

Investigación, Diseño e Implementación de una Plataforma Sensora Inteligente. Aplicación a la Monitorización del Movimiento Humano

Trabajo Final de Máster Oficial en Automática,
Robótica y Telemática

Curso 2009-2010

Alumno: David Naranjo Hernández

Tutora: Laura María Roa Romero



Índice de contenidos

Resumen.....	3
Acrónimos.....	4
Capítulo 1: Introducción.....	5
Capítulo 2: Material y Métodos.....	10
2.1. Arquitectura distribuida de procesamiento.....	10
2.2. Arquitectura de la Plataforma Inteligente para sensores.....	13
2.3. Modos de Operación.....	14
2.4. Comunicaciones.....	15
2.4.1. Protocolo MAC Master-Command Sensor-Data (MCSD).....	17
Capítulo 3: Descripción Funcional.....	21
3.1. Módulo de Procesamiento para la detección de eventos de energía.....	21
3.2. Módulo de Procesamiento para la clasificación del nivel de ADL.....	24
Capítulo 4: Personalización y adaptación continua al medio y al contexto.....	27
4.1. Módulo de Optimización de la detección de impactos.....	27
Capítulo 5: Resultados.....	30
5.1. Prototipo del SoM.....	30
5.2. Viabilidad del SoM desde el punto de vista del	

consumo de energía.....	37
5.3. Resultados del Módulo de Optimización de la detección de impactos.....	40
5.4. Validación del algoritmo de detección de impactos y del procedimiento de optimización.....	43
5.5. Validación del clasificador de ADL.....	48
Capítulo 6: Discusión.....	50
Capítulo 7: Conclusión.....	56
Capítulo 8: Publicaciones relacionadas con el trabajo	58
8.1. Publicaciones en las que participa el autor.....	58
8.2. Patentes.....	59
Bibliografía.....	60
Anexo I: Descripción de las tramas del protocolo de comunicaciones MCSD.....	65
Anexo II: Configuración de los experimentos.....	73
Anexo III: Algoritmo de transmisión y recepción.....	75
Anexo IV: Publicaciones.....	78

Resumen

El objetivo de este Trabajo Final de Máster es presentar la investigación realizada en el diseño e implementación de una Plataforma Inteligente de bajo consumo para sensores. La investigación se ha llevado a cabo en una aplicación para la monitorización del movimiento humano y la asistencia a las personas mayores, desarrollando un Sensor Inteligente de Acelerometría, SoM (del inglés Sensor of Movements) sobre el diseño derivado de la Plataforma propuesta.

El SoM está integrado en un sistema distribuido de detección de caídas donde éste realiza una primera detección (detección de impactos). Un segundo dispositivo, llamado DAD (del inglés Decision-Analysis Device), realiza un procesamiento más profundo de la información sensorial para discriminar de una forma más precisa entre un verdadero evento de caída y otro tipo de impacto (discriminación de caídas). La funcionalidad del SoM es completada con un módulo de procesamiento para la estimación de las actividades cotidianas de la vida diaria (ADL, del inglés Activities of Daily Living). Por otro lado, la arquitectura de la Plataforma Inteligente proporciona explícitamente capacidades para la adaptación continua al medio, al contexto y al usuario.

A través de un conjunto de 258 experimentos de laboratorio se ha mostrado la fiabilidad y robustez de los algoritmos de detección de impactos y de clasificación de ADL ejecutados en la Plataforma Inteligente: 100% de éxito en la detección de impactos y 100% de éxito en la clasificación del nivel de ADL. El diseño propuesto permite una drástica reducción del consumo en comunicaciones utilizando un esquema de monitorización basado en eventos, mejorando las prestaciones en términos de consumo y de retraso respecto de otros protocolos MAC de acceso al medio. Las comunicaciones derivadas del esquema son realizadas a través de un protocolo de comunicaciones especialmente diseñado para optimizar las prestaciones de la Plataforma, el cual ha sido construido sobre el estándar IEEE 802.15.4 mejorando sus características de consumo de potencia y sus capacidades de transmisión en tiempo real.

Acrónimos

- SoM, del inglés Sensor of Movements: Sensor de Movimientos.
- DAD, del inglés Decision-Analysis Device: Dispositivo de Análisis y Decisión.
- ADL, del inglés Activities of Daily Living: Actividades de la vida diaria.
- MAC, del inglés Medium Access Control: Control de Acceso al Medio.
- MEMS, del inglés Micro-Electro-Mechanical Systems: Micro Sistemas Electro-Mecánicos.
- WBSN, del inglés Wireless Body Sensor Network: Red Inalámbrica de Sensores Corporales.
- CSMA/CA del inglés Carrier Sense Multiple Access: Acceso Múltiple por Detección de Portadora.
- CRT: Centro Remoto de Teleasistencia.
- GTS, del inglés Guaranteed Time Slots: intervalos temporales de acceso garantizado.
- TDMA, del inglés Time Division Multiple Access: Acceso Múltiple por División en el Tiempo.
- MCSD, del inglés Master-Command Sensor-Data: Protocolo MAC de comunicaciones propuesto.
- MF, del inglés MegaFrame: MegaTrama.
- BSF, del inglés Beacon SuperFrame: SuperTrama de Baliza.
- CRSF, del inglés Connection Request SuperFrame: SuperTrama de Solicitud de Conexión.
- DSF, del inglés Data SuperFrame: SuperTrama de Datos.
- CRF, del inglés Connection Request Frame: Trama de Solicitud de Conexión.
- CAF, del inglés Command Answer Frame: Trama de Respuesta a un Comando.
- DF, del inglés Data Frame: Trama de Datos.

Capítulo 1: Introducción

La monitorización remota del movimiento resulta de gran utilidad a la hora de mejorar la atención sanitaria de la población en general, y en especial, de dos grupos poblacionales especialmente importantes: las personas mayores y los pacientes con patologías crónicas [1-2]. La estimación del gasto energético y de la actividad diaria es de utilidad en el seguimiento de pacientes diabéticos, con insuficiencia renal crónica, con problemas cardiacos, asma, enfermedad pulmonar obstructiva crónica, Alzheimer y en el seguimiento del post-operatorio [3-5]. Es interesante hacer notar que un porcentaje significativo de pacientes con patologías crónicas como las nombradas son personas con más de 65 años.

Las personas mayores además se enfrentan a otro importante problema, las caídas, las cuales tienen una demostrada relación con la morbilidad y la mortalidad en este grupo poblacional [6-8]. La detección de caídas está acumulando importantes esfuerzos de investigación en la actualidad [9-10], debido a que las caídas se han convertido en un serio problema de salud pública relacionado con un incremento de un grupo poblacional tan importante como son las personas mayores [11-12]. Una detección temprana de la caída aumenta la tasa de supervivencia, reduce el gasto médico derivado y disminuye el tiempo medio de retorno a una vida independiente.

En muchas ocasiones, los sistemas de monitorización de movimiento están basados en sensores de acelerometría [9-10] debido a sus múltiples ventajas: responden a la frecuencia e intensidad del movimiento, permiten diferentes diseños que pueden ser utilizados para medir la inclinación y el movimiento del cuerpo, además, los avances técnicos en el campo de los Micro Sistemas Electro-Mecánicos (MEMS, del inglés Micro-Electro-Mechanical Systems) han hecho posible la existencia de fiables acelerómetros comerciales de bajo coste y muy pequeño tamaño. Sin embargo, muchos de estos sistemas de monitorización basados en medidas de aceleración están restringidos en su dominio de aplicación a la casa del usuario, dejándolo desprotegido cuando está fuera de casa o cuando está desvestido [13]. La última situación es más peligrosa porque normalmente sucede cuando el sujeto está en el cuarto de baño o en el dormitorio, donde hay una alta probabilidad de sufrir una caída [14]. Por otro lado, debe

tenerse en cuenta la importancia de elegir un emplazamiento apropiado. La localización óptima está próxima al centro de gravedad del sujeto, es decir, en la espalda, en el plano medio a la altura del sacro [13], [15]. Esta localización tiene menos artefactos de movimiento y reduce el ruido durante la realización de las actividades diarias (caminar, subir y bajar escaleras, etc.). Además, muchos de los dispositivos sensores están diseñados para transmitir los datos de aceleración capturados [16-17], lo cual impone severas limitaciones a la autonomía de los dispositivos debido al consumo en transmisiones. En [4], [18] se presentaron detalladas revisiones del estado del arte de los monitores de movimiento, que revelan un claro déficit en la posibilidad de personalización para adaptar el dispositivo a las características particulares de la persona, tales como la edad, el peso, el sexo o el estado de movilidad. Además, los desarrollos no incluyen la consideración de procedimientos de comunicación bidireccional para optimizar la operación del dispositivo y adaptar su uso en todo momento al entorno y al contexto de aplicación. Muchos de los sistemas desarrollados adolecen de una clara falta de interoperabilidad y, en muchos casos, incluso no han sido diseñados para ser integrados en una arquitectura abierta. Además, como la operación de los dispositivos está supeditada al emplazamiento del mismo por el usuario, la monitorización es interrumpida cuando éste se olvida de ponérselo o cuando está en el baño o en la cama.

Todos estos requisitos son tenidos en cuenta por el monitor de movimiento que el Grupo de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Sevilla ha patentado [19-20]. En este paradigma, el sensor inteligente SoM (del inglés Sensor of Movements) está equipado con inteligencia para distribuir el procesado de la información acelerométrica. Este dispositivo realiza una primera detección (detección de impactos) utilizando una adaptación del algoritmo presentado en [20] que muestra una mayor robustez en la detección de impactos sin descartar impactos que puedan ser considerados como eventos de caída. Un segundo dispositivo con más recursos computacionales, referido como DAD, del inglés Decision-Analysis Device o Dispositivo de Decisión y Análisis, realiza un procesamiento más profundo de la información sensorial para discriminar de una forma más precisa y fiable entre un verdadero evento de caída y otro tipo de impacto (discriminación de caída) [21]. Este procedimiento dual de detección proporciona una mayor robustez al proceso. La funcionalidad del dispositivo es

completada con un clasificador de actividades cotidianas de la vida diaria (ADL, del inglés Activities of Daily Living), integrado en el mismo sensor inteligente, que mejora y potencia la detección de caídas y que puede ser útil en otras aplicaciones biomédicas.

