

Evaluación de la Información Espacial de Señales de Pisadas como Técnica Biométrica

R. Vera-Rodriguez^{1,2}, J. Mason², J. Fierrez¹ y J. Ortega-Garcia¹

¹ Biometric Recognition Group - ATVS, Universidad Autónoma de Madrid,
Avda. Francisco Tomás y Valiente, 11 - 28049 Madrid, Spain

² Speech and Image Research Group, Swansea University,
Singleton Park SA1 8PP, Swansea, UK
{ruben.vera, julian.fierrez, javier.ortega}@uam.es, j.s.d.mason@swansea.ac.uk

Abstract. Este artículo presenta un análisis experimental sobre el reconocimiento humano usando señales procedentes de pisadas, y más concretamente usando la información que contienen estas señales en el dominio espacial. Los resultados se han obtenido usando la mayor base de datos de pisadas hasta la fecha, con casi 20,000 señales y más de 120 personas. Las señales de pisadas se obtienen sobre una matriz de sensores piezoeléctricos con una densidad de 650 sensores por m². La extracción de características se basa en la obtención de una imagen que muestra la presión total sobre cada sensor, eliminando de este modo la componente temporal de las señales. El protocolo experimental está basado en un modo de verificación y se obtienen resultados en el rango de 5 a 15% EER dependiendo de las condiciones.

1 Introduction

El reconocimiento biométrico usando señales de pisadas fue sugerido por primera vez en 1977 [1], aunque no fue hasta 1997 cuando se presentaron los primeros resultados experimentales [2]. Desde entonces el tema no ha recibido mucha atención de investigación comparado con otras técnicas biométricas mucho más populares. Sin embargo, investigaciones recientes [3,4] han demostrado el potencial que tienen las pisadas como técnica biométrica.

Uno de los principales beneficios de las pisadas como biometría respecto otros modos más populares como la huella dactilar, la voz o la cara, es que las pisadas pueden ser obtenidas de forma transparente a los usuarios, sin requerir mucha o ninguna cooperación, lo cual es muy conveniente. Otros beneficios son la robustez de las señales frente a distintas condiciones ambientales, con mínimas fuentes externas de ruido que puedan corromper las señales. Además, las señales de pisadas tampoco revelan la identidad de los usuarios como otros modos como la cara o la voz.

Una de las aplicaciones más claras para las pisadas sería formar parte de un sistema multibiométrico, donde la persona caminaría hacia otros sistemas biométricos, como por ejemplo en un control de pasaporte, un sistema de acceso restringido o un escáner de huella dactilar. También encuentra aplicaciones en

domótica [5], donde se podrían ofrecer ciertos servicios dependiendo del patrón de comportamiento de la persona. Además de las aplicaciones de reconocimiento humano, las pisadas tienen otras aplicaciones como en medicina [1] para analizar distintas patologías, en la industria deportiva³ para el calzado y para estudiar distribuciones de peso para mejorar el rendimiento, en vigilancia [6] para seguir a personas por una determinada área o en aplicaciones multimedia [7] como por ejemplo en video juegos.

En la literatura, un número relativamente pequeño de investigadores ha publicado sobre el reconocimiento de personas usando señales procedentes de pisadas [2,8,9,10,11,12,13]. Estos trabajos previos dan una idea del potencial que poseen las pisadas como modo biométrico, obteniendo resultados en el rango de 80-90% de precisión en la identificación. Sin embargo, estas publicaciones se basan en bases de datos pequeñas en número de personas y de señales, típicamente alrededor de 15 personas y unas 20 señales de pisadas por persona [2], lo cual hace que los resultados obtenidos no sean significativos estadísticamente.

Las bases de datos son una herramienta esencial a la hora de evaluar cualquier técnica biométrica, es por esto que en este artículo se muestran resultados obtenidos sobre la mayor base de datos de pisadas obtenida hasta la fecha con casi 20,000 señales válidas y más de 120 usuarios [14], lo cual posibilita una evaluación estadísticamente significativa.

