

SIRAH: SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ACTIVIDADES HUMANAS

MELISA DE J. BARRERA*, ALEXANDRE C. R. DA SILVA†, NELSON DE J. LONDOÑO*

**Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería
Universidad de Antioquia
Medellín, Antioquia, Colombia*

†*Departamento de Engenharia Elétrica
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”
Ilha Solteira, São Paulo, Brasil*

Emails: melisa.barrera@udea.edu.co, acrsilva@dee.feis.unesp.br,
nelson.londono@udea.edu.co

Abstract— Human activity recognition is a research area that refers to the systems used to identify specific human behaviour patterns. Ambient and body sensors are used in these systems. Sensors signals are filtered and divided in segments known as windows. The signal properties on each window are extracted and used as inputs for a machine learning algorithm to construct a model that will classify the activities performed by the users. In this paper will be presented the properties of the human activity recognition process, the sensors used and the phases needed for the development of the SIRAH system, which allows the correct classification of 7 ambulatory activities based on the analysis of data generated by an accelerometer placed on the user's waist.

Keywords— Human activity recognition, body sensors, accelerometer, learning machine, artificial neural network, ambulatory activities.

Resumen— El reconocimiento de actividades humanas es un área de investigación, que trata sobre los sistemas utilizados en la identificación de patrones específicos de comportamiento humano. En dichos sistemas son usados sensores ambientales y/o corporales, cuyas señales son filtradas y segmentadas en lapsos conocidos como ventanas. En cada una de las ventanas son extraídas características de las señales, las cuales son usadas como entradas de un algoritmo de aprendizaje de máquina para construir un modelo que realizará, posteriormente, la clasificación de las actividades realizadas por los usuarios. En este artículo se presentan las características del área del reconocimiento de actividades, los sensores usados y las fases necesarias para el desarrollo del sistema SIRAH, el cual permite clasificar correctamente 7 actividades ambulatorias con base en el análisis de los datos generados por un acelerómetro localizado en la cintura del usuario.

Palabras claves— Reconocimiento de actividades humanas, sensores corporales, acelerómetro, aprendizaje de máquina, red neuronal artificial, actividades ambulatorias.

1 Introducción

En la década de los 90's, Mark Weiser, jefe tecnológico de Xerox, escribió un artículo llamado “El computador del siglo 21”, que inicia con la frase “las tecnologías más profundas son aquellas que desaparecen. Ellas se entrelazan con la fábrica de la vida diaria hasta ser indistinguibles”, (Weiser, 1999). En este artículo, Weiser expuso su visión, según la cual, sensores inalámbricos y computadores tan pequeños que desaparecerán en el ambiente, apoyarán a los usuarios en todas las facetas de su vida. Debido a que serán omnipresentes, conocerán los requerimientos de los usuarios y ofrecerán ayuda dinámicamente de acuerdo a sus necesidades y preferencias.

Avances en las áreas de la computación y la electrónica han permitido el desarrollo de conceptos como el de las casas inteligentes, acercando la implementación del paradigma referido por Weiser y dando paso al concepto de la Inteligencia Ambiental, (*Ambient Intelligence*, AmI). Éste se refiere a espacios físicos enriquecidos con sensores, actuadores y *softwares* que ayudan a las personas en la ejecución de sus actividades diarias (Acampora et al., 2013). Las aplicaciones de la AmI, necesitan

entender datos de múltiples sensores, que generan una gran cantidad de información, por lo cual son aplicadas diferentes técnicas y algoritmos que permiten clasificar, reducir, caracterizar y analizar esos datos (Cook, 2007).

El Internet de las Cosas es la continuación natural de la AmI, donde los sensores, actuadores, *Smartphones*, electrodomésticos inteligentes, objetos con etiquetas RFID activas, entre otros, están conectados a Internet. De esta manera en vez de tener elementos aislados, éstos comparten datos, intercambian servicios y cooperan entre sí para ofrecer servicios de valor agregado, que ninguno de ellos podría brindar individualmente.

