para Reconocimiento Biométrico de Imágenes del Cuerpo en la banda de Ondas Milimétricas

M. Moreno-Moreno<sup>1</sup>, J. Fierrez<sup>1</sup>, R. Vera-Rodríguez<sup>1</sup>, J. Parrón<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ATVS - Biometric Recognition Group Universidad Autónoma de Madrid, EPS  
C/ Francisco Tomás y Valiente, 11. 28049 Madrid. Spain  
{miriam.moreno, julian.fierrez, ruben.vera}@uam.es

<sup>2</sup>AMS - Antenna and Microwave Systems Group Universitat Autònoma de Barcelona  
Campus de la UAB, 08193 Bellaterra, Barcelona, Spain  
josep.parron@uab.es

**Resumen** En este trabajo se describe el proceso completo de extracción de características para el reconocimiento biométrico de imágenes del cuerpo humano adquiridas en la banda de las ondas milimétricas. El objetivo es encontrar un conjunto pequeño de características basadas en distancias que puedan usarse en la autenticación de geometría del cuerpo, consiguiendo bajas tasas de error. Este enfoque constituye una alternativa a los métodos de reconocimiento holísticos ya propuestos en la literatura para dicho tipo de imágenes. El sistema se ha probado con una base de datos que comprende un total de 1200 imágenes de 50 personas. Los resultados obtenidos demuestran que el uso de un número pequeño de características basadas en distancias proporciona una buena separación de usuarios.

**Keywords:** Imágenes en la banda de las ondas milimétricas, 94 GHz, simulación de imágenes, base de datos sintética, biometría, procesado de imagen, geometría del cuerpo, características basadas en distancias, extracción de características, selección de características.

## 1. Introducción

Muchos de los rasgos biométricos usados para identificar a las personas, como la cara, la mano, la oreja o la forma de andar, tradicionalmente se han extraído de imágenes adquiridas con cámaras que trabajan en la banda del visible del espectro electromagnético. Tales imágenes se ven afectadas, entre otros factores, por las condiciones de iluminación y las oclusiones presentes en el cuerpo (e.g. ropa, maquillaje, pelo, etc.) Con el fin de solventar dichas limitaciones, muchos investigadores han propuesto el uso de imágenes adquiridas en otros rangos espectrales: rayos X, infrarrojo, ondas milimétricas (MMW) y ondas submilimétricas (SMW) [1]. Las imágenes capturadas más allá del espectro visible

superan, hasta cierto punto, algunas de las limitaciones mencionadas; es más, son más robustas que otros tipos de imágenes o rasgos frente a posibles ataques al correspondiente sistema biométrico. Entre las bandas espectrales fuera del espectro visible, las ondas milimétricas (con frecuencia en la banda de 30-300 GHz) presentan propiedades que pueden ser aprovechadas en biometría [2]: capacidad para penetrar la ropa y otras oclusiones, su inocuidad, su bajo nivel de intrusividad, y el reciente desarrollo y rápido avance que están experimentando los sistemas de captura de imágenes en la banda de GHz-THz. A pesar de dichas ventajas, hasta el momento sólo hay un trabajo de investigación publicado sobre reconocimiento biométrico con ese tipo de imágenes, en el que se usa un método holístico [3]. Esta escasez de trabajos de investigación en reconocimiento biométrico basado en imágenes MMW es debida, en parte, a la carencia de bases de datos de imágenes de personas en la banda de los GHz. Esto es debido a: (i) los problemas de privacidad que presentan estas imágenes y (ii) que la mayoría de los sistemas de captura de imágenes que funcionan en la banda de MMW/SMW están en fase de prototipo o no son fácilmente accesibles para investigación.