Las señales de pisadas se han obtenido de una matriz de sensores piezoeléctricos con alta densidad espacial, por lo tanto es posible obtener información de dichas señales tanto en el dominio del tiempo como del espacio. En este artículo nos hemos centrado en el análisis de las características de las señales en el dominio del espacio.

El artículo se estructura del siguiente modo. En la Sección 2 se resumen los principales trabajos relacionados. La Sección 3 describe el proceso de extracción de características en el dominio espacial. La Sección 4 muestra los resultados experimentales, y finalmente, la Sección 5 presenta las conclusiones y esboza el trabajo futuro.

2 Trabajos Relacionados

Como se ha indicado, los primeros experimentos sobre el reconocimiento humano usando señales procedentes de pisadas fueron presentados en 1997 [2]. Desde entonces ha habido publicaciones usando distintos tipos de sensores, señales y clasificadores; sin embargo, estas publicaciones se basan en bases de datos pequeñas en número de personas y de señales, lo cual hace que los resultados obtenidos no sean significativos estadísticamente.

La Tabla 1 resume las principales características de las publicaciones que se pueden encontrar en la literatura. Se puede decir que hay dos tipos de sistemas desarrollados para el uso de las pisadas como técnica biométrica: *i*) sistemas que usan sensores tipo *switch* (ON/OFF) [10,11,13]; y *ii*) sistemas que usan sensores

³ <http://www.tekscan.com/medical/system-matscan1.html>, 2009

Grupo/Año	Database	Tecnología	Características	Clasificador	Resultado
Ubifloor (Korea) 2003 [10]	500 walking seq., 10 persons	Switch sensors	Position of stride footsteps	MLP neural net.	ID rate: 92%
Southampton University (UK) 2005 [11]	180 walking seq., 15 persons	Switch sensors	Stride length, cadence and heel-to-toe ratio	NN	ID rate: 80%
University of Oulu (Finland) 2008 [13]	180 walking seq., 9 persons	Switch sensors	length, width, stride length and duration	GP	ID rate: 64% for 1 footstep, 84% for sequence
The ORL Active Floor (UK) 1997 [2]	300 footsteps, 15 persons	Load cells	GRF	HMM	ID rate: 91%
The Smart Floor (USA) 2000 [8]	1680 footsteps, 15 persons	Load cells	Geometric from GRF	NN	ID rate: 93%
ETH Zurich (Switzerland) 2002 [9]	480 footsteps, 16 persons	Piezoelectric sensors	PSD from derivative GRF	NN	Verif EER: 9.5%
EMFi Floor (Finland) 2004/05 [15]	440 footsteps, 11 persons	Electro mechanical film	Geometric from GRF, and FFT	MLP neural net. and LVQ	Best ID rate of 92% using 3 footsteps as test
Southampton University (UK) 2006 [12]	400 footsteps, 11 persons	Load cells	Geometric from GRF	NN	ID rate: 94%
U.S. Naval Academy 2007 [16]	85 footsteps, 8 persons	Piezoelectric sensors	Derivative GRF	HMM	Verif EER: 20%
EMFi Floor (Finland) 2008 [3]	150 walking seq., 10 persons	Electro mechanical film	Geometric from GRF and FFT	SVM	ID rate: 63% for 1 footstep, 92% for 6 footsteps
Swansea University (UK) 2007/09 [4]	3174 footsteps, 41 persons	Piezoelectric sensors	Geometric and holistic from derivative GRF	SVM	Verif EER: 9.5% for Devel, 13.5% for Eval

Table 1. Comparación de distintos sistemas de reconocimiento biométrico usando pisadas entre 1997 y 2010.

de presión [2,4,8,9,12,17], la mayoría de ellos. Los tres primeros sistemas de la tabla usan sensores *switch* y el resto usan sensores de presión.