Aunque estos conceptos están siendo estudiados hace varios años, su implementación aún está en marcha. Se espera que cerca de 50 billones de dispositivos estén conectados a Internet para el 2020, por lo que el Internet de las Cosas tendrá innumerables aplicaciones en ámbitos tan variados como la salud, confort, ahorro energético, actividad física, educación, entre otros (Lara e Labrador, 2013).

En muchas de las aplicaciones, el reconocimiento de actividades humanas (*Human Activity Recognition*, HAR), en un aspecto fundamental

que permite ofrecer servicios personalizados a los usuarios. Existen diversas técnicas para lograr esa identificación con base en el análisis de datos generados por sensores, constituyéndose de esta manera el área de HAR (Filios et al., 2015), que en los últimos años se ha convertido en unos de los campos de investigación más activos y amplios (Bruno et al., 2015). Este artículo trata en la sección 2 del concepto de HAR y los tipos de sensores usados. En la sección 3 se muestra el Sistema de Reconocimiento de Actividades Humanas, SIRAH, basado en un acelerómetro usado por el usuario en la cintura y las fases seguidas en su desarrollo. Este sistema permite reconocer exitosamente 7 actividades. La clasificación es realizada a través de una Red Neuronal Artificial, RNA, de tres capas. En la sección 4 se muestran las pruebas realizadas con el sistema así como sus resultados y finalmente en la sección 5 se exponen las conclusiones.

2 Reconocimiento de Actividades Humanas

HAR es un área de investigación en desarrollo, que emplea la tecnología con el objetivo de identificar patrones específicos del comportamiento humano, con base en el análisis de datos generados por diferentes sensores (Acampora et al., 2013).

Los primeros trabajos en el área datan de finales de los 90's, sin embargo aún existen aspectos que motivan el desarrollo de nuevas técnicas para mejorar la precisión de los sistemas, en condiciones reales de funcionamiento, tales como la interoperabilidad entre dispositivos, la seguridad de las informaciones, la construcción de sistemas portátiles, discretos y baratos que cumplan requerimientos tanto de consumo de energía como de procesamiento, (Lara e Labrador, 2013), (Bruno et al., 2015).

Es posible clasificar los sensores usados en los sistema HAR en dos grupos: sensores ambientales y sensores corporales. Los sensores ambientales, están localizados en los lugares en que las personas realizan sus actividades, por lo que la identificación de la actividad depende de la interacción del usuario con el sensor. Se incluyen aquí sensores infrarrojos, etiquetas RFID, sensores de presión, cámaras y micrófonos, entre otros. La visión artificial es utilizada para reconocer tanto actividades como gestos. Sin embargo, el uso de cámaras y micrófonos en entornos donde puede verse afectada la privacidad de los usuarios, generó un cambio en la preferencia de los sensores, por lo que comenzaron a usarse sensores corporales. Éstos están unidos al usuario o en su ropa, siendo apropiados para recoger datos durante periodos largos de tiempo, sin causar muchos inconvenientes en su uso ni interferencia en los movimientos. Dentro de los sensores corporales están los acelerómetros y giroscopios, que permiten conocer aceleraciones y

velocidades angulares del cuerpo humano, y sensores que permiten conocer señales vitales, tales como el ritmo cardíaco, electrocardiograma, temperatura y humedad del cuerpo, etc., (Lara e Labrador, 2013).

La investigación en el área de HAR se desarrolla, principalmente, en dos direcciones: aplicaciones enfocadas en el deporte y aplicaciones orientadas a la monitorización de actividades de la vida diaria, usadas para conocer el estado de salud y nivel de autonomía de una persona (Bruno et al., 2015). Por ejemplo, en Ahmadi (Ahmadi et al., 2015) se presenta un sistema con 6 sensores inerciales para analizar la técnica de los movimientos con que es realizada una actividad deportiva, buscando detectar factores relacionados con lesiones. En Boulanger (Boulanger et al., 2016) se presenta un método para detectar actividades realizadas en el deporte de escalada, definidas por los movimientos de los brazos y piernas. En Cvetkovic (Cvetkovic et al., 2015) se expone una aplicación que usa el acelerómetro de un *Smartphone* para identificar actividades, información que posteriormente es usada como entrada de un estimador de gasto energético del usuario. En Chen (Chen et al., 2014) se presenta un sistema que verifica la ingesta de medicamentos, usando un acelerómetro en el pulso. En Kurashima (Kurashima e Suzuki, 2015) se muestra un sistema que detecta las actividades realizadas por niños en un jardín infantil; estos datos son usados para analizar el estado de salud de los menores. La detección de caídas también es una aplicación muy común en el área de la detección de actividades, como se puede apreciar en los trabajos de Kepski (Kepski e Kwolek, 2015), Yuan (Yuan et al., 2015) y Zaheer (Zaheer et al., 2015). En este artículo es presentada la construcción de un sistema que permite reconocer 7 actividades ambulatorias y será explicado en detalle a continuación.