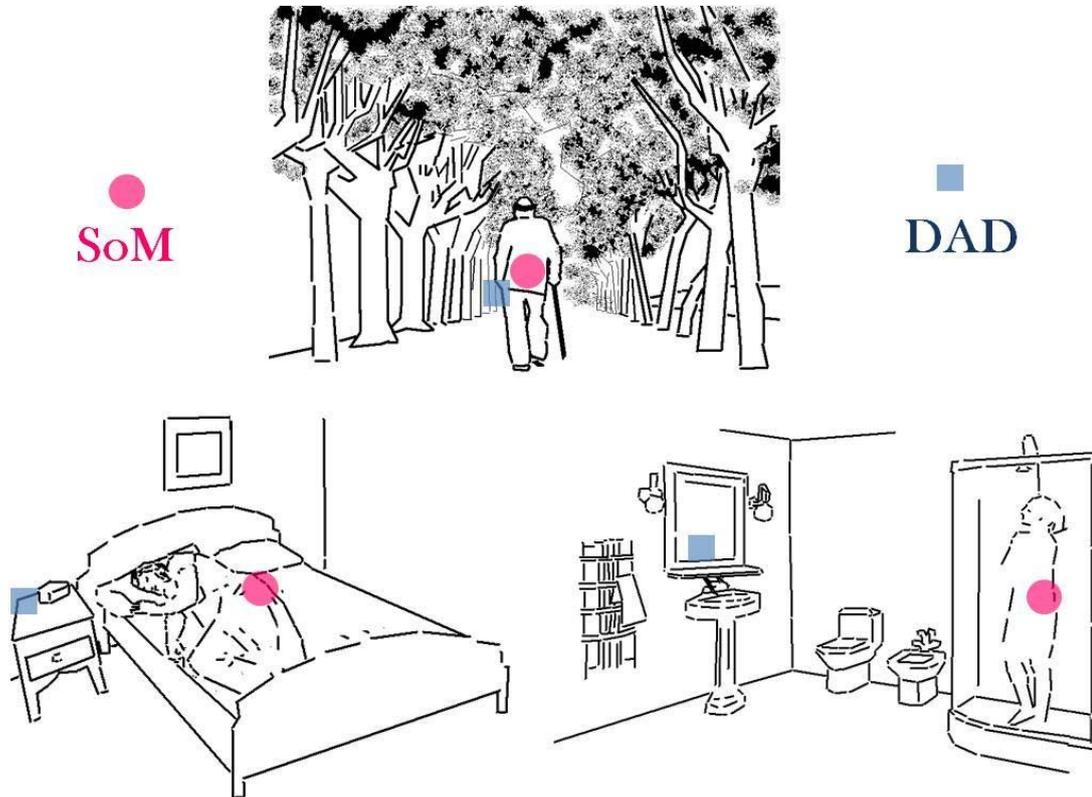


Fig. 1. Sistema de monitorización distribuido propuesto en diferentes escenarios.

El SoM ha sido concebido para ser integrado en un parche de piel biocompatible e impermeable para que pueda ser llevado de forma cómoda por el paciente en la espalda a la altura del sacro. Un adhesivo biocompatible es una novedosa solución para fijar el parche en ese lugar tanto tiempo como sea necesario, con el valor añadido de que evita la posibilidad de que la persona olvide ponérselo, incluso mientras está tomando una ducha o está en la cama, donde ocurren muchas caídas (ver Figura 1). El DAD es un dispositivo portátil con un tranceptor para conectarse con el Centro Remoto de Teleasistencia que gestiona y atiende a distancia los eventos de caída detectados para lanzar los mecanismos de emergencia necesarios. El DAD dispone además de un interfaz de usuario que consiste en botones, un altavoz para proporcionar mensajes de calma al paciente mientras espera la atención y un micrófono. Este dispositivo puede ser

dejado en un área cercada al SoM sin pérdida de efectividad en el sistema de monitorización.

El objetivo de este Proyecto Fin de Máster es presentar la investigación realizada, el diseño e implementación de una novedosa Plataforma Inteligente de bajo consumo para sensores, entendiendo por Plataforma un entorno de aplicación que integra en un mismo dispositivo capacidades de sensorización, de procesamiento y de comunicación (ISO/IEC 42010:2007). Esta Plataforma ha sido diseñada para optimizar un sistema de monitorización desde diversos puntos de vista: minimizar el consumo global de potencia, mejorar la robustez y la portabilidad, proporcionar personalización y adaptación inmediata al medio y al contexto, y posibilitar la interoperabilidad, a través de una arquitectura abierta y modular que permite un fácil rediseño y la integración de nuevos sensores, tecnologías y servicios. La Plataforma Inteligente propuesta ha sido aplicada sobre un Sensor Inteligente de Acelerometría para la monitorización del movimiento humano, la detección de caídas y la clasificación de ADL. En este sentido, el Capítulo 2 proporciona una descripción de la arquitectura modular y de los modos de operación de la Plataforma los cuales han sido especialmente diseñados para minimizar el consumo de energía. Este diseño es completado con un protocolo de comunicaciones especialmente desarrollado para maximizar el tiempo del transceptor en el modo de bajo consumo y para optimizar las transmisiones en este esquema particular de comunicaciones basadas en eventos. El protocolo de comunicaciones ha sido construido sobre el estándar IEEE 802.15.4, mejorando sus capacidades de transmisión en tiempo real y disminuyendo el consumo de potencia y los tiempos de retraso de este estándar. El Capítulo 3 presenta la descripción funcional del dispositivo y la forma en la que se aplica para la detección de impactos y la clasificación de ADL. En el Capítulo 4 se muestra el procedimiento que se utiliza para dotar al SoM de capacidades para la adaptación continua al medio, al contexto y al usuario. En el capítulo 5 se realiza una descripción del hardware del prototipo del SoM y los procesos de validación llevados a cabo sobre el mismo a través de una serie de experimentos. En el Capítulo 6 se ha realizado un análisis de las prestaciones del esquema operacional del SoM y del protocolo de comunicaciones. Y finalmente, en el Capítulo 7 se estudia la viabilidad de la Plataforma Inteligente para sensores en el sistema de monitorización distribuido del movimiento humano. En tres anexos al final del proyecto se realiza una descripción más

detallada de aspectos no profundizados en el cuerpo del trabajo, que se han dejado al final de la memoria para facilitar la lectura y comprensión de la misma (definición detallada de las tramas del protocolo, distribución de los dispositivos durante los experimentos de impactos y pseudocódigo de los algoritmos de transmisión y recepción). En el último anexo se incluyen las publicaciones relacionadas con este Trabajo Final de Máster en las que participa el autor.

Capítulo 2: Material y Métodos

2.1. Arquitectura distribuida de procesamiento

Para optimizar el procesamiento y el consumo de un sistema de monitorización personal y proporcionar capacidades de adaptación al medio y al contexto y de personalización, proponemos la siguiente arquitectura distribuida de procesamiento:

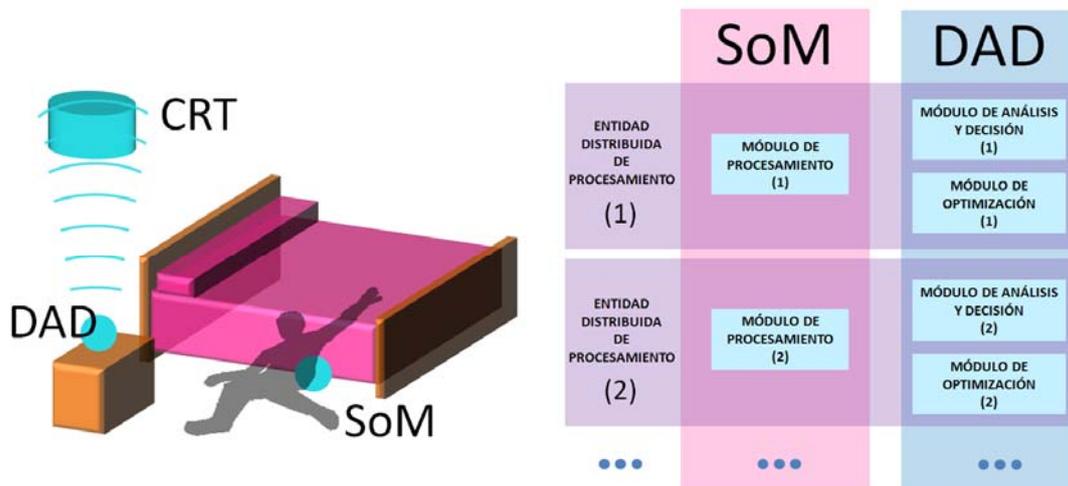


Fig. 2. Arquitectura distribuida de procesamiento propuesta.