Los sensores *switch* han sido usados con distintas densidades desde 50 a 1000 sensores por m^2 , lo cual está muy por encima de los sistemas que usan sensores de presión, típicamente con unos 9 sensores por m^2 . Como observación se puede decir que los sistemas de sensores *switch* han estado más centrados en el estudio de la distribución espacial de las pisadas (forma del pie y posición), mientras que los sistemas que usan sensores de presión se han centrado más en el estudio de la distribución de la presión a lo largo del tiempo. Las señales de presión estudiadas en este artículo presentan la novedad de combinar las dos características anteriores, ya que proceden de dos matrices de sensores piezoeléctricos con una densidad espacial de unos 650 sensores por m^2 (88 sensores en un área de 30×45 cm), lo cual permite el estudio de la información contenida tanto en el dominio espacial como temporal.

La segunda columna muestra el tamaño de las bases de datos usadas, que son relativamente pequeñas, como se ha indicado. Se observa un máximo de 16 personas y 2000 señales, excepto en nuestro caso [4] con 3174 pisadas y 41 personas.

Es interesante ver que algunos sistemas presentan resultados para datos de pisadas consecutivas (*stride*) como test, por ejemplo [3,11], mientras que otros para pisadas solas, e.g. [8,18,19]. En [3] se observa una mejora del 63% de tasa de identificación a un 92% al pasar de pisadas solas a usar 6 pisadas consecutivas como test.

3 Extracción de Características en el Dominio Espacial

Como se ha descrito, la principal característica del sistema de captura de pisadas desarrollado es que combina una alta densidad sensorial (650 sensores por m^2), lo cual permite la extracción de información en el dominio espacial como la forma y posición del pie; y por otro lado, consta de sensores piezoeléctricos con los que se obtienen muestras de presión en el tiempo. El resultado son señales de pisadas que contienen más información en comparación con bases de datos previas en el área.

La Figura 1 muestra la presión de los sensores piezoeléctricos en tres instantes de tiempo, que corresponden con los tres estados típicos de una pisada. La Figura 1(a) muestra una imagen en 3D de la presión en el primer estado de la pisada, es decir, cuando el talón presiona la matriz de sensores. La Figura 1(b) muestra lo mismo para el segundo estado, cuando todo el pie distribuye el peso sobre los sensores. Finalmente, la Figura 1(c) muestra lo mismo para el tercer estado, cuando el talón deja de presionar los sensores y la parte frontal (falanges) presiona los sensores. Hay que hacer notar que la salida de los sensores piezoeléctricos es una presión diferencial en el tiempo, es por esto que hay valores negativos como puede observarse en la Figura 1(c).

En este artículo nos vamos a centrar en la información contenida en el dominio espacial de las pisadas, para ello integramos la presión de cada sensor

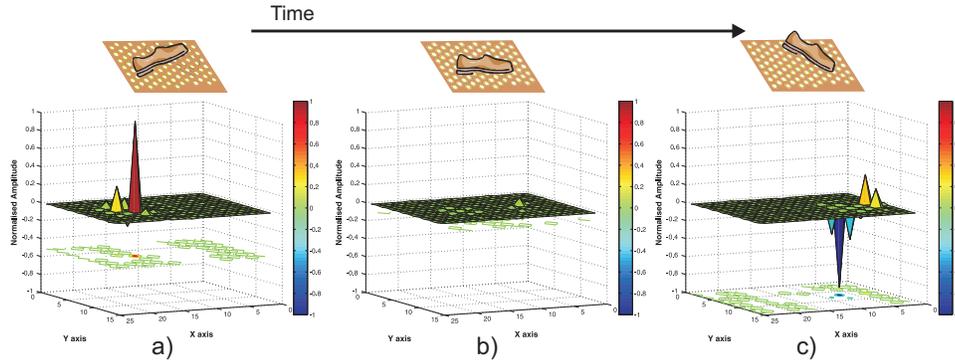


Fig. 1. Ejemplo de señal de pisada con información en el tiempo y espacio. a) Imagen 3D de la presión en el primer estado, b) igual pero en el segundo estado de la pisada y c) para el tercer estado.