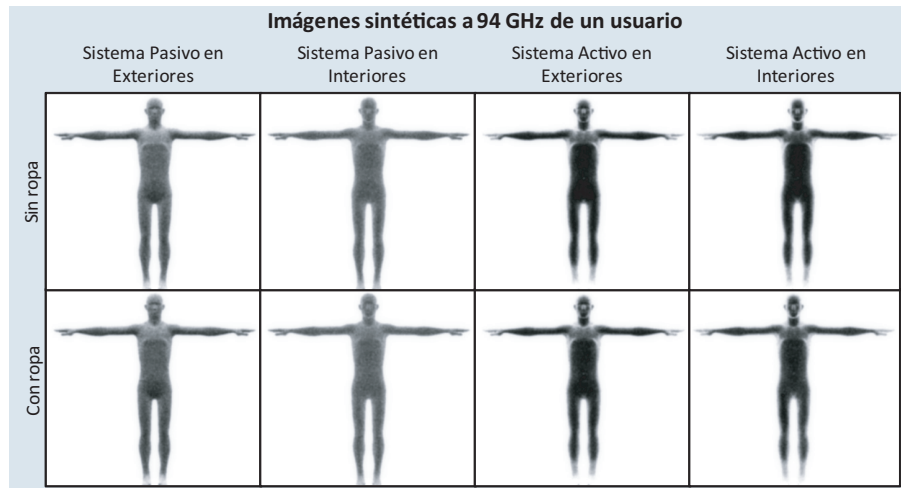
En esta contribución se proponen y se estudian nuevos métodos para procesar y extraer características de imágenes MMW del cuerpo. Primero, se genera una base de datos compuesta por imágenes sintéticas de 50 personas. Tras el procesamiento de las mismas, diferentes distancias características se extraen a partir de ciertos puntos de referencia relacionados con la silueta del cuerpo. Finalmente, se realizan unas validaciones experimentales para determinar las características más discriminativas y su poder de discriminación.

El artículo está estructurado de la siguiente manera. El contenido y las principales características de la base de datos usada se presentan brevemente en la Sec. 2. La Sec. 3 describe los pasos seguidos para obtener el vector de características: segmentación de la imagen, extracción del contorno del cuerpo, generación de los puntos de interés y construcción del vector de características. La evaluación de las características seleccionadas se realiza en la Sec. 4, donde se lleva a cabo un análisis cualitativo y cuantitativo. Las conclusiones se extraen finalmente en la Sec. 5 donde se presenta además el trabajo futuro.

Parámetros Principales	Medidas Corporales	
Género	Contorno del cuello	Contorno de la cintura
Edad	Altura	Distancia nuca-cintura
Tono muscular	Contorno del brazo	Distancia cintura-cadera
Peso	Longitud del brazo	Distancia cuello-hombro
Altura	Longitud del antebrazo	Longitud del muslo
	Contorno de la muñeca	Longitud de la pierna
	Distancia frontal del pecho	Contorno del gemelo
	Contorno de pecho	Contorno del tobillo
	Contorno por debajo del pecho	Contorno del muslo
		Contorno de las caderas

**Cuadro 1.** Parámetros principales y medidas corporales tomadas de cada sujeto.

## 2. Base de datos BIOGIGA



**Figura 1.** Imágenes sintéticas de un usuario simulado a 94 GHz con sistema pasivo y activo en exteriores e interiores, y una orientación de la cámara de  $0^\circ$ .

La tecnología de captura de imagen en la banda de GHz-THz está todavía en su infancia [4], por tanto los precios de los escasos equipos comerciales siguen siendo altos. Este hecho junto con los problemas de privacidad de las imágenes de MMW es el responsable de la carencia de bases de datos públicas de imágenes de cuerpos de personas en esa banda espectral. Es por esta razón que se ha generado una base de datos sintética, llamada BIOGIGA en [5]. El objetivo de dicha base de datos es el desarrollo de sistemas de reconocimiento biométrico basados en imágenes de MMW.

BIOGIGA consta de imágenes sintéticas a 94 GHz del cuerpo de 50 personas. Las imágenes son el resultado de simulaciones llevadas a cabo sobre modelos corporales tridimensionales en dos tipos de escenario (exteriores e interiores) y con dos tipos de sistemas de captura de imagen (pasivos y activos). Estos modelos corporales fueron previamente generados en base a medidas corporales de personas. Estas medidas se muestran en la Tabla 1.