- 1) *Sistema distribuido de monitorización*: En la arquitectura distribuida propuesta se establece un enlace inalámbrico de comunicaciones entre los sensores inteligentes y el DAD, ambos portados por la persona bajo observación (ver Figura 2), aunque también son posibles otros sensores situados de forma próxima, formando una Red Inalámbrica de Sensores Corporales (WBSN del inglés Wireless Body Sensor Network). Esta distribución de procesamiento facilita un diseño más robusto de la red, favorece su funcionalidad modal para que pueda ser aplicado en diferentes contextos biomédicos de aplicación, proporciona herramientas para la personalización del dispositivo al usuario final y minimiza el consumo de potencia de los dispositivos atendiendo a un esquema de cálculo multinivel basado en eventos. Estas y otras ventajas fueron expuestas en [22]. En la aplicación particular para la detección de caídas el sensor inteligente es el SoM, encargado de transmitir la información acelerométrica

cuando haya detectado un impacto, para que el DAD procese los datos y establezca si el evento de impacto se corresponde con una caída. Por otro lado, el DAD puede establecer una conexión con un Centro Remoto de Teleasistencia (CRT) para lanzar los procedimientos de ayuda que sean necesarios o posibilitar la monitorización remota de las variables fisiológicas observadas con los sensores del paciente.

2) *Módulos de Procesamiento en los sensores*: La inteligencia del dispositivo sensor está soportada en los Módulos de Procesamiento que se ejecutan en tiempo real y de forma paralela en la Unidad Inteligente de los sensores inteligentes. Cada Módulo de Procesamiento tiene la capacidad de transmitir información derivada o resultado del procesamiento de los datos capturados por el dispositivo sensor. Esta información se estructura en muestras de información generadas con una determinada frecuencia de muestreo, la cual puede ser configurada mediante comandos. Por otro lado, cada muestra de información puede descomponerse en una o varias variables que son almacenadas en la memoria de la unidad de procesamiento para su posible envío. También podrían existir en su caso Módulos de Procesamiento para la activación de señales que alimenten a posibles actuadores, las cuales serían el resultado del procesamiento interno de ese Módulo de Procesamiento o el parámetro de un comando de configuración, que puede ser enviado desde el DAD o el CRT. Actualmente, existen dos Módulos de Procesamiento en el SoM, ejecutados en paralelo: el Módulo de Procesamiento para la detección de eventos de energía aplicado a la detección de impactos y el Módulo de Procesamiento para la estimación del nivel de ADL, aunque se está trabajando para añadir otros más (estimación del gasto energético, clasificación de la actividad). En el modo normal de operación de los Módulos de Procesamiento ningún dato es enviado hasta que el dispositivo sensor detecta un evento de alarma en las variables fisiológicas monitorizadas (impactos en el Módulo de Procesamiento para la detección de eventos de energía). De esta forma, se minimiza el consumo global del sistema. El evento de alarma puede ser la superación de uno o varios de los umbrales

preestablecidos, ya sea por encima o por debajo, de las variables monitorizadas o de otras resultado del trabajo interno del Módulo de Procesamiento.

- 3) *Módulos de Análisis y Decisión en el DAD*: Cada uno asociado a un Módulo de Procesamiento. Aprovechando las mayores capacidades de procesamiento del DAD estos módulos se encargan de realizar un procesado más profundo de los datos recibidos desde el SoM, analizando los resultados en detalle para tomar una decisión de actuación. El Módulo de Análisis y Decisión para la detección de caídas es el encargado de analizar si las muestras de información acelerométrica asociadas a un impacto se corresponden con una verdadera caída.
- 4) *Módulos de Optimización en el DAD*: Cada uno asociado a un Módulo de Procesamiento y un Módulo de Análisis y Decisión, conformando entre los tres una Entidad Distribuida de Procesamiento. Su función es la de encontrar los parámetros óptimos de funcionamiento de los algoritmos de ejecución del Módulo de Procesamiento y del Módulo de Análisis y Decisión, proporcionando así capacidades de personalización y de adaptación continua al esquema global de procesamiento.
- 5) *Comunicación bidireccional entre los módulos de la Entidad Distribuida de Procesamiento*: A través de tramas de datos para el envío de información y comandos de configuración para la modificación de los algoritmos de procesamiento.
- 6) *Funcionalidad adaptable*: El sistema añade la capacidad de añadir, eliminar o modificar las Entidades Distribuidas de Procesamiento y los módulos que las componen.

2.2. Arquitectura de la Plataforma Inteligente para sensores

La arquitectura de la Plataforma Inteligente para sensores está basada en un esquema modular para facilitar la integración de nuevas tecnologías al dispositivo, tanto en el procesamiento de la información como en las comunicaciones, así como en el transductor de la variable sobre la que se mide. El diseño de los dispositivos conforma una Plataforma Inteligente sobre la que se desarrollan las operaciones de transducción, procesado y comunicaciones en los sensores del sistema de procesamiento distribuido. Esta Plataforma puede descomponerse en los siguientes módulos.

1. **Dispositivo sensor:** Responsable de la transducción de la señal biomédica monitorizada (aceleraciones en el caso del SoM) a señales adecuadas para su transmisión y/o procesamiento. La Plataforma Inteligente para sensores puede incluir más de un dispositivo sensor, e incluso podría integrar actuadores para activar una respuesta en función de las señales que se le apliquen desde la Unidad de Procesamiento.
2. **Módulo de comunicaciones:** Es responsable de la transmisión de la información biomédica y de la recepción de los comandos de configuración, descargando a la Unidad de Procesamiento de todas las tareas relacionadas con las comunicaciones.
3. **Unidad de Procesamiento:** Su operación se descompone en uno o más Módulos de Procesamiento, de ejecución paralela, que tratarán de forma independiente las señales procedentes del dispositivo sensor para la detección de eventos de diferente naturaleza o para abstraer información relevante de dichas señales, o, en su caso, para lanzar las señales de activación de los dispositivos actuadores. La información relevante de cada Módulo de Procesamiento se estructura de forma secuencial en muestras de información, definidas en el tiempo mediante una frecuencia de muestreo configurable. La Unidad de Procesamiento gestiona también el funcionamiento global del dispositivo y los modos de operación de cada Módulo de Procesamiento para obtener un consumo mínimo de energía. La operación del SoM se descompone en dos Módulos de Procesamiento,

ejecutados en paralelo: el módulo de procesamiento para la detección de impactos y el módulo de procesamiento para la clasificación de ADL.

2.3. Modos de Operación

Los Módulos de Procesamiento de la Plataforma Inteligente para sensores pueden trabajar en tres modos de operación, los cuales están especialmente diseñados para minimizar el consumo de potencia del sistema en un entorno con información sensorial basada en eventos:

1. **Modo de Transmisión Continua:** En este modo, la Plataforma Inteligente para sensores transmite en tiempo real la información definida para ese Módulo de Procesamiento, ya sea información procedente del dispositivo sensor u otra resultado del Módulo de Procesamiento. Esta información es enviada con una frecuencia de muestreo configurable. El Módulo de Procesamiento entrará en este modo de funcionamiento después de la detección y envío de una alarma hasta el momento en que ésta sea confirmada por el DAD mediante un comando, momento en el que entrará en el modo de funcionamiento de espera activa. Esta confirmación puede ser retrasada si se considera necesario recabar más información del evento de alarma. Este modo de funcionamiento puede activarse de forma remota mediante el envío de un comando.
2. **Modo de Transmisión Basado en Eventos:** Este es el modo de funcionamiento normal de las Plataformas Inteligentes para sensores con objeto de reducir al máximo su consumo en comunicaciones. En este modo de operación, no se enviará ningún dato hasta que no se detecte un evento de alarma en las variables fisiológicas monitorizadas. Este evento puede ser la superación de uno o varios umbrales preestablecidos, ya sea por encima o por debajo, de las variables monitorizadas o de otras resultado de los cálculos internos realizados por el Módulo de Procesamiento. La alarma generada incluye en su transmisión una

ventana de muestras anteriores al evento de alarma, de tamaño configurable, para su análisis posterior en el DAD.

3. **Modo de Espera Activa:** No se enviará ningún dato en este modo, pero continuará su almacenamiento. Este modo de operación puede ser activado de forma remota, una vez que se ha reconocido el evento de alarma, para prevenir que el sistema se sature con transmisiones de alarma redundantes mientras el paciente está siendo atendido.

Además, el diseño establece dos submodos de operación en el Modo de Transmisión Continua: 1) Submodo Normal, donde no se presta atención a la ocurrencia de nuevas alarmas; y 2) Submodo con Alarmas, donde la detección de eventos genera el envío de alarmas, pero sin ninguna muestra, ya que en este modo las muestras son enviadas de forma continua.

En el Modo de Transmisión Basado en Eventos existe la posibilidad de activación de alarmas virtuales a través de un comando para provocar el envío de la información de un Módulo de Procesamiento previa al evento de alarma virtual. Un evento de alarma virtual en el modo de operación de transmisión basada en eventos genera la transmisión de las muestras de información anteriores de la misma forma que otro evento detectado por el Módulo de Procesamiento. Se enviará el comando de activación de alarma virtual a un módulo de procesamiento cuando el DAD o el CRT hayan captado un evento de alarma de otro Módulo de Procesamiento del mismo dispositivo inteligente o de otro, y se considere interesante recabar las muestras de información correspondientes a dicho módulo.

2.4. Comunicaciones

Debido a las características de las WBSNs empleadas en los sistemas de monitorización, la reducción del consumo de energía es un objetivo prioritario para proporcionar una mayor autonomía a los dispositivos [23-24]. Una opción muy utilizada con este fin consiste en poner el dispositivo transceptor en un modo de bajo consumo

cuando no tiene que transmitir [25] y utilizar tecnologías de comunicación de bajo consumo como el estándar IEEE 802.15.4 [26]. Sin embargo, la capa de Control de Acceso al Medio (MAC del inglés Medium Access Control) del IEEE 802.15.4 no es la solución óptima debido a la alta probabilidad de colisiones durante el periodo de contención, el cual utiliza Acceso Múltiple por Detección de Portadora (CSMA/CA del inglés Carrier Sense Multiple Access), y a la baja capacidad de los siete intervalos temporales de acceso garantizado (GTS, del inglés Guaranteed Time Slots) empleados por el protocolo mediante Acceso Múltiple por División en el Tiempo (TDMA, del inglés Time Division Multiple Access) [27]. En este sentido, una excesiva sobrecarga en el periodo de contención causa pérdidas de energía y retrasos en el envío. Por esta razón, en la actualidad se han realizado numerosos intentos para mejorar las prestaciones del protocolo MAC con el objeto de reducir el tiempo y el consumo de energía en las comunicaciones de las WBSNs. Se han propuesto diversos protocolos basados en el método de acceso al medio TDMA para reducir los intervalos de escucha en vacío, evitar las colisiones y mejorar la eficiencia energética (LPRT [27], DQRAP [28], HMAC [29]). Otros autores han realizado revisiones del método de contención ([30], BSNMAC [29], ODMAC [29], ACCS [31]) o proponen técnicas para compartir la carga del sistema entre los nodos (DQMAC [28], OBMAC [32]).

