

# Reconocimiento Biométrico Basado en la Forma del Cuerpo Usando Imágenes en la Banda MMW

Ester González-Sosa, Rubén Vera-Rodríguez, Julián Fierrez y Javier Ortega-García

Biometric Recognition Group - ATVS, Universidad Autónoma de Madrid,  
Avda. Francisco Tomás y Valiente, 11 - 28049 Madrid, Spain

`ester.gonzalezs@estudiante.uam.es,`  
`{ruben.vera, julian.fierrez, javier.ortega}@uam.es`

**Abstract.** El uso de imágenes en la banda de MMW ha sido propuesto recientemente en el área del reconocimiento biométrico con el objetivo de solventar ciertas limitaciones que presentan los sistemas basados en imágenes adquiridas en frecuencias visibles. En este trabajo se aplican varias técnicas de modelado de forma para modelar la silueta de imágenes de personas adquiridas a 94 GHz. Se usan tres enfoques principales: un sistema básico basado en la distancia Euclídea, un método de programación dinámica y un procedimiento utilizando los descriptores Shape Contexts. Los resultados muestran que la técnica de programación dinámica consigue los mejores resultados en cuanto al rendimiento del sistema (en torno a 1.3% EER) y el coste computacional. Se lleva a cabo además una comparación con un trabajo previo basado en la extracción de distancias geométricas entre varios puntos de referencia del contorno del cuerpo. En este trabajo se consigue un 33% EER de mejora relativa media.

## 1 Introducción

Existen muchos rasgos biométricos que se usan para identificar individuos: huella dactilar, firma, iris, voz, cara, mano, etc. La mayoría de estos rasgos se adquieren con cámaras que trabajan en la banda visible del espectro electromagnético. Estas imágenes se ven afectadas por variaciones de iluminación, oclusiones del cuerpo (por ejemplo: el efecto de la ropa, maquillaje, pelo, etc.) entre otros. Para solucionar estas limitaciones, algunos investigadores han propuesto el uso de imágenes adquiridas en otras bandas del espectro: rayos X, infrarrojos, ondas milimétricas (MMW) y submilimétricas (SMW) [1]. Las imágenes que se adquieren en otros rangos solventan algunas de estas limitaciones ya mencionadas; además, son más robustas frente a ataques que otro tipo de imágenes o rasgos biométricos.

Entre las regiones del espectro fuera del espectro visible, las ondas milimétricas (con frecuencias en la banda de 30-300 GHz) presentan propiedades interesantes que puedan ser explotadas en el área de la biometría: habilidad de traspasar la ropa y otro tipo de oclusiones, inocuidad para la salud, bajo intrusismo, y el reciente despliegue y creciente progreso de sistemas de GHz y THz en distintas aplicaciones.

A pesar de las numerosas ventajas que esta banda de frecuencia posee, existen muy pocos trabajos en este campo hasta la fecha. Concretamente, existe un trabajo que trata con imágenes reales en esta banda [2], y otros basados en la base de datos BIOGIGA, que es una base de datos sintética [3,4]. En [2], Alefs *et al.* proponen un enfoque de reconocimiento holístico basado en información de textura de las imágenes MMW. Por otro lado, el trabajo propuesto por Moreno-Moreno *et al.* propone un sistema biométrico basado en distancias geométricas entre diferentes puntos de referencia del contorno. Esta escasez de investigación en sistemas de reconocimiento basados en imágenes MMW es debida, en parte, a la falta de bases de datos de imágenes de personas adquiridas en la banda de los GHz. Esta carencia es debida a: *i)* los problemas de privacidad que estas imágenes presentan, y *ii)* que la mayoría de los sistemas de procesamiento de imagen que trabajan en la banda MMW/SMW están todavía en pleno desarrollo.