La base de datos está balanceada en lo que a género se refiere, contando con imágenes de 25 mujeres y 25 hombres, con edades comprendidas entre los 15 y los 55 años. Para cada usuario, BIOGIGA cuenta con 4 grupos de imágenes:

- Imágenes simuladas por un sistema pasivo en exteriores.
- Imágenes simuladas por un sistema pasivo en interiores.
- Imágenes simuladas por un sistema activo en exteriores.
- Imágenes simuladas por un sistema activo en interiores.

Para cada usuario y cada uno de los grupos anteriores, se generaron las siguientes imágenes:

- Imágenes del modelo 3D del cuerpo humano con ropa y un ángulo formado por la cámara de  $-10^\circ$ ,  $0^\circ$  y  $10^\circ$ .
- Imágenes del modelo 3D del cuerpo humano sin ropa y un ángulo formado por la cámara de  $-10^\circ$ ,  $0^\circ$  y  $10^\circ$ .

De acuerdo con todo lo expuesto anteriormente, para cada usuario la base de datos tiene  $4 \times 2 \times 3 = 24$  imágenes a 94 GHz. Por tanto, el número total de imágenes en BIOGIGA es  $50 \times 24 = 1200$ .

### 3. Procesado de la Imagen y Extracción de Características

Con el fin de obtener un vector de características para cada imagen, se siguieron los siguientes pasos, que aparecen representados en la Fig. 2.

#### 3.1. Segmentación de la imagen

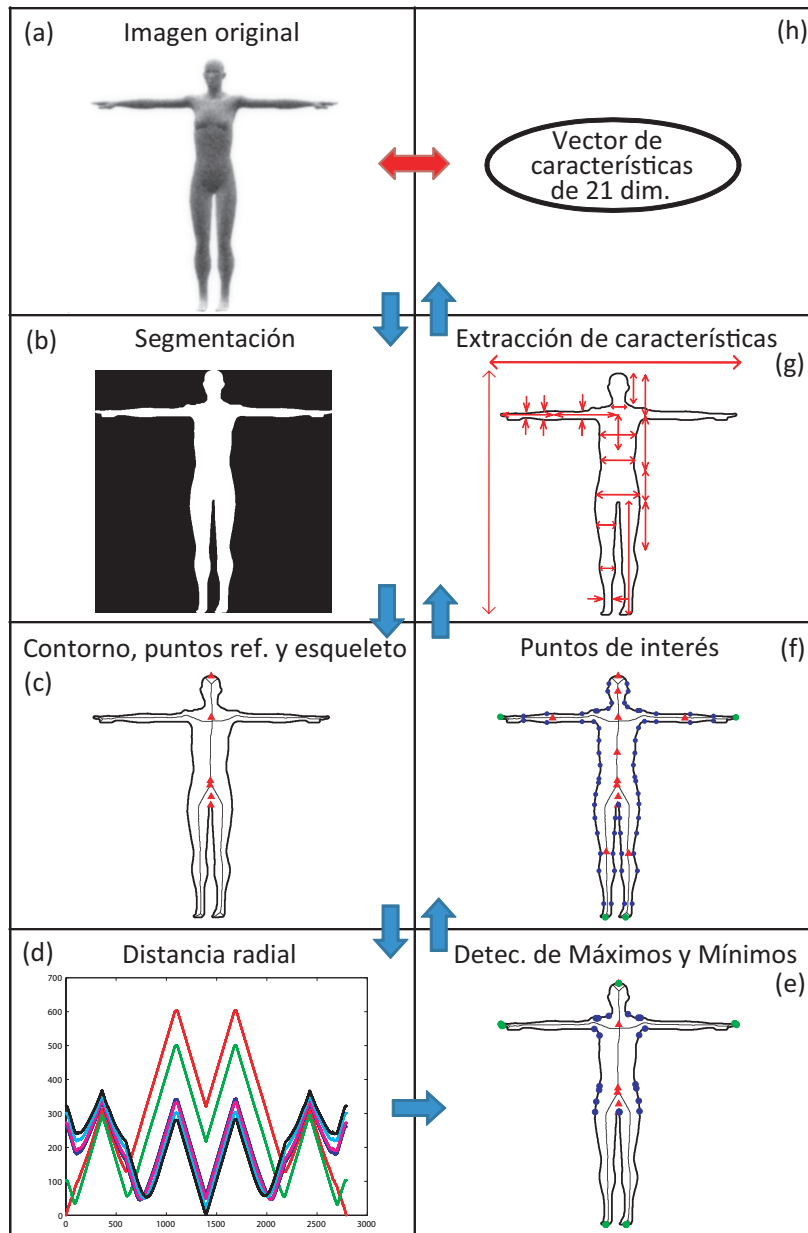
El primer paso es binarizar la imagen, separando el cuerpo del fondo. Una característica de las imágenes simuladas por los sistemas pasivos es el diferente nivel de gris que presentan en las diferentes partes del cuerpo. Por ejemplo el abdomen es mucho más oscuro que los pies. Este hecho dificulta considerablemente el proceso de segmentación. Este problema se resolvió en dos pasos:

- Detección del borde del cuerpo.
- Operaciones morfológicas.

Primero se aplica a la imagen un detector de bordes basado en el algoritmo de Canny (cuyos parámetros son previamente ajustados). A continuación se realizan varias operaciones morfológicas en la imagen de bordes resultante. Estas operaciones morfológicas consisten en cierres con diferentes elementos estructurales en las distintas partes de la imagen (cabeza, brazos, tronco+piernas y los pies). Por último, otra serie de cierres morfológicos eliminan las irregularidades espúreas.

#### 3.2. Extracción del contorno

Una vez segmentada la imagen, sólo se considera la componente conexa de mayor tamaño, que se asume que es el cuerpo. A continuación se extrae el contorno del mismo. Después se detecta el punto medio de la parte superior de la cabeza. Este punto constituye el primer punto del contorno y el resto de coordenadas se ordenan en el sentido de avance de las agujas del reloj. Además de extraer el contorno, se extrae un esqueleto básico por medio de operaciones morfológicas.



**Figura 2.** Pasos principales seguidos para extraer características: (a) Imagen original (de un usuario con ropa y con un ángulo de cámara de  $-10^\circ$ ), (b) imagen segmentada, (c) puntos de referencia y esqueleto, (d) distancia radial de cada punto de referencia a cada punto del contorno (una curva por cada punto de referencia), (e) adición de los puntos con distancia máxima y mínima a los puntos de referencia, (f) todos los puntos relevantes extraídos y (h) el vector de características de 21 dimensiones.

### 3.3. Obtención de puntos de referencia

Primero se obtienen seis puntos de referencia: (i) el punto medio de la parte superior de la cabeza, (ii) el punto de cruce entre la línea horizontal de los brazos y la línea vertical del torso, (iii) el centroide del cuerpo, (iv) el punto de bifurcación del esqueleto en el área del abdomen, (v) el punto central de rectángulo circunscrito en el cuerpo y (vi) el pubis. La Fig. 2(c) es un ejemplo de imagen obtenida tras la extracción del borde, de los 6 puntos de referencia mencionados y del esqueleto.

Para cada uno de los 6 puntos de referencia, se calcula la distancia euclídea entre el punto de referencia y cada punto del contorno. Por tanto se obtiene una función unidimensional (la distancia radial en función del número de píxel del contorno) por cada punto de referencia. Como resultado obtenemos las seis funciones mostradas en la Fig. 2(d). Se examina cada función en busca de los máximos y mínimos locales. Los máximos de las funciones de distancia radial corresponden a los puntos más externos de la cabeza, manos y pies, mientras que los mínimos se corresponden con ciertos puntos del cuello, hombros, axilas, muñeca y caderas, dependiendo del punto de referencia considerado. La Fig. 2(e) muestra un ejemplo de contorno del cuerpo junto con los puntos de máxima y mínima distancia (además del esqueleto y de los puntos de referencia), para un usuario determinado.