Sin embargo, debido a las características particulares del diseño de la Plataforma Inteligente para sensores, en el presente proyecto se propone un nuevo protocolo MAC de comunicaciones referido como MCSD, del inglés Master-Command Sensor-Data, el cual ha sido especialmente diseñado para mejorar los beneficios obtenidos con el uso de los modos de operación de los Módulos de Procesamiento de la Plataforma Inteligente para sensores, maximizando el tiempo del transceptor en el modo de bajo consumo en un entorno multi-dispositivo. Este protocolo ha sido construido sobre el estándar IEEE 802.15.4, aumentando sus posibilidades de transmisión en tiempo real y mejorando sus propiedades de consumo de potencia y de retraso temporal, pero también puede ser aplicado a otras tecnologías de comunicación de bajo consumo.

2.4.1. Protocolo MAC Master-Command Sensor-Data (MCSD)

En la configuración propuesta, el sistema forma una topología en estrella donde los nodos esclavos son las Plataformas Inteligentes para sensores (a lo largo del texto también se les menciona como dispositivos inteligentes) y el nodo maestro es el DAD. El nodo maestro solo envía comandos de configuración a los nodos esclavos para que ellos puedan adaptar su operación al medio, al contexto y a al usuario. Las Plataformas Inteligentes transmiten al nodo maestro el resultado del procesamiento de la información sensorial, que puede ser enviado en tiempo real o tras la ocurrencia de eventos de alarma, dependiendo del modo de operación en el que los Módulos de Procesamiento de los dispositivos inteligentes estén configurados.

Para transmitir la información se utiliza una estructura denominada MegaTrama (MF, del inglés MegaFrame) la cual es definida por el DAD. Esta MF está compuesta por N intervalos temporales de la misma longitud, los cuales serán utilizados por los diferentes dispositivos para la transmisión de los datos (ver Figura 3). En el prototipo actual del SoM, el protocolo MCSD está construido sobre el estándar inalámbrico IEEE 802.15.4. Para esta tecnología de comunicaciones proponemos una duración de 7.8125 ms para los intervalos temporales, la cual es suficiente para enviar cualquier tipo de trama del protocolo y puede ser gestionada directamente por un reloj de tiempo real de 32.768 KHz. En cada intervalo temporal de la MF puede enviarse uno de los siguientes tres tipos de SuperTramas: SuperTrama de Baliza (BSF, del inglés Beacon SuperFrame), SuperTrama de Petición de Conexión (CRSF, del inglés Connection Request SuperFrame) y SuperTrama de Datos (DSF, del inglés Data SuperFrame). Estas tramas son encapsuladas en el campo de datos del nivel físico de la tecnología de comunicación empleada. En el primer intervalo temporal de la MF, el DAD envía una BSF para que otros dispositivos puedan sincronizarse con esta SuperTrama. El resto de slots son utilizados por los dispositivos inteligentes para transmitir cualquier tipo de datos al DAD. En la implementación actual del protocolo MCSD, las SuperTramas son encapsuladas en el campo de datos de los paquetes de datos del nivel físico del estándar IEEE 802.15.4 en el canal de frecuencia seleccionado por el DAD para construir su sistema de monitorización. El Anexo I contiene una detallada descripción de estas estructuras de datos, cuyas características se muestran a continuación.

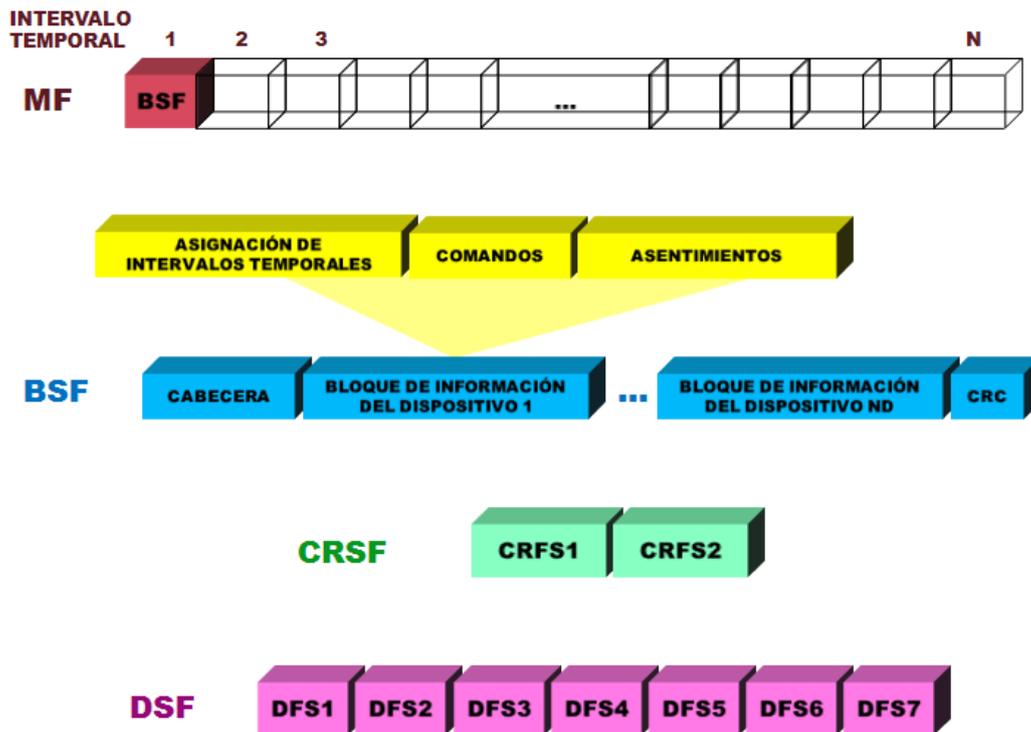


Fig. 3. Protocolo MCS D (MegaTrama y SuperTramas)

1. **BSF:** Esta SuperTrama informa sobre la longitud de la MF de acuerdo con su número de intervalos temporales (parámetro N previamente mencionado). Este tamaño puede ser adaptado de forma óptima a la dinámica temporal de los eventos relacionados con la bioseñal capturada con el objeto de reducir el consumo de comunicaciones. Por otro lado, la SuperTrama BSF informa sobre los intervalos temporales asignados para cada uno de los dispositivos de la MF, también incluye los comandos de configuración para los módulos de procesamiento y el mecanismo de asentimiento del protocolo MCS D.

2. **CRSF:** Cuando un nuevo sensor desea conectarse al sistema de monitorización distribuido, debe ponerse a la escucha y esperar la recepción de una BSF proveniente de su DAD. Entonces, los dispositivos envían una CRSF durante el periodo de acceso mediante la técnica de contención de la MF, utilizando el método de acceso al medio CSMA-CA. El instante de envío de la CRSF es

elegido de forma aleatoria dentro del periodo de contención, y no se enviará si la transmisión no puede ser correctamente terminada en este periodo.

3. **DSF:** Cualquier información que el dispositivo sensor tenga que transmitir es empaquetada en SuperTramas DSF para ser transmitidas durante los intervalos temporales de la MF asignados al dispositivo en la BSF previa. Si el dispositivo tiene más de un intervalo temporal asignado en la MF, puede continuar enviando DSFs hasta que se complete el número de intervalos temporales asignados.

El flujo de datos sensoriales se estructura en tramas que son generadas por los Módulos de Procesamiento del dispositivo inteligente, pudiéndose distinguir tres tipos de tramas que serán enviadas en las DSFs (ver Figura 4): Trama de Solicitud de Conexión (CRF, del inglés Connection Request Frame), Trama de Respuesta a un Comando (CAF, del inglés Command Answer Frame) y Trama de Datos (DF, del inglés Data Frame). Estas tramas pueden estar fraccionadas en varias DSFs para ocupar siempre el mayor ancho de banda posible, pero en caso de una excesiva fragmentación en el flujo de datos, se recomienda disminuir el tamaño de la DSF para iniciar en la siguiente el envío de una nueva trama. Una vez constituida una trama se pondrá en la cola de transmisión para su envío en las DSFs (se enviarán antes las que tengan mayor prioridad). El Anexo I contiene una detallada descripción de estas tramas:

1. **CRF:** Utilizada para solicitar la conexión de un Módulo de Procesamiento de un dispositivo inteligente con el DAD.
2. **CAF:** Usada por los Módulos de Procesamiento para asentir y/o responder a un comando previamente recibido en la BSF.
3. **DF:** Empleada por los módulos de procesamiento de un dispositivo inteligente para la transmisión continua de bioinformación al DAD en el Modo de operación de Transmisión Continua.
4. **AF:** Que transmitirá el Módulo de Procesamiento del dispositivo inteligente al DAD en el Modo de Transmisión Basado en Eventos cuando se halla detectado un evento de alarma. En ese momento se enviará en una trama AF una cantidad prefijada de bioinformación previa al evento almacenada en el dispositivo.