3 Sistema de Reconocimiento de Actividades Humanas, SIRAH

El diseño del sistema SIRAH involucra el entrenamiento de un algoritmo de aprendizaje de máquina, para lo cual se siguieron las fases presentadas en la figura 1.

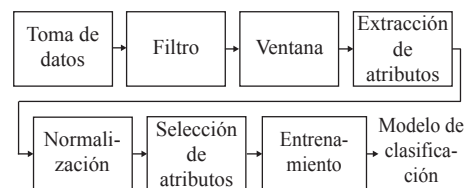


Figura 1: Fases del diseño del sistema SIRAH

La primera fase (toma de datos de los sensores) es realizada mientras el usuario realiza las ac-

tividades. Uno de los sensores corporales que m s informaci n ofrece sobre las actividades es el aceler metro, el cual puede medir inclinaci n y movimiento. En la literatura es posible encontrar diversos trabajos que han mostrado resultados exitosos con el uso de estos elementos. El aceler metro es colocado en la parte del cuerpo a ser estudiada, por ejemplo en el pulso para analizar movimientos realizados al comer o ingerir remedios, en el muslo y el tobillo para estudiar movimientos al caminar o en la cintura para analizar el movimiento del cuerpo completo. Este  ltimo es el caso del sistema SIRAH, el cual usa un aceler metro digital de tres ejes en la cintura del usuario, como se observa en la figura 2. Con esta configuraci n solo es necesario un sensor para reconocer 7 actividades ambulatorias, 3 est ticas: sentado, acostado y de pie, y 4 din micas: caminar, correr, sentarse y levantarse. Este es un abordaje que ofrece facilidad de uso y permite obtener buenos resultados (Mathie et al., 2004) (Wang et al., 2005) (Baek et al., 2004).

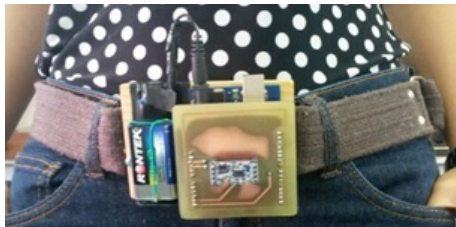


Figura 2: Sistema SIRAH en el usuario

Como fue presentado en Mathie (Mathie et al., 2004), al usar un aceler metro para analizar movimientos del cuerpo humano,  ste debe operar en el rango de frecuencias de $0\text{-}20\text{Hz}$ y si est  localizado en la cintura, debe medir aceleraciones entre $\pm 6g$. Con base en el criterio de Nyquist, que indica que la frecuencia de muestreo debe ser como m nimo el doble de la frecuencia m xima de la se al, la frecuencia de muestreo del sistema SIRAH es igual a 40Hz y en el sensor fue seleccionado el rango de funcionamiento de $\pm 8g$. Debido la construcci n del sistema SIRAH, los tres ejes del aceler metro quedan establecidos en el cuerpo del usuario como se presenta en la figura 3(a). El sistema SIRAH tambi n incluye un microcontrolador Atmega 328, una memoria SD para almacenar las aceleraciones y dos transceptores ZigBee para controlar la calibraci n del aceler metro y la toma de datos.

La segunda fase, el filtrado de las se ales, es realizado con el objetivo de eliminar ruido y minimizar efectos de errores aleatorios en la toma de datos. El filtro aplicado es un pasa bajos de media m vil con tres coeficientes.