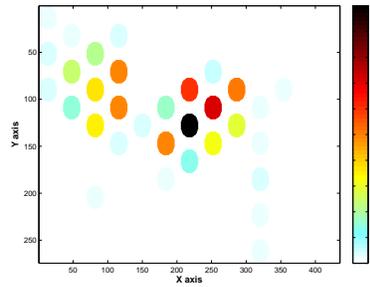


Fig. 2. Ejemplo de señal de pisada que muestra la presión acumulada (AP) de los sensores en una imagen.

a lo largo del tiempo que dura la pisada. De esta forma en lugar de trabajar con una secuencia de imágenes, sólo trabajamos con una imagen que muestra la integración de la presión total de cada sensor, como se muestra en la Figura 2.

Debido a que la salida de los sensores piezoeléctricos producen una señal diferencial de la presión, una simple integración a lo largo del eje temporal produciría un valor próximo a cero. Por tanto, para calcular la presión acumulada (AP) que se muestra en la figura, se integra sobre la señal de presión instantánea o GRF (ground reaction force), usada popularmente en trabajos relacionados.

Sea $s_i[t]$ la señal de salida de los sensores piezoeléctricos i , donde t son las muestras temporales siendo $t = 1, \dots, T_{max}$ e i son los sensores con $i = 1, \dots, 88$. Entonces GRF_i y AP_i se pueden definir como:

$$GRF_i[t] = \sum_{\tau=0}^t (s_i[\tau]) \quad (1)$$

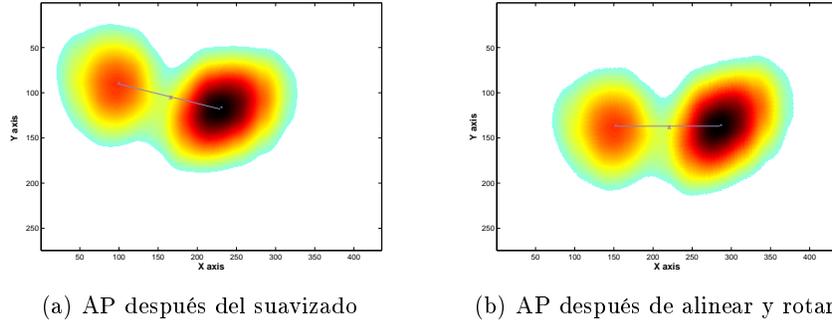


Fig. 3. Extracción de características en el dominio del espacio para una señal de pisada. (a) Imagen resultado del suavizado de la señal mostrada en la Fig. 2 usando un filtro Gaussiano. (b) Imagen resultado después de llevar a cabo el alineado y rotación a un centro común.

$$AP_i = \sum_{t=0}^{T_{max}} (GRF_i[t]) \quad (2)$$

La Figura 2 representa la distribución de los 88 sensores de la matriz usando una resolución de imagen de un pixel por mm^2 , dando los valores de AP_i a las posiciones con sensores y ceros al resto, manteniendo de esta forma la geometría de la matriz de sensores en la imagen.

Este tipo de imagen se suaviza con un filtro Gaussiano, como se muestra en la Figura 3(a). A continuación alineamos en posición y rotación la parte de la imagen correspondiente a la pisada respecto a una posición de referencia. Para realizar el alineamiento, en primer lugar se detectan los dos picos de la señal, que corresponden con el talón y la parte frontal, es decir, las posiciones de mayor presión. Después se calcula el centro de esas posiciones y se alinea y rota como se observa en la Figura 3(b). De este modo todas las señales de pisadas se encuentran centradas y alineadas en rotación y se puede llevar a cabo el reconocimiento biométrico. Para reducir la dimensionalidad de las imágenes se aplica PCA (análisis de componentes principales) antes de ser introducidas en el clasificador, que en este caso es SVM (máquina de vectores soporte).