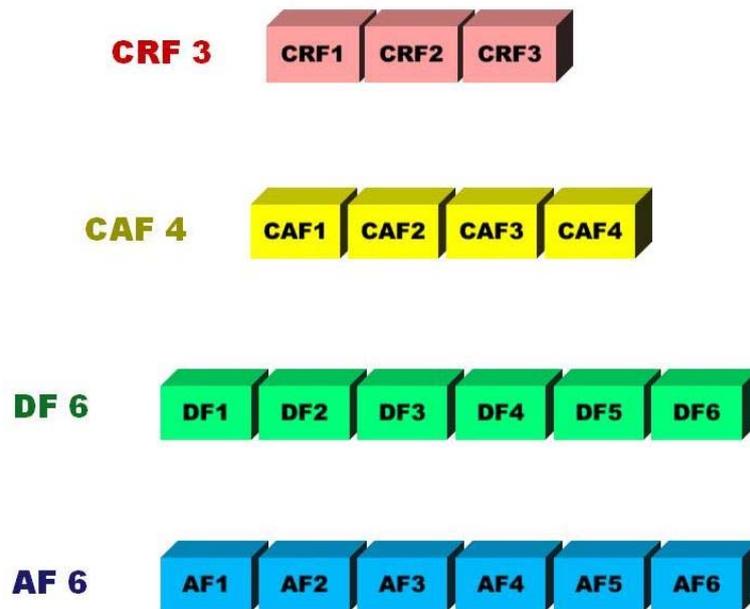


Fig. 4. Protocolo MCSD (Tramas)

Capítulo 3: Descripción Funcional

En este capítulo se realiza una descripción funcional de los Módulos de Procesamiento del SoM, que ha sido implementado de acuerdo con el diseño de la Plataforma Inteligente de bajo consumo para sensores. El prototipo del SoM servirá para evaluar las prestaciones y viabilidad de la misma, lo cual será tratado en los siguientes capítulos.

3.1. Módulo de Procesamiento para la detección de eventos de energía

La detección de eventos de energía se aplica a un sistema de detección de caídas donde los usuarios finales serán en gran medida personas mayores, considerando los eventos de energía como posibles impactos de caída. En esta aplicación para la detección de caídas, el módulo de procesamiento realiza una primera detección (detección de eventos de energía o impactos), dejando que el DAD efectúe un procesamiento más profundo de la información sensorial para discriminar de una forma más precisa y fiable entre un evento de caída real y otros tipos de impacto (discriminación de caídas). En el caso de la detección de una caída, se lanzarán los mecanismos de alerta al CRT necesarios para atender al paciente.

Se ha utilizado una variante del algoritmo de detección de impactos presentado en [20], donde A_1 representa el flujo de aceleraciones en el eje 'x', A_2 para el eje 'y' y A_3 para el eje 'z', todas ellas muestreadas a 40 Hz (la frecuencia de muestreo más baja del dispositivo, la cual es suficiente en el algoritmo). Estos datos son almacenados en un buffer circular que comprende dos segundos de información acelerométrica previa (85 muestras por cada eje). Las aceleraciones son pre-procesadas por un filtro supresor de continua que elimina las componentes de baja frecuencia y otras componentes relacionadas con la fuerza de gravedad, innecesarias en la detección de impactos. La siguiente expresión resume la operación, donde n es el instante de muestreo actual, y $A_{F,i}$ es el valor de la aceleración filtrada en el eje i :

$$A_{F,i}(n) = \frac{1}{2}(A_i(n) - A_i(n-1)), \quad i = 1,2,3 \quad (1)$$

Se realiza también una estimación de la energía asociada con los datos de aceleración en cada uno de los ejes, de acuerdo con la siguiente expresión:

$$E_i(n) = E_i(n-1) + |A_{F,i}(n)|^2 - |A_{F,i}(n-\tau)|^2, \quad (2)$$

Donde τ es la anchura de la ventana temporal utilizada en el análisis de la energía. Las siguientes ecuaciones muestran el procedimiento de detección de impactos, donde los parámetros A_{th} y E_{th} son los umbrales ajustables de aceleración y energía:

$$\text{flag}A_i = \begin{cases} 1, & \text{if } |A_{F,i}| > A_{th} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{flag}E_i = \begin{cases} 1, & \text{if } |E_i| > E_{th} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$h = \sum_{i=1}^3 (\text{flag}A_i * \text{flag}E_i)$$

Una vez activado uno de los flags anteriores, $\text{flag}A_i$ o $\text{flag}E_i$, éste permanecerá activo con un valor 1 lógico durante un tiempo T_{th} . Se detectará un impacto cuando la variable h tome un valor diferente de 0. En ese momento, el Módulo de Procesamiento envía una trama AF al DAD con las aceleraciones de los tres ejes sin filtrar almacenadas durante los 2 segundos previos al impacto (85 muestras de información, cada muestra formada por 3 bytes, un byte por eje). Después, el módulo de procesamiento entra en el modo de Transmisión Continua hasta que se completa el envío de 85 muestras posteriores al evento de alarma. Se reduce así el consumo del dispositivo ya que sólo se envían las aceleraciones correspondientes a 4 segundos cada vez que se detecta un impacto. Este tiempo es suficiente para recoger toda la información del evento de impacto para así decidir en el PSE si se ha producido una verdadera caída.

Con el objeto de ajustar los Módulos de Procesamiento al contexto y al usuario, el DAD puede enviar comandos para modificar la operación del dispositivo. La Tabla 1 muestra a modo de ejemplo una serie de comandos de configuración del Módulo de Procesamiento para la detección de eventos de energía (impacto).

Tabla 1 – Comandos del SoM

Identificador del comando	Parámetro	Descripción
00100001	Nuevo A_{th}	Comando para modificar el valor el umbral de aceleración (A_{th}).
00100010	Nuevo E_{th}	Comando para modificar el valor del umbral de energía (E_{th}).
00100011	Nuevo T_{th}	Comando para modificar el valor del intervalo de persistencia del flag de detección (T_{th}) (11100001 = 1.76 s).
00100100	Nueva τ	Comando para modificar la anchura de la ventana (τ) en el cálculo de la energía (01001110 = 0.66 s).
00100101	Indicador de la nueva frecuencia de muestreo	Comando utilizado para establecer la frecuencia de muestreo de las aceleraciones según el parámetro indicado en el segundo byte del mismo. Modifica también los parámetros por A_{th} , E_{th} , T_{th} y τ para adaptarlos a la nueva frecuencia de muestreo. El segundo byte toma el valor 0 para 40 Hz, el valor 1 para 160 Hz, 2 para 640 Hz y 3 para 2560 Hz.
00100110	Indicador del nuevo rango dinámico de las aceleraciones	Comando utilizado para establecer un rango dinámico en las aceleraciones según el parámetro indicado en el segundo byte del mismo. Modifica también los parámetros por A_{th} , E_{th} , T_{th} y τ para adaptarlos al nuevo rango dinámico. El segundo byte toma el valor 0 para el rango dinámico de -2g a

		+2g y 1 para -6g a +6g.
00100111	Módulo de Operación	Comando utilizado para configurar el modo de operación del dispositivo (00000000 para el Modo de Transmisión Continua (submodo normal), 00000001 para el Modo de Transmisión Continua (submodo con alarmas), 00000010 para el Modo de Transmisión Basada en Eventos, 00000011 para el Modo de operación de Espera Activa).
00011111	-	Comando que el DAD envía al dispositivo para saber si el dispositivo todavía está conectado al sistema de monitorización distribuido. La respuesta al comando indica que el dispositivo permanece conectado.

3.2. Módulo de Procesamiento para la clasificación del nivel de ADL

En este caso, cada muestra de información del Módulo de Procesamiento se corresponde con una variable que representa el nivel de actividad física del portador del sensor, estimado en el periodo transcurrido entre la muestra actual y la anterior. El clasificador distingue entre los siguientes niveles de actividad: nivel muy bajo (dormir, sentado), nivel bajo (comer, escribir), nivel medio (pasear, planchar) y nivel alto (subir escaleras, trabajo de casa intenso). En el algoritmo de procesamiento del clasificador las muestras de aceleración a 40 Hz son filtradas por un filtro paso de alta Butterworth de segundo orden con frecuencia de corte a 0.9 Hz ($A_{HP,x}$, $A_{HP,y}$ y $A_{HP,z}$). Después se realiza una estimación de la energía global de la actividad realizada sumando el cuadrado de 256 muestras de aceleración, multiplicando la componente vertical con un coeficiente de ponderación ($WeCo = 0.5$) para dar mayor relevancia a las componentes horizontales en la estimación del nivel de actividad.

$$E_A = \sum_{i=0}^{255} (A_{HP,x}(n-i))^2 + \sum_{i=0}^{255} WeCo * (A_{HP,y}(n-i))^2 + \sum_{i=0}^{255} (A_{HP,z}(n-i))^2 \quad (4)$$

El valor obtenido es utilizado para clasificar el nivel de actividad mediante un sencillo algoritmo (ver Tabla 2):

Tabla 2 – Clasificador del nivel de ADL

```

IF  EA <= LIMITEMB

    nivel de actividad = MUY BAJO;

ELSEIF  EA <= LIMITEB

    nivel de actividad = BAJO

ELSEIF  EA <= LIMITEM

    nivel de actividad = MEDIO;

ELSE

    nivel de actividad = ALTO;

END IF

```

La variable “nivel de actividad” es determinada dependiendo de la situación del valor de la variable E_A sobre las cuatro áreas establecidas por tres umbrales pre-configurados (ver Tabla 2). Cada 256 nuevas muestras de aceleración vuelve a calcularse la variable “nivel de actividad” y dependiendo de la frecuencia de muestreo

configurada para el módulo de procesamiento, se asignará a la muestra de información del módulo de procesamiento el valor de la variable “nivel de actividad” que más veces se haya detectado durante el periodo entre-muestras. Por otro lado, existen 4 contadores, cada uno asignado a un nivel de actividad, los cuales se incrementan cada vez que se genera una nueva muestra (sólo se incrementará uno de los contadores). En este Módulo de Procesamiento los eventos de alarma se corresponden con situaciones de atención relacionadas con la realización o ausencia de actividad en determinadas franjas horarias de la vida diaria del portador. Estas situaciones de atención son configurables mediante comandos, definiendo la franja horaria de observación y el umbral en el valor del contador que provocará el evento al final del periodo. También se puede configurar mediante comandos el coeficiente WeCo y los límites del clasificador del nivel de ADL para adaptar la operación del módulo al contexto de aplicación y al usuario. Los contadores se resetean al inicio de la franja horaria y la superación del umbral puede configurarse tanto en un sentido positivo como negativo. El módulo está programado para lanzar un evento de alarma si no se detecta actividad física durante las horas normales en las que se despierta el portador.