Con el fin de disponer de un número suficientemente alto de medidas del cuerpo, se detectan más puntos, tanto dentro del área delimitada por el contorno, como sobre el propio contorno. Se detectan los siguiente puntos:

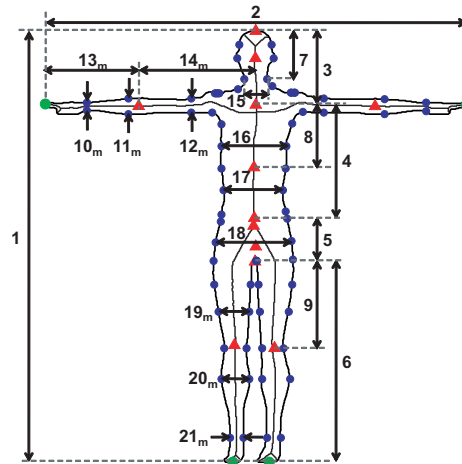
- El centroide de algunas partes del cuerpo: cabeza, brazos, torso y piernas.
- Algunos puntos del contorno de dichas partes (por ejemplo en el caso del torso, los puntos del borde situados a tres alturas diferentes: a un cuarto, a la mitad y a tres cuartos de la altura del torso.)

### 3.4. Generación del vector de características

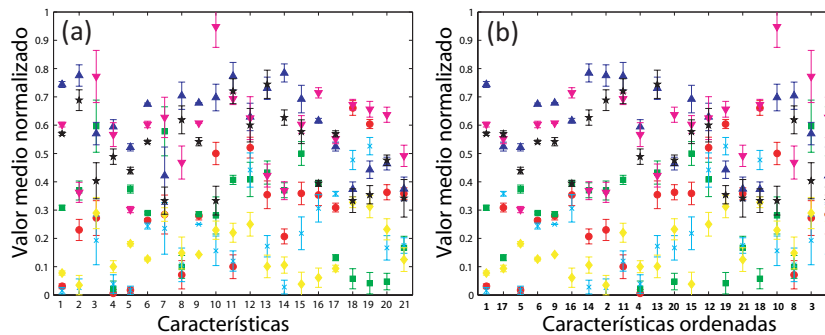
Una vez que se han obtenido todos los puntos de interés del cuerpo, se calcula la distancia euclídea entre algunos de ellos. En concreto se calculan 21 distancias que constituyen las componentes del vector de características. La Fig. 2(g) y la Fig. 3 muestran las distancias consideradas. En la Fig. 3, junto a cada distancia aparece un número que representa el número de componente de esa distancia en el vector de características (e.g. la altura es la primera componente del vector de características, es la característica número 1).

## 4. Validación Experimental

En el análisis que se describe a continuación, sólo se han considerado las imágenes simuladas por sistemas pasivos. Los resultados gráficos se muestran exclusivamente para las imágenes simuladas en exteriores por sistemas pasivos.



**Figura 3.** Contorno del cuerpo, puntos de interés y distancias extraídas entre ellos para el usuario y condiciones de la Fig. 2. Estas distancias forman el vector de características de 21 dimensiones. El número junto a cada flecha es el número de componente en el vector de características. Aquéllos que tienen un subíndice  $m$  han sido calculados como el promedio entre la distancia marcada y la análoga de la extremidad derecha. Los triángulos rojos representan los seis puntos de referencia iniciales y los centroides de la cabeza, brazos, torso y piernas. Los círculos azules representan aquellos puntos sobre la silueta del cuerpo (algunos de mínima distancia a los puntos de referencia). Los círculos verdes representan aquellos puntos con máxima distancia desde los puntos de referencia iniciales.



**Figura 4.** Valores medios normalizados de las componentes del vector de características para 7 usuarios. (a) Sin ordenar, (b) ordenadas según su poder discriminativo (ver texto). Cada usuario se representa con un color y símbolo diferente.

Para las imágenes simuladas por sistemas pasivos en interiores los resultados son muy similares. En el caso de imágenes simuladas por sistemas activos el mismo análisis se llevará a cabo como parte del trabajo futuro, en el cual será necesario modificar la etapa de segmentación de la imagen, dadas las diferencias entre

la apariencia de las imágenes simuladas por sistemas pasivos y activos (e.g. las últimas presentan un contraste mayor).