En este trabajo, proponemos un nuevo enfoque de sistema de reconocimiento biométrico basado en la comparación de los contornos del cuerpo extraídos de imágenes a 94 GHz. Tomamos inspiración de varios trabajos previos que muestran que el reconocimiento a través de la forma y el contorno de rasgos como la mano o la firma es bastante fiable [5,6]. Se consideran tres enfoques basados en la forma del cuerpo: *i)* una técnica básica basada en la distancia Euclídea, *ii)* una técnica de programación dinámica basada en el algoritmo de dynamic time warping, (DTW) y *iii)* el descriptor shape contexts. Diversos experimentos se llevan a cabo para determinar el rendimiento y comportamiento de estos tres enfoques. Se utilizan además tres protocolos experimentales diferentes atendiendo a la cantidad de imágenes utilizadas para entrenar y al tamaño de contorno que se utilice. Finalmente, se realiza una comparación con un trabajo previo basado en distancias geométricas, resultando en una mejora relativa del rendimiento del 33% EER.

Este trabajo se estructura como sigue. La base de datos y el procedimiento llevado a cabo para obtener los contornos de las personas es explicado en la sección 2. La sección 3 describe los diferentes métodos utilizados en este artículo para modelizar los contornos. La evaluación de estos métodos se realiza en la sección 4. Finalmente, las conclusiones se resumen en 5.

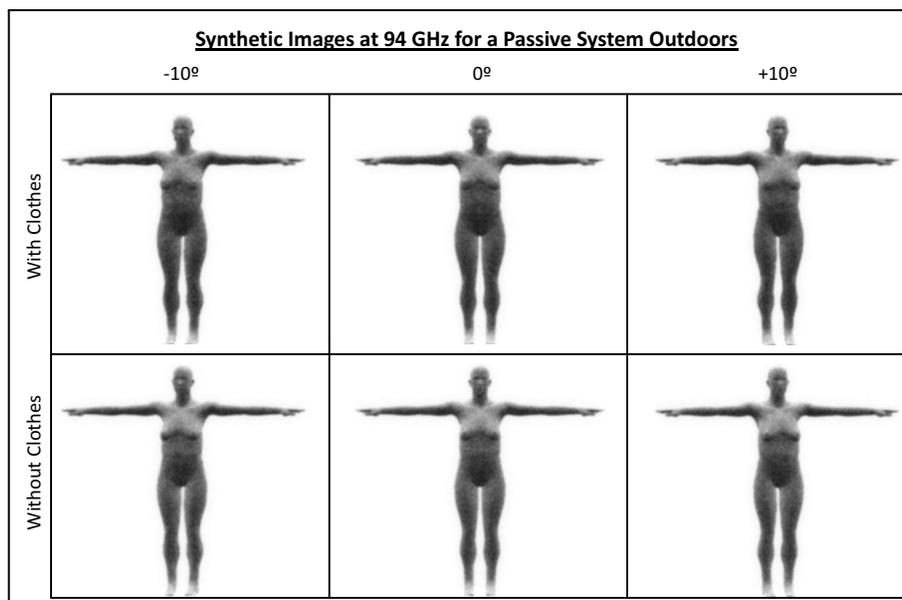
## 2 Base de datos y extracción del contorno

La base de datos BIOGIGA está formada por imágenes sintéticas adquiridas a 94 GHz del cuerpo de 50 individuos (25 hombres y 25 mujeres). Las imágenes son el resultado de simulaciones de modelos del cuerpo en dos tipos de escenario (exteriores e interiores) y con dos tipos de sistemas de procesamiento de imagen (pasivos y activos). Estos modelos corporales fueron previamente generados usando el software MakeHuman<sup>1</sup> basado en medidas del cuerpo obtenidas de los individuos. Después, estos modelos se importan a Blender<sup>2</sup>, que simula el efecto

---

<sup>1</sup> <http://makehuman.org/>

<sup>2</sup> <http://blender.org/>

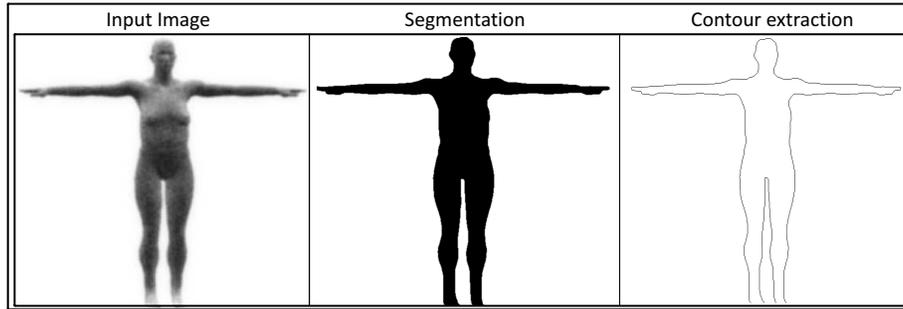


**Fig. 1.** Imágenes sintéticas de un usuario simuladas a 94 GHz con un sistema pasivo y en exteriores. La figura muestra los tres diferentes ángulos de la cámara e imágenes con ropa y sin ropa