La tercera fase es la divisi n de las aceleraciones en segmentos de tiempo. Las actividades humanas son realizadas durante periodos de tiem-

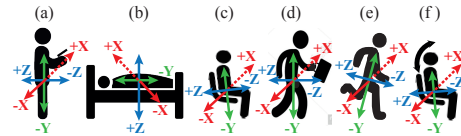


Figura 3: Ejes del aceler metro seg n la actividad: (a) de pie, (b) acostado, (c) sentado, (d) caminando, (e) corriendo y (f) sent ndose-levant ndose

po relativamente largos al ser comparados con la frecuencia de muestreo de los sensores. Una muestra de la se al en un momento determinado no brinda informaci n suficiente para describir la actividad estudiada, por lo que se debe analizar en segmentos de tiempo, conocidos como ventanas. La duraci n de la ventana es un problema espec fico del  rea de HAR y no existe consenso respecto a cu l debe ser la duraci n en cada problema; en la literatura existen trabajos con duraci n entre $0,25\text{ms}$ y $6,7\text{s}$, con o sin superposici n. Mientras m s dure la ventana, el sistema realizar  los procesos un menor n mero de veces, con que la carga computacional del sistema disminuye; sin embargo la precisi n del sistema puede verse afectada, por lo cual es necesario llegar a un equilibrio entre la complejidad y la precisi n. La ventana de duraci n fija no requiere ning n preprocesamiento y permite alcanzar resultados adecuados (Bulling et al., 2014), por lo que fue aplicada en el sistema SIRAH, con una duraci n de 2s , sin superposici n.

La cuarta fase consiste en extraer de cada ventana propiedades que caractericen cada una de las actividades. En el sistema presentado en este art culo, son extra dos atributos en el dominio del tiempo (media aritm tica, desviaci n est ndar, varianza, variaci n, SMA *Signal Magnitude Area*, asimetr a, curtosis y correlaci n) y de la frecuencia (energ a media, entrop a espectral, magnitud m xima). En total se cuenta con 34 atributos por ventana (cada atributo en los ejes, menos SMA, que es uno para los 3 ejes), los cuales junto con la actividad realizada en la ventana de donde fueron extra dos, forman los ejemplos de entrenamiento del algoritmo.

La quinta fase consiste en normalizar los atributos, con el fin de obtener valores en la misma escala para ayudar al algoritmo de aprendizaje a convergir con mayor rapidez. Los atributos de SIRAH luego de ser normalizados tienen una media nula y una varianza unitaria.

La sexta fase es la selecci n del conjunto de atributos de entrada en el algoritmo de clasificaci n. El sistema SIRAH est  basado en una RNA *feedforward backpropagation* de 3 capas y para su entrenamiento, tener muchos atributos no garantiza un mejor desempe o, por el contrario  ste puede empeorar. Existen diversas t cnicas para seleccionar atributos, tanto de forma manual como autom tica. En este trabajo fue aplicado el

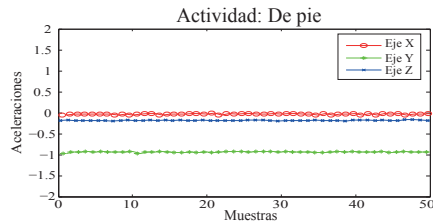


Figura 4: Aceleraciones en la actividad “de pie”

método de Análisis de Componentes Principales, (*Principal Component analysis*, PCA), que transforma los atributos originales en otro conjunto de menor dimensión, preservando la mayor cantidad de información de los datos originales.

Por último, la séptima fase consiste en el entrenamiento del algoritmo seleccionado. En la actualidad, existen dos frentes en relación a la flexibilidad del sistema HAR. En el primer enfoque el sistema debe ser específico para cada persona, debido a la variabilidad de las actividades entre individuos diferentes, por lo que su entrenamiento debe ser realizado con ejemplos de un único usuario. El segundo enfoque sugiere que entrenar el sistema para cada usuario no es viable, por lo que un sistema debe ser construido con base en un modelo general que funcione con diferentes usuarios. El sistema SIRAH fue construido con el objetivo de ser un sistema específico para cada usuario, razón por la cual en este artículo son presentados resultados del entrenamiento de la RNA con datos de un hombre saludable de 37 años. En la fase de entrenamiento fueron usadas Las fases 2 hasta la 7 fueron implementadas con el *software* MatLab.