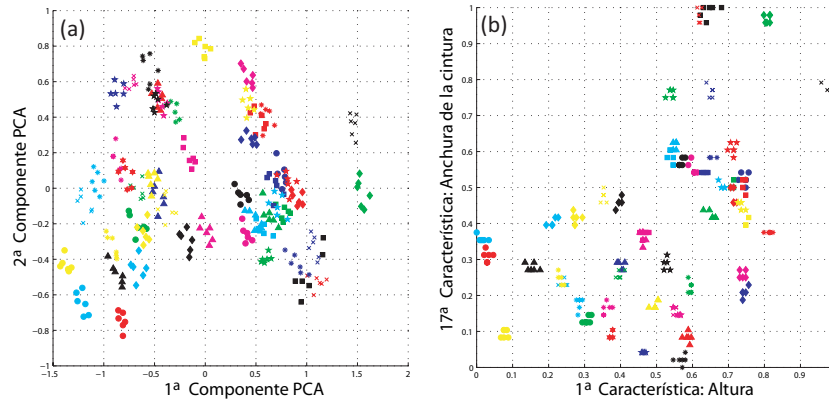
#### 4.1. Evaluación de las Características extraídas

La Fig. 4(a) representa el valor medio y la desviación estándar (en forma de barra de error) de cada una de las componentes (distancias normalizadas) del vector de características para siete usuarios aleatoriamente elegidos de entre los 50 disponibles (un color y símbolo diferente para cada usuario). Como se puede ver, los valores de algunas componentes difieren mucho de unos usuarios a otros, mientras que otros son más parecidos entre sí. Por otro lado las barras de error se solapan en algunos casos. Para determinar las características más discriminativas, las componentes del vector de características se ordenan en orden decreciente de su grado de discriminación. Para esto se han calculado dos magnitudes:

- **La separación promedio** entre los valores medios de cada componente de todos los usuarios.
- **El solape** entre las barras de error de la misma componente entre todos los usuarios.

La característica más discriminativa será aquella con la mayor separación promedio y el menor solape entre los diferentes sujetos. Por tanto, las características se ordenan en orden decreciente del valor del siguiente cociente: *separación promedio/solape*. La Fig. 4(b) muestra el vector de características para los mismos 7 sujetos de la Fig. 4(a) tras la ordenación. Aunque la Fig. 4(b) sólo muestra los valores para 7 usuarios, el ordenamiento se realizó teniendo en cuenta los vectores de los 50 usuarios. Se puede comprobar, según se avanza hacia la derecha, la disminución de la separación entre los promedios y el aumento del solape entre las barras de error. El número inicial de cada característica (el mismo número que el de la Fig. 3) aparece escrito debajo del eje  $x$  con letra negrita. Vale la pena notar que las tres componentes más discriminativas (las tres primeras en la Fig. 4(b)) son: (i) la 1<sup>a</sup> (altura), (ii) la 17<sup>a</sup> (anchura de la cintura) y (iii) la 5<sup>a</sup> (distancia entre el centroide del cuerpo y el pubis). La menos discriminativa corresponde a la característica 7<sup>a</sup> (altura de la cabeza). Además, estas cuatro características (las tres mejores y la peor) obtenidas para imágenes simuladas por sistemas pasivos en exteriores, son las mismas al usar imágenes simuladas en interiores. No es raro que la altura de la cabeza sea la característica menos discriminativa, dado el proceso seguido para generar el modelo tridimensional del cuerpo, a partir de las medidas hechas sobre cada persona: la altura de la cabeza no se considera al generar el modelo 3D, por lo que todos los modelos presentan aproximadamente el mismo valor de la altura de la cabeza en sus modelos 3D, usados posteriormente para simular las imágenes en la banda de MMW.





**Figura 5.** Representación 2D del poder discriminativo de las características extraídas. (a) 2ª componente PCA vs 1ª componente PCA de los 300 vectores (6 por usuario). (b) 2ª característica más discriminativa (anchura de la cintura) vs la más discriminativa (la altura). En ambas gráficas cada usuario tiene su propio color y símbolo.