Capítulo 4: Personalización y adaptación continua al medio y al contexto

El diseño planteado para la Plataforma Inteligente de bajo consumo para sensores proporciona explícitamente capacidades para la adaptación continua al medio, al contexto y al usuario a través de los Módulos de Optimización descritos en el capítulo anterior. En este sentido, se ha desarrollado un Módulo de Optimización de la detección de impactos para encontrar los valores óptimos de los parámetros utilizados en el algoritmo de detección de impactos del SoM que se ejecutará en tiempo real en el DAD para adaptar el funcionamiento del dispositivo al usuario, al medio y al contexto de actividad del usuario portador.

4.1 Módulo de Optimización de la detección de impactos

Para encontrar los valores óptimos de los parámetros del algoritmo de detección de impactos del SoM el Módulo de Optimización asociado ejecuta un procedimiento compuesto de tres fases. Dicho procedimiento de optimización y adaptación es alimentado en su ejecución con un conjunto de patrones de actividad que podrían clasificarse en dos grupos: actividades de impacto y actividades de no-impacto. A continuación se describen las fases de dicho procedimiento:

4.1.1. Primera aproximación

El objetivo de esta fase es encontrar la zona de funcionamiento óptima en el espacio de parámetros $T_{th}-\tau$ utilizados por el Módulo de Procesamiento para la detección de eventos de energía (impactos). Para este fin se utilizará una función F_{FA} que para cada parámetro T_{th} y τ ponderará el grado de robustez del algoritmo de detección de impactos. En una primera aproximación, se elegirá el rango de valores de los parámetros T_{th} y τ donde se maximice la función F_{FA} definida de la siguiente forma:

$$F_{FA} = \sum_{E_{\min}}^{E_{\max}} \left(\sum_{A_{\min}}^{A_{\max}} (flagFN * flagFP * flagE) \right) \quad (5)$$

E_{max} y E_{min} son los valores máximos y mínimos del rango de umbrales de energía que se evaluarán en la función de optimización F_{FA} para cada valor de T_{th} y τ . A_{max} y A_{min} son los valores máximos y mínimos del rango de umbrales de aceleración. $flag_{FN}$ es una variable que toma el valor 1 si se han detectado todos los impactos correctamente en el conjunto de patrones presentado al procedimiento y 0 en caso contrario (toma el valor 1 cuando el número de falsos negativos es 0).

La variable $flag_{FP}$, por el contrario, tomará el valor 1 si no se ha detectado ningún impacto en los patrones asociados a eventos de no-impacto y 0 en caso contrario. La variable $flag_E$ se ha añadido para proporcionar mayor robustez al procedimiento de selección de parámetros del algoritmo de detección de impactos. Dicha variable toma el valor 1 si el valor máximo de la energía calculada para cada uno de los ejes en cada uno de los patrones de no-impacto no supera el umbral de energía E_{th} , y 0 en caso contrario.

4.1.2. Selección de τ y T_{th}

En esta fase se realiza una adaptación del cálculo de la energía para aumentar su especificidad frente a eventos de impacto. Dentro del rango de valores del parámetro τ obtenido en la fase anterior se seleccionará aquel que minimice la siguiente función de coste F_C , donde n es el instante de muestreo actual, y E_i es la estimación de la energía en el eje i tal y como la calcula el Módulo de Procesamiento para la detección de eventos de energía:

$$F_C = \sum_{\substack{\text{experimentos} \\ \text{no-impacto}}} \left(\sum_n \left(\sum_{i=1}^3 (E_i(n)) \right) \right) \quad (6)$$

Al minimizar la función de coste anterior se maximiza la distancia entre el umbral de energía y los valores de energía asociados con los eventos de no impacto. Finalmente, de entre las opciones que queden se seleccionará el valor más alto de T_{th} para el parámetro τ seleccionado (un valor más alto en el parámetro es más conservador frente a los impactos y asume las detecciones de uno más bajo).

4.1.3. Selección de A_{th} y E_{th}

Una vez elegidos los parámetros τ y T_{th} se buscarán valores para los umbrales de aceleración A_{th} y de energía E_{th} adecuados en la detección de impactos. Con este objetivo se define una función de evaluación F_{AE} que para cada umbral A_{th} y E_{th} calcula la aplicabilidad del algoritmo de detección de impactos.

$$F_{AE}(A_{th}, E_{th}) = flag_{FN} * flag_{FP} * flag_E \quad (7)$$

Las variables $flag_{FN}$, $flag_{FP}$ y $flag_E$ se definen de la misma forma que las utilizadas anteriormente, pero evaluadas ahora para cada umbral A_{th} y E_{th} dentro del rango de búsqueda entre los umbrales máximos y mínimos (A_{max} , E_{min} , E_{max} y E_{min}). Por tanto, serán valores adecuados para los umbrales aquellos con los que se obtenga un valor distinto de cero en la función de evaluación F_{AE} . De entre estos valores se han de seleccionar los umbrales de aceleración A_{th} y de energía E_{th} más pequeños (para protegerse ante falsos negativos), que a su vez proporcionen robustez frente a falsos positivos en la aceleración (si se disminuyera el umbral de aceleración continuarían sin producirse falsos positivos) y robustez frente a falsos positivos en la energía (tampoco se producirían falsos positivos si se disminuyera el umbral de energía).

Capítulo 5: Resultados

Los resultados obtenidos se han dividido en varios apartados para proporcionar una mayor claridad en la exposición.

5.1. Prototipo del SoM

La Plataforma Inteligente de bajo consumo para sensores propuesta ha sido implementada en un prototipo del SoM sobre el cual se realiza en el siguiente capítulo un análisis de prestaciones que muestra las propiedades de la Plataforma de sensorización propuesta. Para ello se ha construido un prototipo pre-industrial del SoM de alta integración y muy pequeñas dimensiones (3cm x 4cm) que en próximos diseños será integrado en un parche de piel biocompatible e impermeable para ser llevado por el paciente en la espalda a la altura del sacro (ver Figura 5). La operación del sensor permite al usuario final olvidarse del dispositivo hasta que la batería tenga que ser reemplazada. La arquitectura modular del SoM está soportada por los siguientes componentes electrónicos:

1. **Dispositivo sensor:** En el SoM, un acelerómetro triaxial LIS3LV02DQ de STMicroelectronics ha sido utilizado para el propósito de la monitorización del movimiento (ver Figura 6).
2. **Módulo de comunicaciones:** Un transceptor CC2430 de Chipcom ha sido utilizado para desarrollar el protocolo MCSM sobre el estándar IEEE 802.15.4. El protocolo está implementado en el microcontrolador 8051 que está integrado en el transceptor CC2430 (ver Figura 7).
3. **Unidad de procesamiento:** Un microcontrolador PIC18F2431 de Microchip ha sido utilizado con el propósito de separar las comunicaciones del procesamiento y facilitar el re-diseño del dispositivo (ver Figura 8).