de la radiación de 94 GHz sobre los modelos humanos. Una descripción mas detallada de la generación de la base de datos BIOGIGCA puede verse en [3].

En este trabajo, solo se utilizan imágenes pasivas en escenarios de exterior. Este subconjunto de la base de datos está compuesto por 50 individuos, con seis imágenes por usuario cada uno. Tres de ellas son simuladas con ropa, mientras que las otras tres son simuladas sin ropa para analizar el efecto de la ropa y tener cierta variabilidad entre imágenes de la misma persona. Para ello, tres ángulos entre el individuo y la cámara son considerados, teniendo imágenes con -10, 0 y +10 grados. La figura 1 muestra un ejemplo de las imágenes correspondientes a un usuario de la base de datos. Como se puede ver, las imágenes con y sin ropa son muy similares ya que la frecuencia de los 94 GHz es transparente al efecto de la ropa; sin embargo, la intensidad del pixel es un poco más oscura en las imágenes con ropa y pequeñas partes de ropa se notan en las muñecas y el cuello.

El objetivo de este artículo se basa en desarrollar un sistema biométrico basado en el contorno de la silueta de los cuerpos. Por tanto, el primer paso consiste en binarizar las imágenes, esto es, separar el fondo del cuerpo de la persona. Una característica inherente de las imágenes simuladas por los sistemas pasivos es la diferencia de nivel de gris que presentan en las diferentes partes del cuerpo. Por ejemplo, el abdomen es mucho mas oscuro que los pies. Este hecho dificulta el proceso de segmentación. Este problema se soluciona llevando a cabo



**Fig. 2.** Principales pasos llevados a cabo en el sistema para extraer el contorno. De izquierda a derecha: imagen original (de un individuo con ropa y un ángulo de cámara de +10 grados), imagen segmentada, extracción de contorno.

el proceso de segmentación en dos etapas: *i*) detección de bordes y *ii*) detección morfológica.

Un detector de bordes de Canny (cuyos parámetros son previamente configurados) se aplica a la imagen. Hecho esto, se realizan varias operaciones morfológicas al resultado del detector de bordes. Estas operaciones morfológicas consisten en operaciones de cierre con diferentes elementos estructurales en diferentes áreas de la imagen (cabeza, brazos, región entre los brazos y la media pierna, pies). Finalmente, otro conjunto de operaciones morfológicas de cierre eliminan irregularidades espúreas, y obtienen el contorno final del cuerpo humano, que es usado en la siguiente sección experimental. La figura 2 muestra un ejemplo del proceso de segmentación y extracción del contorno.

### 3 Enfoques basados en la forma del cuerpo

Esta sección describe los enfoques basados en la forma del cuerpo seguidos para construir el sistema biométrico. En este caso, la información biométrica utilizada está basada en las coordenadas  $x$  e  $y$  del contorno del cuerpo. En este trabajo, se estudia y se compara tres enfoques diferentes. El primero está basado en el cálculo de la distancia Euclídea (ED) entre dos siluetas; el segundo se centra en una técnica de programación dinámica y el tercero está basado en el descriptor shape contexts.

#### 3.1 Técnica básica: Distancia Euclídea (ED)

Esta técnica sencilla consiste en calcular la disimilitud entre las coordenadas del contorno de dos imágenes de siluetas. La única restricción de este método es el hecho que las distancias se tienen que calcular entre secuencias de la misma longitud. Por lo tanto, se tiene que realizar una normalización de la dimensión de los contornos. Una vez hecho esto, la distancia euclídea entre los dos contornos normalizados es calculada siguiendo la siguiente ecuación 1:

$$Dist_{l2} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^2 \sqrt{((a_{ij} - b_{ij}))^2} \quad (1)$$

donde  $a, b$  representa la secuencia de las coordenadas del contorno de las imágenes  $a$  y  $b$  respectivamente;  $i = 1, 2$  representa el número de coordenadas que describen cada punto del contorno, en este caso:  $x$  e  $y$  (fila y columna), y  $j = 1, \dots, N$  definen cada punto del contorno, asumiendo que cada punto del contorno es definido por  $N$  puntos.