4 Resultados experimentales

En la figura 3 se presenta la posición de los ejes del sensor cuando el usuario realiza las diferentes actividades. Al usuario estar de pie, figura 3(a), el eje Y está perpendicular al suelo, con lo cual la aceleración en este eje es la gravedad, $1g$. Debido a la posición del acelerómetro en el sistema SIRAH el valor será negativo, $-1g$, como se aprecia en la figura 4; en esta misma figura también es posible ver que el valor de la aceleración en Z es aproximadamente $-0,1g$ y para X es $0g$. La señal de aceleración está formada por la aceleración gravitacional relacionada a la postura del usuario y por la aceleración debida al movimiento del cuerpo.

En las figuras 3(b) y 5 se observa la actividad acostado, en la que los valores en los ejes X y Y son aproximados a 0 y Z tiene un valor medio igual a $1g$. En las figuras 3(c) y 6 se observa la actividad sentado, en la que el eje X es aproximado a $0g$, Y tiene un valor medio de $-0,8g$ y Z de $0,4g$.

En las figuras 7, 8 y 9, son presentadas las actividades dinámicas caminando, corriendo, sentarse y levantarse. Estas dos últimas son de corta du-

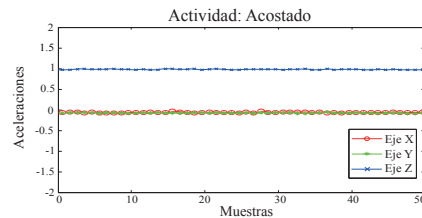


Figura 5: Aceleraciones en la actividad “acostado”

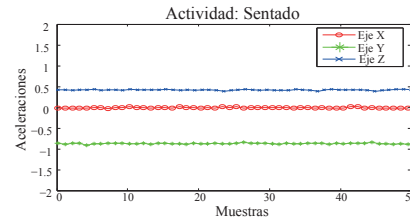


Figura 6: Aceleraciones en la actividad “sentado”

ración y fueron almacenadas de manera continua, por lo cual fue necesario idear un proceso automático para separarlas, evitando así cualquier error no deseado que pudiera ser introducido si dicha separación se realizara de forma manual.

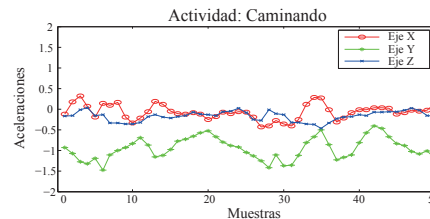


Figura 7: Aceleraciones en la actividad “caminando”

Una vez filtradas las señales de las aceleraciones, se aplica la ventana, proceso mostrado en la figura 8 para la actividad corriendo. Posteriormente son extraídos en cada ventana los atributos mencionados.

En la figura 10 se aprecia que la media aritmética del eje Y permite diferenciar las 3 actividades estáticas, debido a que presenta variaciones considerables entre ellas. Sin embargo, al momento de analizar este mismo atributo en las actividades estáticas junto a las dinámicas, resultó no ser el más apropiado para diferenciarlas, razón por la cual se analizaron los otros atributos para formar el conjunto usado en el entrenamiento de la RNA.

En este experimento fueron almacenados 6 minutos de cada actividad; tomando estos minutos segmentados en ventanas de 2s, se tiene disponibles 180 ejemplos de cada una para un total de 1260 para las 7 actividades, de los cuales el 70 % fueron usados para el entrenamiento y el 30 % restante para evaluación del desempeño del algoritmo. A continuación se explicarán las pruebas realizadas con 3 diferentes conjuntos de atributos.