4 Resultados Experimentales

Respecto al protocolo empleado para evaluar las características extraídas del dominio espacial de las pisadas, se ha puesto especial atención en la división de la base de datos en señales de referencia (*train*) y señales de evaluación (*test*).

La influencia de la cantidad de datos usados en el conjunto de referencia y de evaluación del sistema es un factor muy importante en la evaluación del

	B1		B2	
	Train	Test	Train	Test
Clients	P1 – P40	P1 – P40	P1 - P15	P1 - P15
Footsteps per client	40	170 (8-650)	200	210 (15-490)
Total for clients	1,600	6,697	3,000	3,113
Out of class users	P41 - P127	P41 - P78	P16 – P127	P16 - 78
Total out of class	763	380	2,697	630
Total set	2,363	7,077	5,697	3,743
Total	9,440		9,440	

Table 2. Protocolo experimental para los escenarios B1 (40 modelos, 40 señales/modelo para entrenamiento) y B2 (15 modelos, 200 señales/modelo para entrenamiento).

rendimiento. Esto, que puede ser más común en técnicas biométricas más establecidas, no es considerado en muchos de los casos de reconocimiento usando las pisadas como en [2,8,9], debido a que las bases de datos usadas son muy limitadas en tamaño. Considerando distintas cantidades de datos en el conjunto de entrenamiento se pueden simular distintas aplicaciones. En el caso considerado aquí, las pisadas se podrían usar en aplicaciones extremas como en domótica o en escenarios de control de acceso. En el caso de casas inteligentes habría un número alto de datos por persona para un grupo pequeño de usuarios, mientras que en el otro extremo por ejemplo en un control de seguridad como el que hay en aeropuertos, habría un número de datos limitado para un grupo muy grande de personas.

Una característica de la base de datos considerada aquí es que contiene una gran cantidad de datos para un grupo pequeño de usuarios (>200 señales para 15 personas) y una cantidad pequeña de datos para un mayor grupo (>10 señales para 60 personas). Esta característica se ha usado para definir dos escenarios experimentales, B1 que contiene datos de referencia de 40 personas y 40 señales de pisadas por persona, y B2 que contiene datos de referencia de 15 personas y 200 señales de pisadas por persona. El número de señales exacto empleado en los experimentos se muestra en la Tabla 2. Como se puede observar en la tabla, existe un grupo de usuarios *out of class* con pocos datos que se usan para generar mejores modelos estadísticos. En total, en la base de datos hay 127 usuarios y un total de 9,440 señales de zancadas, es decir, 18,880 pisadas de pie derecho e izquierdo.

En la Figura 4 se muestran las curvas DETs con los resultados experimentales para los dos escenarios definidos. En ambas figuras se muestran los resultados para el caso de las pisadas realizadas con el pie derecho, izquierdo y con la zancada, es decir una combinación de las dos pisadas. Como es de esperar en ambos casos se puede observar un mejor resultado para el caso de la zancada (*stride*), con una media de un 3% de mejora de la tasa de error (EER) en comparación con las pisadas solas. Esto nos haría pensar que al combinar una mayor secuencia