### 3.2 Programación dinámica: Dynamic Warping Technique (DTW)

El algoritmo dynamic time warping (DTW) es una técnica de programación dinámica que fue presentada por Yashuhara *et al.* [7]. El objetivo de DTW es encontrar una alineación elástica entre muestras de pares de secuencia que minimizan una cierta medida de distancia. En el ámbito biométrico, fue primera vez usada para verificación de firma manuscrita [8,6].

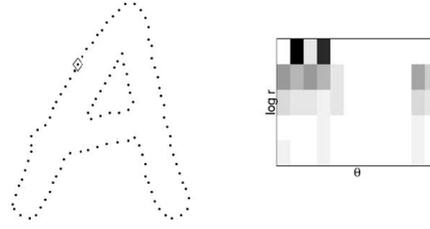
En este trabajo, DTW es utilizada para obtener una distancia acumulada entre dos ristas de coordenadas, que tiene que ser mínima. La ecuación 2 muestra la transformación de esta distancia mínima en un valor de puntuación donde  $K$  es el factor de normalización que tiene en cuenta el número de puntos alineados entre dos secuencias.

$$score = e^{-\frac{DIST}{K}} \quad (2)$$

### 3.3 Descriptores Shape Contexts (SC)

Los descriptores Shape Contexts fueron introducidos por Belongie *et al.* [9]. Esta técnica trata de describir la viabilidad de un punto específico describiendo la distancia relativa y la distancia angular con respecto al resto de puntos de la forma. Este método considera el conjunto de vectores que parten del punto al resto de los puntos muestreados en una forma. El número de intervalos radiales e intervalos angulares son los principales parámetros de este descriptor. Como resultado, el descriptor shape context de cada punto se fija a un vector de longitud  $(r\_bins * \theta\_bins)$ . la figura 3 muestra un ejemplo de un descriptor shape context para el punto dentro del símbolo diamante en la forma de la letra "A". Los colores oscuros significan una alta densidad de puntos dentro de ese intervalo, mientras que colores más claros implican una menor densidad de puntos. El histograma muestra que la mayoría de puntos son muy similares tanto en sentido radial como angular.

Este trabajo estudia si este descriptor complejo puede mejorar el rendimiento del sistema o no. Una vez el descriptor shape context se calcula para todos los puntos del contorno, se aplica el algoritmo DTW para encontrar la mejor alineación entre este descriptor en vez de usar las coordenadas del contorno.



**Fig. 3.** Ejemplo de secuencia de puntos que describe la forma de la letra "A" y el descriptor shape context dentro del símbolo diamante, extraída de [9]

## 4 Resultados experimentales

Esta sección describe el trabajo experimental llevado a cabo para analizar el rendimiento de los diferentes enfoques en la sección 3. Los tres métodos anteriormente mencionados son evaluados con las coordenadas del contorno de la base de datos BIOGIGA descrita en la sección 2.

En este trabajo, se consideran tres protocolos experimentales: *i)* protocolo 1:3, *ii)* protocolo 2:3 and *iii)* protocolo 3:3, donde el primer número hace referencia al número de imágenes de entrenamiento que se utilizan por usuario, y el segundo número al número de imágenes de test por usuario. Las imágenes de entrenamiento son aquellas que el sistema previamente tiene de cada usuario y son utilizadas para registrar al usuario en el sistema, mientras que las imágenes de test son aquellas dadas por el usuario cuando el o ella intenta ser aceptado por el sistema. En los experimentos todas las imágenes de entrenamiento son imágenes con ropa, y todas las imágenes de test son sin ropa (con el objetivo de tener el escenario más exigente con diferencias serias entre el entrenamiento y el test en cuanto a la ropa). La configuración para cada protocolo es como sigue:

- P1:3, train ( $cr_*$ ), test: ( $sr_{10}, sr_{-10}, sr_0$ )
- P2:3, train ( $cr_*, cr_*$ ), test: ( $sr_{10}, sr_{-10}, sr_0$ )
- P3:3, train ( $cr_{10}, cr_{-10}, cr_0$ ) test: ( $sr_{10}, sr_{-10}, sr_0$ )

donde  $cr_*$  hace referencia a las imágenes con ropa para los tres ángulos entre el individuo y la cámara (-10, 0 and 10), y  $sr$  hace mención a imágenes sin ropa. Se ha de tener en cuenta que cuando se tienen dos o tres imágenes para entrenar o para la fase de comparación, la fusión de la información contenida en las imágenes se realiza nivel de puntuaciones, por ejemplo, todas las comparaciones individuales entre entrenamiento y test son hechas imagen a imagen, y luego los scores se fusionan usando la regla de la suma. Esto es debido principalmente al hecho de que los contornos no tienen la misma dimensión en todos los casos, por lo que es inviable realizar la fusión a nivel de características.

Un aspecto importante a tener en cuenta es el hecho de que los contornos no tienen el mismo tamaño. La base de datos contiene 6 imágenes por persona y

Experiment	Contour Size 2800 approx.			Contour Size 500 approx.		
	EER 1:3	EER 2:3	EER 3:3	EER 1:3	EER 2:3	EER 3:3
ED NormS	5.33 %	5.33%	4.89%	5.33%	5.33%	4.89%
DTW NormS	<b>1.33 %</b>	<b>1.17%</b>	<b>1.51%</b>	2.00%	2.00%	2.00%
DTW MeanS	1.33 %	1.23%	1.59%	<b>2.00%</b>	<b>1.18%</b>	<b>1.30%</b>
DTW SC NormS	2.00 %	2.00%	2.00%	2.38%	2.00%	2.00%

**Table 1.** Rendimiento del sistema biométrico basado en la formada del cuerpo para la técnica de la distancia Euclídea, el algoritmo Dynamic Time Warping y el descriptor Shape Context.

cada contorno extraído de dichas imágenes posee un número de coordenadas que no tiene por qué coincidir con el número de coordenadas de las otras imágenes de la misma persona. Aparte de esta variabilidad intra-persona, existe también una gran variabilidad inter-persona. De esta forma, los experimentos basados en DTW se llevan a cabo usando los contornos con su tamaño original (MeanS) y también con los contornos normalizados al mismo tamaño (NormS). Para los casos de ED y SC sólo se llevan a cabo experimentos con contornos normalizados al mismo tamaño.

Las secciones siguientes describen los cuatro experimentos que se han llevado a cabo en este trabajo. El primero compara una técnica simple basada en la distancia euclídea con el caso de usar el algoritmo DTW. El segundo experimento analiza el efecto de la normalización de las secuencias de contornos al mismo tamaño. El tercer experimento analiza el efecto de la dimensión de los contornos y el último experimento estudia la conveniencia de usar un descriptor de la forma del cuerpo más complejo. Finalmente, los resultados son comparados con resultados obtenidos previamente [4].

#### 4.1 Comparación entre ED y DTW

Este experimento analiza la conveniencia de usar DTW comparado con la técnica básica basada en la distancia euclídea (ED). Teniendo en cuenta que el coste computacional de DTW es mayor que el de ED, DTW sólo merece la pena llevarlo a cabo si implica una mejora en el rendimiento del sistema.

Todos los resultados se muestran en la Tabla 4.1 en la forma de tasas de igual error (EER), que es una medida de rendimiento muy popular en el ámbito del reconocimiento biométrico para el modo verificación. Para cada experimento se calcularon 6 valores del EER siguiendo los protocolos definidos (P1:3, P2:3, P3:3) y la dimensión de los contornos. Se consideraron dos tamaños para los contornos: el tamaño original del contorno obtenido en la etapa de preprocesado descrita en la Sección 2, y un tamaño reducido a 500 puntos aproximadamente.