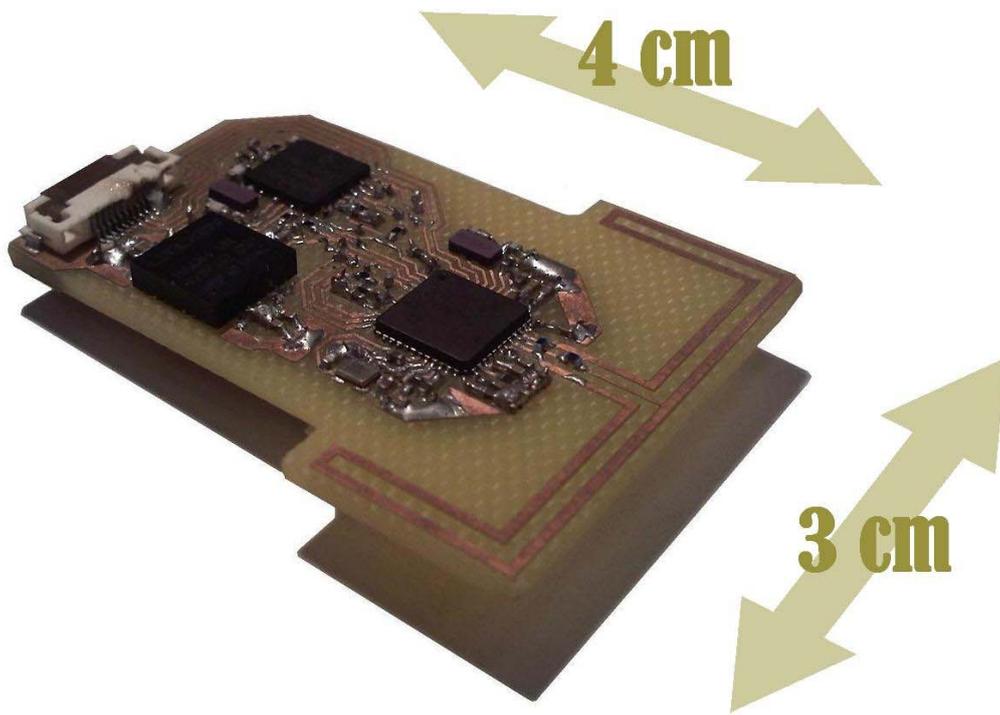


Fig. 5. Fotografía del prototipo del SoM

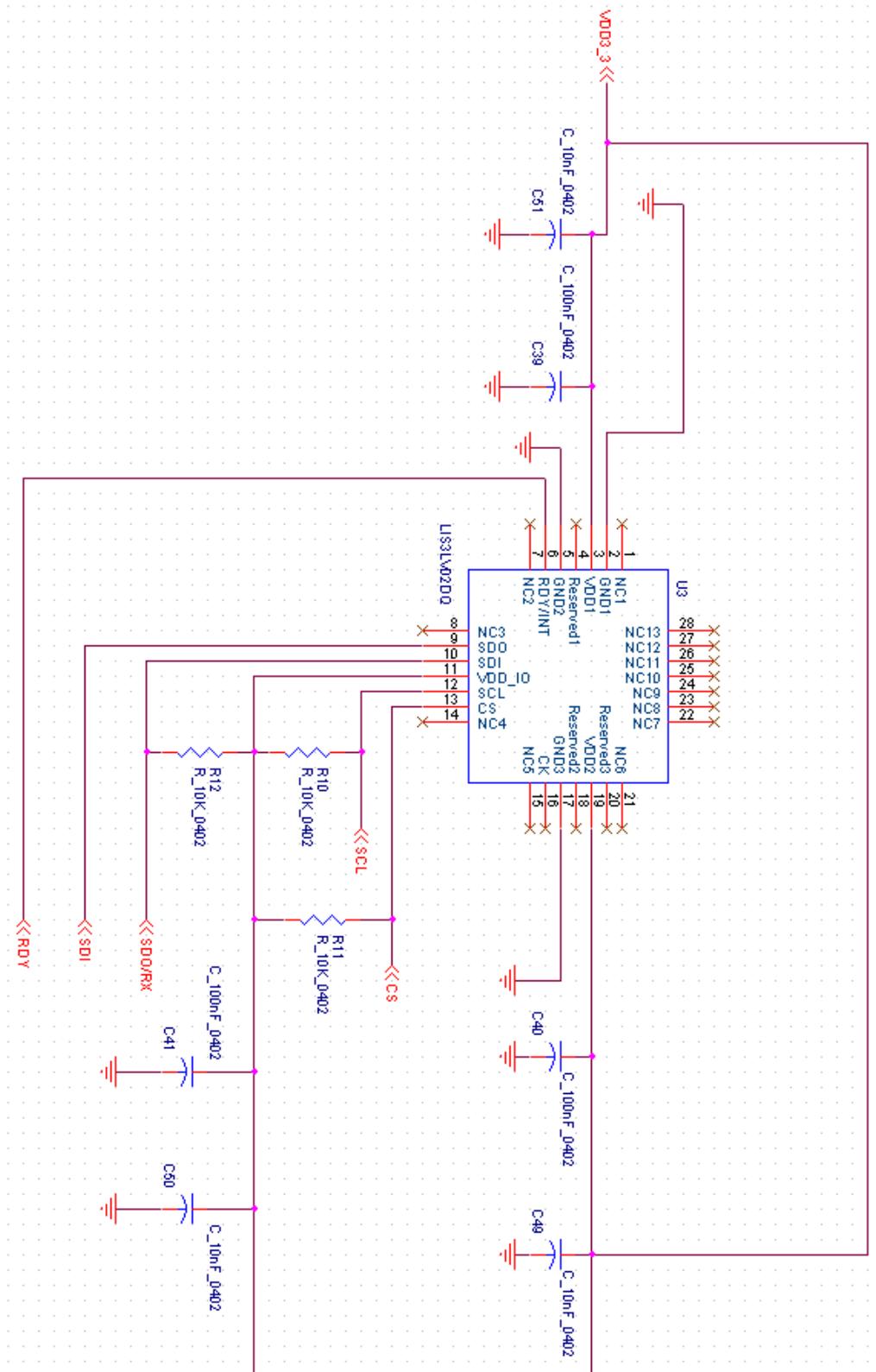


Fig. 6. Esquemático del Acelerómetro LIS3LV02DQ de STMicroelectronics y componentes asociados en el SOM.

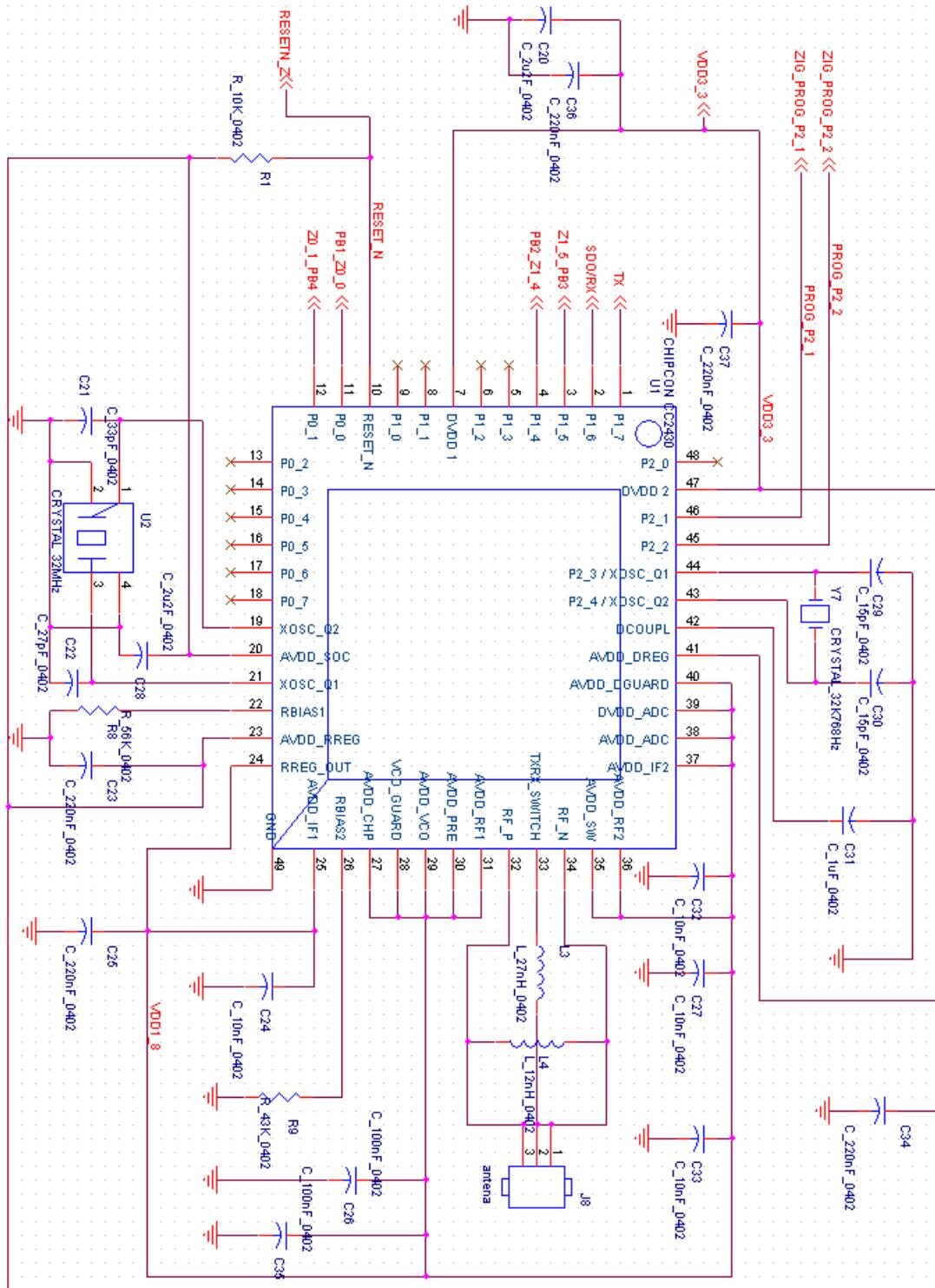


Fig. 7. Esquemático del Transceptor CC2430 de Chipcom y componentes asociados en el SOM.