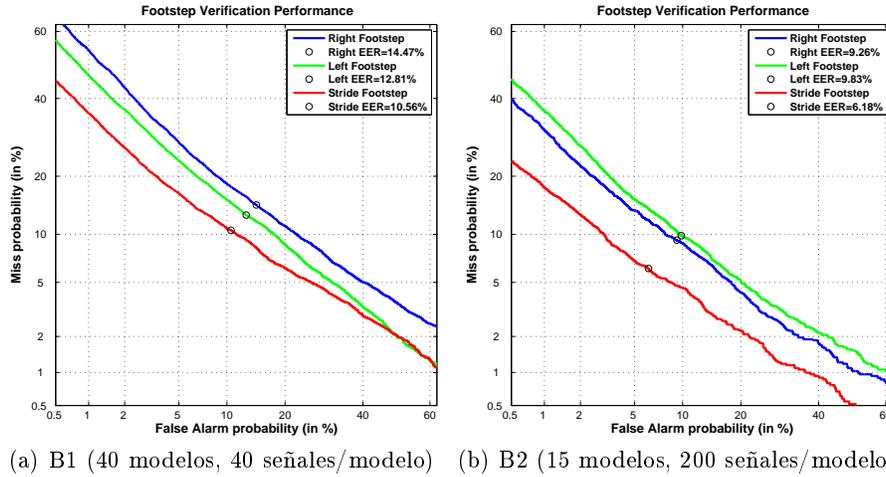


Fig. 4. Curvas DET obtenidas para la evaluación de la información espacial extraída de las señales de pisadas. (a) Resultados para el escenario B1 (40 modelos, 40 señales/modelo para entrenamiento) y (b) para B2 (15 modelos, 200 señales/modelo para entrenamiento).

de pisadas se produciría una mejora aún mayor, como por ejemplo en el caso mostrado en [3]. Otra observación es el mayor rendimiento del sistema para el caso B2 respecto al B1 con una mejora relativa del 42% del EER para el caso de la zancada. Esto da una indicación de la gran influencia que tiene el número de datos usados al entrenar el sistema en el rendimiento; a mayor cantidad de datos en el entrenamiento, mejor es el rendimiento.

Finalmente, si se comparan estos resultados con los de trabajos relacionados mostrados en la Tabla 1 se puede ver que estos son mejores, sobre todos los obtenidos para B2, y que están calculados sobre una base de datos de mucho mayor tamaño, lo que los hace más significativos estadísticamente.

5 Conclusiones y Trabajo Futuro

Este artículo presenta una evaluación del uso de señales procedentes de pisadas para el reconocimiento humano basado en la mayor base de datos hasta la fecha con más de 120 personas y casi 20,000 señales. Las señales obtenidas contienen información tanto en el dominio del tiempo como en el del espacio, al contrario que bases de datos previas en el área.

En este artículo nos hemos centrado en el análisis de la información de las señales de pisadas contenida en el dominio del espacio. Para ello se ha eliminado la información temporal realizando una integración de la señal de presión de cada sensor a lo largo del tiempo. La imagen de presión total obtenida se ha interpolado y suavizado con un filtro Gaussiano antes de detectar los puntos de

mayor presión (correspondientes con el talón y la parte frontal) para así realizar un alineamiento en posición y rotación respecto a una posición central común a toda la base de datos.

En el protocolo experimental se ha estudiado la influencia de la cantidad de datos usados en el entrenamiento del sistema y se ha comprobado que al usar un mayor número de datos se obtiene un mayor rendimiento acompañado de una reducción significativa de la tasa de error. También se ha observado como la combinación de pisadas sueltas en zancadas también produce una mejora considerable del rendimiento.

Como trabajo futuro se propone un análisis complementario al mostrado aquí pero para la información contenida en el dominio del tiempo, como se ha hecho en la mayoría de trabajos relacionados, y llevar a cabo una fusión de ambos sistemas.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado parcialmente por el Fondo Social Europeo (ESF) y por los proyectos Contexts (S2009/TIC-1485), Bio-Challenge (TEC2009-11186) y la Cátedra UAM-Telefónica. Los autores agradecen el trabajo realizado por Richard P. Lewis y Nicholas W.D. Evans durante la obtención de la base de datos usada en este artículo.