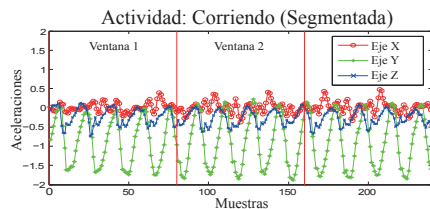


Figura 8: Aceleraciones en la actividad “corriendo”

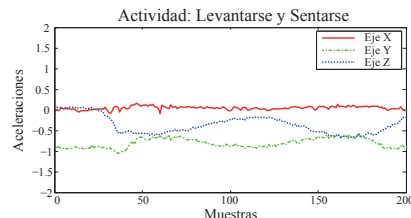


Figura 9: Aceleraciones en la actividad “levantarse-sentarse”

La primera prueba está basada en el conjunto de entrada formado por los atributos señalados en (Baek et al., 2004): media aritmética, desviación estándar, asimetría, curtosis y excentricidad, extraídos en cada eje. Luego del entrenamiento con los 15 atributos, la RNA alcanzó un 95,1 % de precisión en la clasificación de las actividades. Aunque en el trabajo citado, 3 de las actividades difieren respecto a las presentadas en este artículo, debido al desempeño alcanzado por la RNA es posible indicar que el sistema SIRAH tiene un desempeño casi tan bueno como el del sistema presentado en el trabajo mencionado.

La segunda prueba está basada en el conjunto de atributos de (da Silva e Galeazzo, 2013). En este caso la intención fue analizar y evaluar diferentes atributos, 28 en total, aunque tanto la localización del acelerómetro como las actividades difieren de las escogidas para el sistema SIRAH. Con este conjunto de entradas, el desempeño de éste también fue satisfactorio, alcanzando un 92,8 % de precisión; sin embargo puede observarse que para las características de este experimento, incluir más atributos no significa una mejora en el desempeño del sistema.

La última también está basada en el mismo conjunto de la segunda prueba, pero aplicando el método PCA, que como fue mencionado anteriormente, permite construir un conjunto de atributos más pequeño, que combina la esencia de todos ellos. El mejor desempeño de la red se obtuvo al seleccionar un conjunto de 22 atributos con una precisión igual a 95,7 %. Este resultado reafirma el buen desempeño del sistema SIRAH.

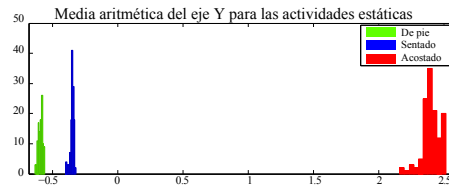


Figura 10: Media aritmética del eje Y para las actividades estáticas

5 Conclusiones

La clasificación de actividades es un área en desarrollo, que busca identificar patrones de comportamiento humano. Un abordaje que permite alcanzar resultados adecuados es el uso de un acelerómetro en la cintura, como fue comprobado con el sistema SIRAH, que permite reconocer 7 actividades, 3 estáticas y 4 dinámicas. En el experimento presentado se seleccionó una ventana de 2s, considerada por los autores como de duración intermedia, con la intención de mantener el equilibrio entre la complejidad y la exactitud del sistema SIRAH. Esta duración permitió alcanzar un buen desempeño en la clasificación, sin embargo en una etapa posterior de la investigación serán evaluadas otras ventanas, con el fin de analizar el impacto de esta variable en el sistema SIRAH. En relación a la selección de atributos, fueron analizados varios conjuntos y se pudo observar que al aumentar el número de elementos de entrada no se mejoró significativamente el desempeño en la clasificación alcanzado en la primera prueba bajo las condiciones específicas del experimento. Sin embargo, es importante anotar que la precisión fue alta en todos los casos. Comparar el sistema SIRAH con otros sistemas de la literatura resulta complejo. Cada sistema tiene definidas sus propias actividades, la localización del acelerómetro y sus propios conjuntos de atributos. No existe una estandarización en estos aspectos, por lo que actualmente se están desarrollando varios conjuntos de datos públicos disponibles para la comparación en el área de HAR. Con el sistema SIRAH se realizarán otras pruebas, incluyendo otros usuarios que utilicen el sistema sin vigilancia para que realicen las actividades de forma espontánea. De igual forma se está evaluando la posibilidad de analizar las características de algunos movimientos realizados en un deporte específico.

Agradecimientos

Los autores agradecen a la Universidad de Antioquia, a la Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho y a CNPq, proceso 309193/2015 – 0 por hacer este trabajo posible.