En este caso, estamos interesados en comparar las dos primeras filas de la Tabla 4.1. Podemos concluir que al aplicar DTW se obtiene mejor rendimiento del sistema biométrico. Por ejemplo, aplicar DTW a las coordenadas de los contornos en lugar de calcular su distancia euclídea resulta en una mejora relativa

del 74.22% de EER en media (pasamos de 5.3% EER a 1.2% EER para P2:3) para el caso de usar el tamaño original de los contornos; y 61.42% (pasamos de 5.3% EER a 2.0% EER para P2:3) para el contorno de tamaño 500 puntos. Esta mejora es debido al poder discriminativo del algoritmo DTW para encontrar una buena alineación entre los contornos, la cual minimiza la distancia entre ellos.

En cuanto a los tres protocolos definidos, el P2:3 obtiene los mejores resultados de EER para el caso de DTW (1.17% EER), aunque los tres protocolos obtienen unas tasas de EER muy parecidas.

#### 4.2 Análisis del efecto de la normalización del contorno

En este experimento estudiamos el efecto de llevar a cabo la normalización de los contornos. En este caso, nos fijamos en la segunda y tercera columnas de la Tabla 4.1, la cual muestra los resultados para los casos de normalizar las secuencias de contornos al mismo tamaño (NormS) y usar el tamaño original o un muestreo de los mismos (MeanS) respectivamente para el caso de DTW.

Como se puede observar en la tabla, cuando se usa el contorno de tamaño 2800 la normalización obtiene un poco de mejora en el rendimiento, pero que no es muy significativa. Sin embargo, cuando se usan los contornos de tamaño 500 se produce una mejora muy significativa del rendimiento del 25.34% de EER cuando se usa un muestreo de los contornos (1.2% EER para P2:3) respecto al caso de llevar a cabo la normalización de los mismos al tamaño exacto de 500 (2% EER para P2:3). De esta forma, podemos concluir que usar el tamaño original de los contornos o un muestreo de los mismos, es una mejor opción que normalizarlos todos al mismo tamaño. La razón principal para esto es que los contornos de la misma persona son mas o menos del mismo tamaño, mientras que son más distintos a los de otras personas, por lo que el tamaño del contorno es también un rasgo discriminativo de la persona.

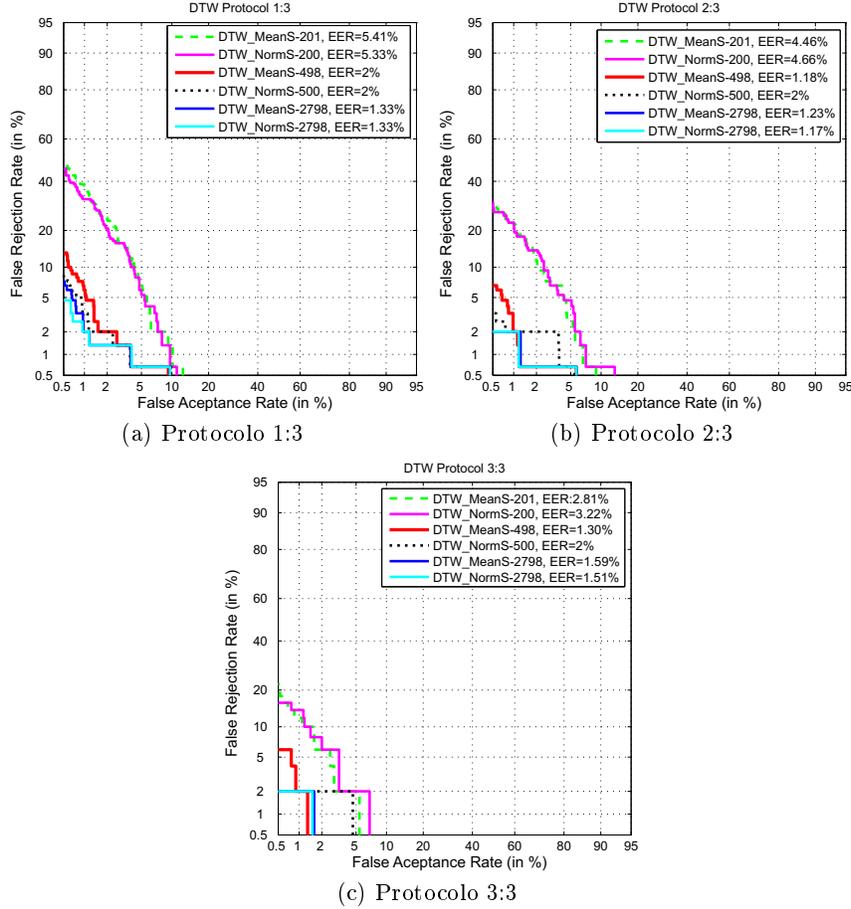
#### 4.3 Estudio del efecto del tamaño de los contornos para DTW

En este experimento analizamos el efecto del tamaño de las secuencias de contornos para el caso de DTW (segunda y tercera filas de la Tabla 4.1).