#### 4.2. Análisis del grado de discriminación

Para evaluar mejor el poder de discriminación de las características, éstas se representan en las dos gráficas de la Fig. 5:

- La Fig. 5(a) representa la segunda componente PCA vs la primera componente PCA de los 300 vectores (6 por usuario), habiendo usado todos los vectores de 21 dimensiones para obtener la matriz de la transformación.
- La Fig. 5(b) representa la segunda característica más discriminativa (anchura de la cintura) vs la más discriminativa (la altura).

En ambas gráficas cada usuario tiene su propio color y símbolo, por lo que cada usuario debe estar representado por una nube de símbolos con el mismo color y forma de símbolo. En ambos casos, Fig. 5(a) y Fig. 5(b), queda patente que las nubes están claramente separadas. Solamente en algunas regiones del subespacio 2D algunas nubes se solapan. Este hecho prueba que las características seleccionadas son discriminativas. Comparando ambas gráficas, parece que las nubes en la Fig. 5(b) son más pequeñas y más separadas entre ellas que las de la Fig. 5(a). Esto revela que incluso con dos características (la altura y la anchura de la cintura) sería posible distinguir a diferentes usuarios. Debe notarse que este análisis valida las características propuestas pero no estima sus capacidades prácticas de reconocimiento. Para calcularlas deben realizarse experimentos de clasificación, que se llevarán a cabo como trabajo futuro.

## 5. Conclusiones

Se ha propuesto un nuevo método para extraer características en imágenes de personas en la banda de MMW. Este método está basado en la detección de pun-

tos relevantes del cuerpo seguido de la medida de 21 distancias entre ellos. Estas distancias forman el vector de características de cada imagen. Tras el análisis de las características seleccionadas (usando para ello PCA y ordenándolas según su poder de discriminación), se ha probado que tienen suficiente grado de discriminación como para distinguir diferentes usuarios. Además, incluso sólo con las dos características más discriminativas, parece que los usuarios se clasifican correctamente.

Las limitaciones de este trabajo están relacionadas con las características especiales de la base de datos usada. La base de datos BIOGIGA está compuesta por imágenes de solamente 50 usuarios, además se trata de imágenes sintéticas. Estos dos hechos hacen que el conjunto de datos usado sea limitado en comparación con los datos reales encontrados en la práctica, obtenidos por sistemas de captura de imágenes a esas frecuencias. Sin embargo, las imágenes sintéticas son muy similares a aquéllas adquiridas a 94 GHz (comparar la Fig. 1 con las imágenes en [3].) Asimismo, las imágenes sintéticas usadas están basadas en medidas reales de personas. Por tanto, las características propuestas pueden ser directamente aplicadas y son útiles en imágenes reales capturadas en la banda de MMW.

Finalmente, el sistema presentado debería completarse con una etapa de clasificación. Esto permitirá realizar experimentos de verificación y/o identificación y cuantificar la tasa de error usando los vectores de 21 dimensiones o vectores de menos componentes. Un sistema biométrico completo basado en las características propuestas para imágenes de MMW podría aplicarse, en los próximos años, en los puntos de seguridad de los aeropuertos y otros escenarios de control.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por los proyectos Bio-Challenge (TEC2009-11186), Contexts (S2009/TIC-1485), TeraSense (CSD2008-00068) y Cátedra UAM-Telefónica.

## Referencias

1. Moreno-Moreno, M., et al.: Biometrics Beyond the Visible Spectrum: Imaging Technologies and Applications. In: Proceedings of BioID-Multicomm 2009. Volume 5707 of LNCS., Springer (2009) 154–161
2. Moreno-Moreno, M., et al.: Millimeter- and Submillimeter-Wave Imaging Technologies for Biometric Purposes. In: Proceedings of XXIV Simposium Nacional de Union Científica Internacional de Radio. (2009)
3. Alefs, B., et al.: Thorax biometrics from Millimetre-Wave images. *Pattern Recognition Letters* **31** (2010) 2357–2363
4. Mait, J., et al.: 94-GHz Imager With Extended Depth of Field. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* **57** (2009) 1713–1719
5. Moreno-Moreno, M., et al.: BioGiga: Base de datos de imágenes sintéticas de personas a 94 GHz con fines biométricos. In: Proceedings of XXVI Simposium Nacional de Union Científica Internacional de Radio. (2011)