Referencias

- Acampora, G., Cook, D. J., Rashidi, P. e Vasilakos, A. V. (2013). A survey on ambient intelligence in healthcare, *Proceedings of the IEEE* **101**(12): 2470–2494.
- Ahmadi, A., Mitchell, E., Richter, C., Destelle, F., Gowing, M., O'Connor, N. E. e Moran, K. (2015). Toward automatic activity classification and movement assessment during a sports training session, *IEEE Internet of Things Journal* **2**(1): 23–32.
- Baek, J., Lee, G., Park, W. e Yun, B.-J. (2004). *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems: 8th International Conference, KES 2004, Wellington, New Zealand, September 20-25, 2004, Proceedings, Part III*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, chapter Accelerometer Signal Processing for User Activity Detection, pp. 610–617.
- Boulanger, J., Seifert, L., Herault, R. e Coeurjolly, J. F. (2016). Automatic sensor-based detection and classification of climbing activities, *IEEE Sensors Journal* **16**(3): 742–749.
- Bruno, B., Mastrogiovanni, F. e Sgorbissa, A. (2015). Wearable inertial sensors: Applications, challenges, and public test benches, *IEEE Robotics Automation Magazine* **22**(3): 116–124.
- Bulling, A., Blanke, U. e Schiele, B. (2014). A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors, *ACM Comput. Surv.* **46**(3): 33:1–33:33.
- Chen, C., Kehtarnavaz, N. e Jafari, R. (2014). A medication adherence monitoring system for pill bottles based on a wearable inertial sensor, *Proceedings of the 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Chicago, IL, pp. 4983–4986.
- Cook, D. J. (2007). Making sense of sensor data, *IEEE Pervasive Computing* **6**(2): 105–108.
- Cvetkovic, B., Janko, V. e Luštrek, M. (2015). Demo abstract: Activity recognition and human energy expenditure estimation with a smartphone, *Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops), 2015 IEEE International Conference on*, pp. 193–195.
- da Silva, F. G. e Galeazzo, E. (2013). Accelerometer based intelligent system for human movement recognition, *Advances in Sensors and Interfaces (IWASI), 2013 5th IEEE International Workshop on*, pp. 20–24.
- Filios, G., Nikolettseas, S., Pavlopoulou, C., Rapti, M. e Ziegler, S. (2015). Hierarchical algorithm for daily activity recognition via smartphone sensors, *Internet of Things (WF-IoT), 2015 IEEE 2nd World Forum on*, pp. 381–386.
- Kepski, M. e Kwolek, B. (2015). Embedded system for fall detection using body-worn accelerometer and depth sensor, *Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), 2015 IEEE 8th International Conference on*, Vol. 2, pp. 755–759.
- Kurashima, S. e Suzuki, S. (2015). Improvement of activity recognition for child growth monitoring system at kindergarten, *Industrial Electronics Society, IECON 2015 - 41st Annual Conference of the IEEE*, pp. 002596–002601.
- Lara, O. D. e Labrador, M. A. (2013). A survey on human activity recognition using wearable sensors, *IEEE Communications Surveys Tutorials* **15**(3): 1192–1209.
- Mathie, M. J., Coster, A. C. F., Lovell, N. H. e Celler, B. G. (2004). Accelerometry: providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement, *Physiological Measurement* **25**(2): R1.
- Wang, S., Yang, J., Chen, N., Chen, X. e Zhang, Q. (2005). Human activity recognition with user-free accelerometers in the sensor networks, *Neural Networks and Brain, 2005. ICNN B '05. International Conference on*, Vol. 2, pp. 1212–1217.
- Weiser, M. (1999). The computer for the 21st century, *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.* **3**(3): 3–11.
- Yuan, J., Tan, K. K., Lee, T. H. e Koh, G. C. H. (2015). Power-efficient interrupt-driven algorithms for fall detection and classification of activities of daily living, *IEEE Sensors Journal* **15**(3): 1377–1387.
- Zaheer, T., Alam, A. e Khan, M. I. (2015). A test-bed based evaluation of pervasive fall detection schemes, *2015 13th International Conference on Frontiers of Information Technology (FIT)*, pp. 324–328.