Estudiamos tres dimensiones de los contornos: 2800, 500 y 200, de los cuales los dos primeras se muestran en la tabla. Además, mostramos los resultados para ambos contornos, los normalizados (NormS) y los que contienen tamaño distinto (MeanS), para los tres protocolos definidos. Estos resultados se muestran mediante el uso de curvas DET en la Figura 4.

Como se puede observar en las Figuras 4(a), 4(b) y 4(c), los mejores resultados en todos los casos se obtienen cuando se usa el tamaño original de los contornos, es decir, 2800 en media. A medida que disminuimos la dimensión de los contornos se empeora el rendimiento del sistema. La mejora relativa entre el peor y mejor casos es del 75.42% para el protocolo 1:3, 74.9% para el protocolo 2:3 y 53.11% para el protocolo 3:3.

Si comparamos los resultados para los tres protocolos podemos observar cómo las curvas DET se acercan al origen de la gráfica cuando se usan más datos



**Fig. 4.** Curvas DET para el caso del enfoque DTW para contornos con dimensión 2800, 500 y 200, normalizados (NormS) o con su tamaño original (MeanS), y para los Protocolos 1:3, 2:3, y 3:3.

de entrenamiento, es decir, los mejores resultados se obtienen para el caso del protocolo 3:3. Cabe destacar que en este caso el número de puntuaciones es menor comparado con los otros dos protocolos, y esto hace que los valores de EER no sean menores comparados con ellos, pero la tendencia general de las curvas si lo es.

#### 4.4 Uso de DTW con Shape Contexts

El último experimento llevado a cabo en este trabajo analiza el efecto de usar mayor información sobre el contorno que sólo las dos coordenadas x e y de los contornos. En este caso aplicamos un descriptor Shape Contexts a cada coordenada del contorno antes de usar DTW y analizar los resultados obtenidos.

En este caso específico, los descriptores Shape Contexts se usaron con un histograma log-polar de 12 intervalos de distancia radial y 5 intervalos de distancia de ángulo, resultando en un vector de 60 componentes para cada punto del contorno. Esto los aplicamos a los contornos con tamaño normalizado a 2800 y a 500 puntos.

Cabe destacar que en este caso las puntuaciones fueron calculadas del siguiente modo:

$$score = -\frac{DIST}{K} \quad (3)$$

En este caso no aplicamos la exponencial como en la Ecuación 2 ya que los resultados fueron mucho mejores de esta forma, los cuales se muestran en la cuarta fila de la Tabla 4.1. Con estos resultados, podemos concluir que el uso de un método más complejo como los Shape Contexts no resulta en una mejora del rendimiento del sistema. Un estudio más a fondo usando distintos tamaños de distancia radial y de ángulo para los Shape Contexts se propone como trabajo futuro.

#### 4.5 Comparación con trabajos anteriores

Finalmente, los resultados obtenidos en este trabajo se comparan con experimentos previos usando la misma base de datos y los mismo protocolos [4]. En ese trabajo, el sistema biométrico estaba basado en 21 medidas geométricas entre varios puntos clave del contorno. En ese caso se obtuvieron resultados en torno al 2% de EER para los tres protocolos. En este trabajo vamos como podemos obtener una mejora relativa del 33.17% de EER para el mejor caso (DTW NormS con contornos de tamaño 2800), teniendo en media un 1.33% de EER. Este trabajo previo de Moreno-Moreno *et al.* [4] además usó el algoritmo de selección de características SFFS con el que obtuvo mejoras de las tasas de EER muy significativas. En nuestro caso, dicho algoritmo también se podría utilizar para mejorar aún más el rendimiento del sistema.