References

1. Pedotti, A.: Simple Equipment Used in Clinical Practice for Evaluation of Locomotion. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **BME-24** (1977) 456–461
2. Addlesee, M.D., Jones, A., Livesey, F., Samaria, F.: The ORL Active Floor. *IEEE Personal Communications* **4** (1997) 235–241
3. Suutala, J., Roning, J.: Methods for person identification on a pressure-sensitive floor: Experiments with multiple classifiers and reject option. *Information Fusion. Special Issue on Applications of Ensemble Methods* **9** (2008) 21 – 40
4. Vera-Rodriguez, R., Mason, J., Evans, N.: Assessment of a Footstep Biometric Verification System. In: *Advances in Pattern Recognition. Handbook of Remote Biometrics*. Isbn: 978-1-84882-384-6 edn. Springer (2009)
5. Liau, W.H., Wu, C.L., Fu, L.C.: Inhabitants Tracking System in a Cluttered Home Environment Via Floor Load Sensors. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* **5** (2008) 10–20
6. Shoji, Y., Takasuka, T., Yasukawa, H.: Personal Identification Using Footstep Detection. In: *Proceedings of 2004 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*. (2004) 43–47
7. Srinivasan, P., Birchfield, D., Qian, G., Kidane, A.: A Pressure Sensing Floor for Interactive Media Applications. In: *Proceedings of the 2005 ACM SIGCHI International Conference*. (2005)
8. Orr, R.J., Abowd, G.D.: The Smart Floor: A Mechanism for Natural User Identification and Tracking. In: *Proceedings of Conference on Human Factors in Computing Systems*. (2000)

9. Cattin, C.: Biometric Authentication System Using Human Gait. PhD Thesis. (2002)
10. Yun, J.S., Lee, S.H., Woo, W.T., Ryu, J.H.: The User Identification System Using Walking Pattern over the ubiFloor. In: Proceedings of International Conference on Control, Automation, and Systems. (2003) 1046–1050
11. Middleton, L., Buss, A.A., Bazin, A.I., Nixon, M.S.: A floor sensor system for gait recognition. In: Proceedings of Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies (AutoID'05). (2005) 171–176
12. Gao, Y., Brennan, M.J., Mace, B.R., Muggleton, J.M.: Person recognition by measuring the ground reaction force due to a footstep. In: Proceedings of 9th International Conference on Recent Advances in Structural Dynamics. (2006)
13. Suutala, J., Fujinami, K., Röning, J.: Gaussian process person identifier based on simple floor sensors. In: Proceedings of the 3rd European Conference on Smart Sensing and Context (EuroSSC '08), Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag (2008) 55–68
14. Vera-Rodriguez, R., Mason, J., Evans, N.: Automatic cross-biometric footstep database labelling using speaker recognition. In: Proceedings of the IAPR/IEEE International Conference on Biometrics (ICB). (2009)
15. Suutala, J., Roning, J.: Combining classifiers with different footstep feature sets and multiple samples for person identification. In: Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). Volume 5. (2005) 357–360
16. Stevenson, J.P., Firebaugh, S.L., Charles, H.K.: Biometric Identification from a Floor Based PVDF Sensor Array Using Hidden Markov Models. In: Proceedings of Sensors Applications Symposium Technology Conference (SAS'07). (2007)
17. Suutala, J., Pirttikangas, S., Riekkilä, J., Roning, J.: Reject-optional LVQ-based Two-level Classifier to Improve Reliability in Footstep Identification. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin **3001** (2004) 182–187
18. Vera-Rodriguez, R., Evans, N.W.D., Lewis, R.P., Fauve, B., Mason, J.S.D.: An experimental study on the feasibility of footsteps as a biometric. In: Proceedings of the 15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO'07), Poznan, Poland (2007) 748–752
19. Vera-Rodriguez, R., Lewis, R., Mason, J., Evans, N.: Footstep recognition for a smart home environment. International Journal of Smart Home. Special Issue on Future Generation Smart Space (FGSS) **2** (2008) 95–110