## 5 Conclusiones

En este trabajo se ha desarrollado un sistema de reconocimiento biométrico basado en la forma corporal usando imágenes adquiridas en la banda de las ondas milimétricas (base de datos BIOGIGA). El uso de imágenes MMW en lugar de imágenes adquiridas en otras bandas espectrales presenta algunas ventajas, mayormente su transparencia a la ropa que permite extraer fácilmente el contorno de las imágenes. Se han analizado varios métodos de extracción y comparación de los contornos, como el más sencillo basado en la distancia euclídea, a otros más complejos basados en programación dinámica y descriptores Shape Contexts. Los mejores resultados se obtiene cuando se usa el algoritmo DTW directamente sobre las coordenadas de los contornos con su máxima resolución. En este caso las tasas de error están en el rango de 1.2%-1.5%, lo que corresponde

a una mejora relativa del 33% de EER comparado con trabajos previos basados en distancias geométricas entre puntos clave del contorno llevados a cabo sobre la misma base de datos.

Las limitaciones de este trabajo están relacionadas con las características de la base de datos usadas. Las imágenes de la base de datos BIOGIGA están limitadas cuando se comparan con imágenes obtenidas por sistemas reales, sin embargo, no existen bases de datos de este tipo de imágenes por el momento. Por otro lado, las imágenes sintéticas usadas están basadas en medidas reales de personas y son muy parecidas a imágenes reales a 94 GHz.

Como trabajo futuro, proponemos seguir investigando sobre técnicas de extracción de características basadas en la forma del cuerpo como son los descriptores de Fourier [10] y también basadas en la textura de las imágenes [2]. Además, es de interés la fusión de ambos métodos de extracción de características basados en las medidas geométricas y la comparación de los contornos.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado parcialmente por los proyectos TeraSense (CSD2008-00068), Bio-Shield (TEC2012-34881), Contexts (S2009/TIC-1485) y la Cátedra UAM-Telefónica. E. Gonzalez-Sosa es recipiente de una beca de la Obra Social La Caixa-Convocatoria 2012 y R.V.R es recipiente de un contrato Juan de la Cierva del MINECO.

## References

1. Moreno-Moreno, M., Fierrez, J., Ortega-Garcia, J.: Biometrics beyond the visible spectrum: Imaging technologies and applications. In: Proc. Biometric ID Management and Multimodal Communication. Springer (2009) 154–161
2. Alefs, B., den Hollander, R., Nennie, F., van der Houwen, E., Bruijn, M., van der Mark, W., Noordam, J.: Thorax biometrics from millimetre-wave images. *Pattern Recognition Letters* **31** (2010) 2357–2363
3. Moreno-Moreno, M., Fierrez, J., Vera-Rodriguez, R., Parron, J.: Distance-based feature extraction for biometric recognition of millimeterwave body images. In: Proc. IEEE Intl. Carnahan Conf. on Security Technology, ICCST. (2011) 326–331
4. Moreno-Moreno, M., Fierrez, J., Vera-Rodriguez, R., Parron, J.: Simulation of millimeter wave body images and its application to biometric recognition. In: Proc. International Conference SPIE Defense Security and Sensing, SPIE. Volume 8362. (2012) 83620E–1
5. Yoruk, E., Konukoglu, E., Sankur, B., Darbon, J.: Shape-based hand recognition. *IEEE Transactions on Image Processing* **15** (2006) 1803–1815
6. Jain, A.K., Griess, F.D., Connell, S.D.: On-line signature verification. *Pattern Recognition* **35** (2002) 2963 – 2972
7. Yasuhara, M., Oka, M.: Signature verification experiment based on nonlinear time alignment: a feasibility study. *IEEE Trans. Systems Man Cybernet* **17** (1977) 212–216
8. Kholmatov, A., Yanikoglu, B.: Identity authentication using improved online signature verification method. *Pattern recognition letters* **26** (2005) 2400–2408

9. Belongie, S., Malik, J., Puzicha, J.: Shape matching and object recognition using shape contexts. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* **24** (2002) 509–522
10. Persoon, E., Fu, K.S.: Shape discrimination using fourier descriptors. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* **7** (1977) 170–179