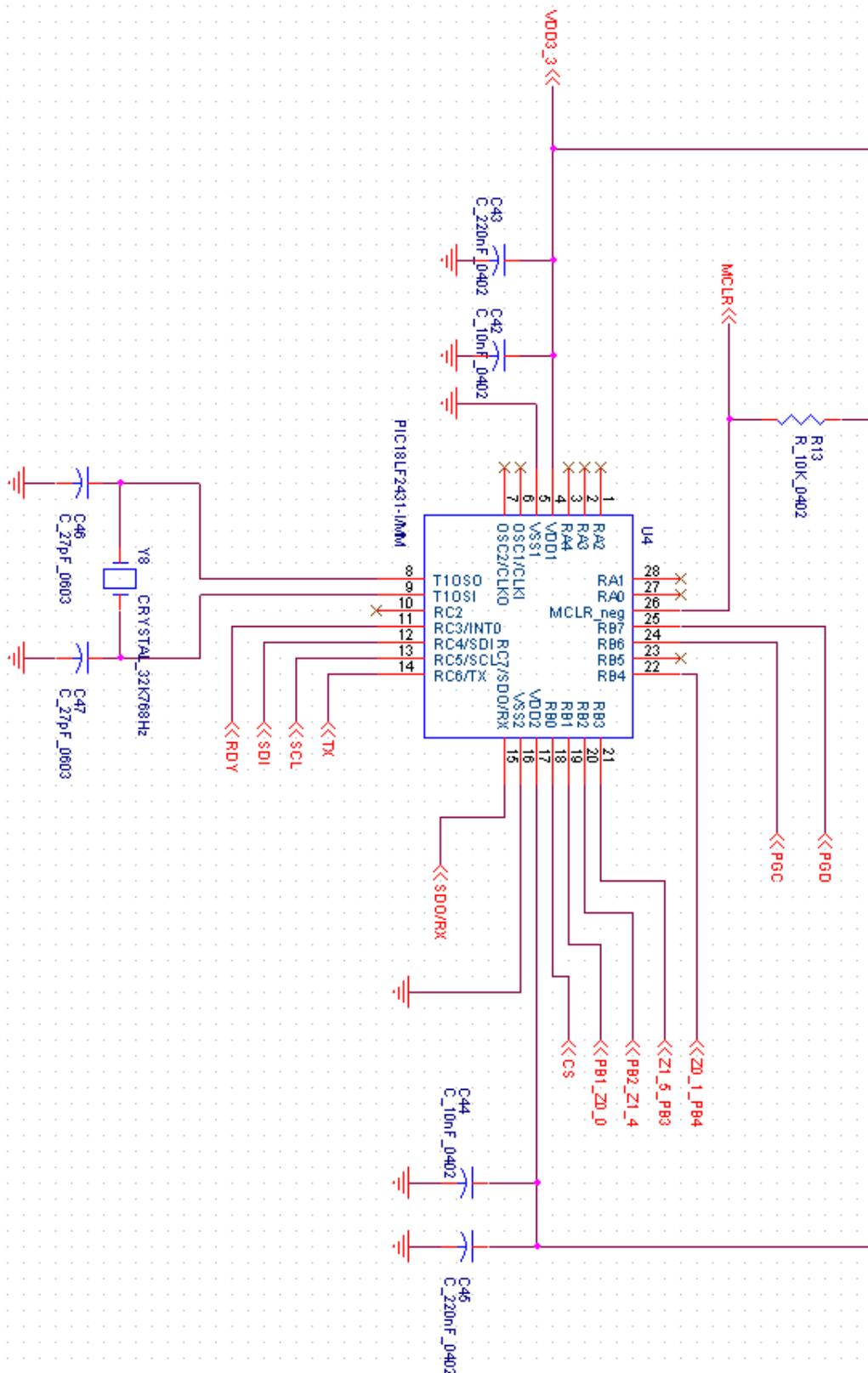


Fig. 8. Esquemático del Microcontrolador PIC18F2431 de Microchip y componentes asociados en el SOM.

Utilizando la herramienta de simulación electromagnética HFSS de Ansoft se ha diseñado una antena microstrip diferencial de pequeño tamaño adaptada a las dimensiones del circuito que maximiza la potencia de transmisión en las frecuencias de operación del transceptor (ver Figura 9, 10 y 11).

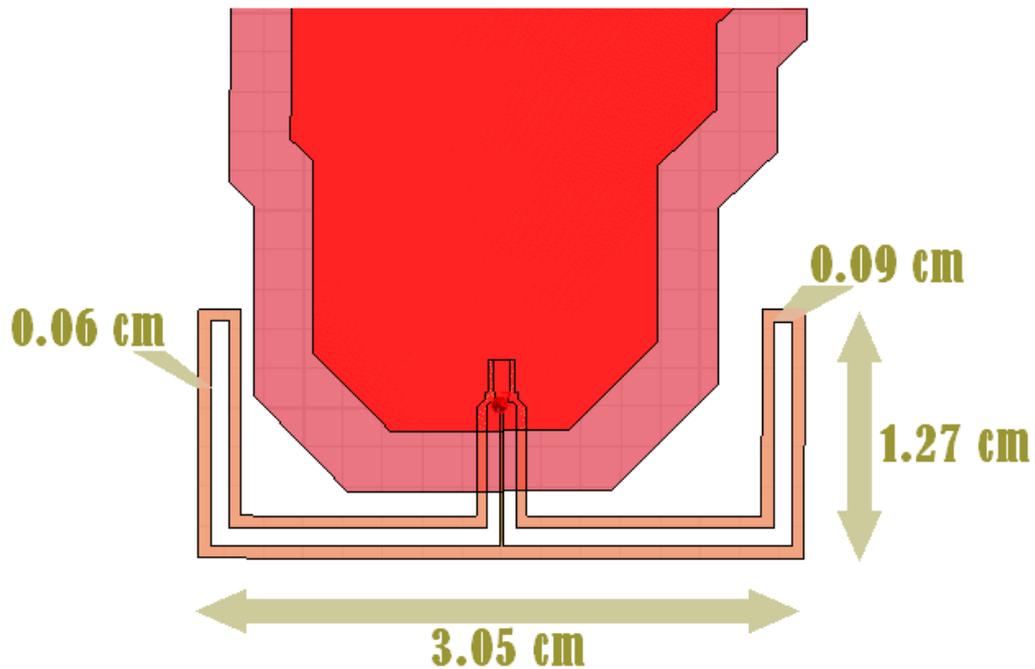


Fig. 9. Dimensiones de la antena microstrip diseñada.

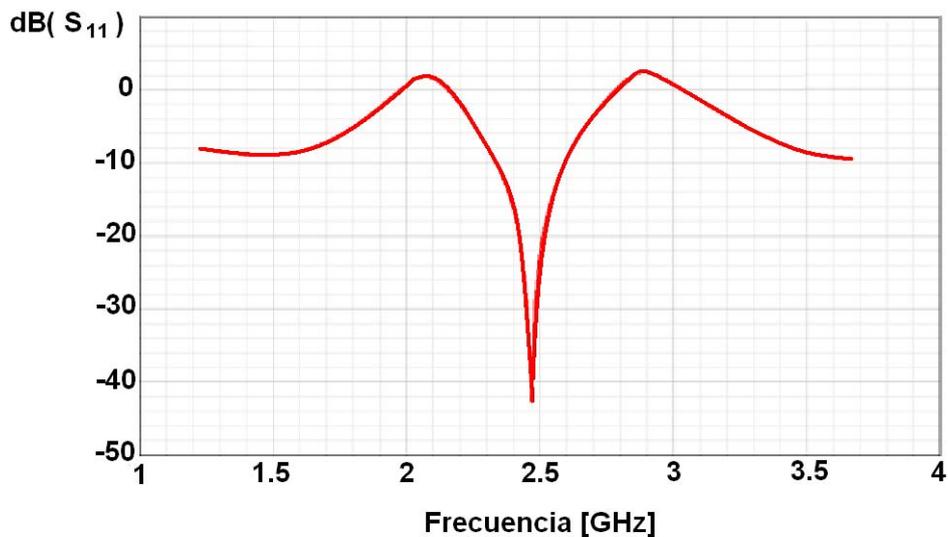


Fig. 10. Pérdidas de retorno.

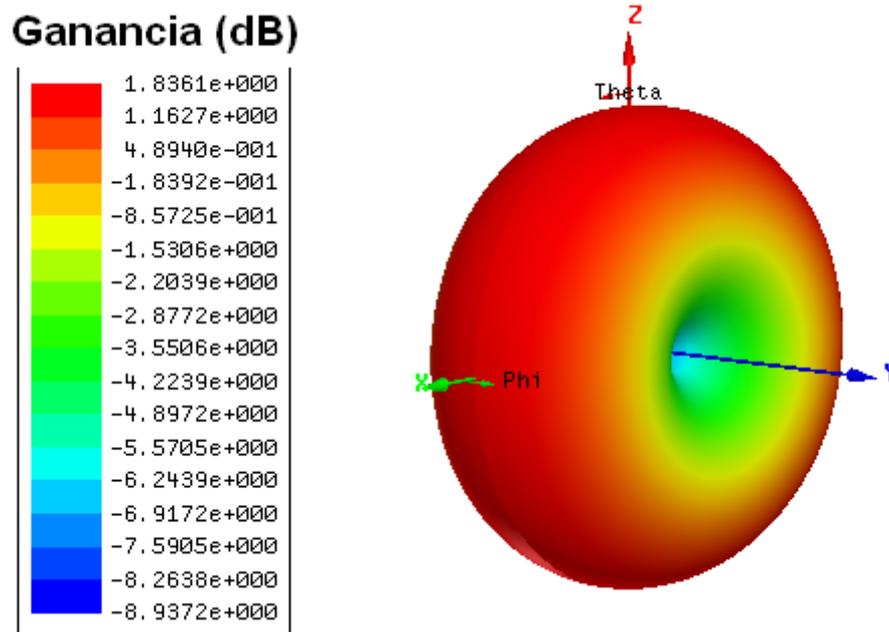


Fig. 11. Diagrama de radiación.

Con la metodología empleada durante la fase de desarrollo se ha prestado una especial atención a la evaluación del dispositivo desde el inicio de la implementación. Para este propósito se ha seguido un procedimiento Harmony [34], según la cual el desarrollo de diferentes subsistemas es conducido a través de un camino iterativo en espiral, evaluando los desarrollos antes y más a menudo que en los tradicionales ciclos en cascada. Esta metodología facilita la identificación y corrección de problemas en los estadios iniciales del desarrollo en los prototipos preliminares del SoM y reduce de forma significativa los costes asociados mientras se obtiene un prototipo definitivo. Finalmente, se describen en las próximas secciones una serie de procedimientos de validación utilizados para verificar la correcta operación del prototipo del SoM y la viabilidad de la Plataforma Inteligente de bajo consumo para sensores sobre la que se apoya su diseño.

5.2. Viabilidad del SoM desde el Punto de Vista del Consumo de Energía

Para calcular el consumo de potencia del prototipo, se ha calculado de forma experimental la intensidad de corriente que debe ser proporcionada por la batería del dispositivo sensor para la correcta operación del dispositivo. Con tal objetivo se ha preparado el prototipo del SoM en una configuración equivalente a la realizada en [35], con el transmisor situado a la espalda de un sujeto a dos metros del receptor y el cuerpo situado entre ellos, ejecutando el módulo de procesamiento para la detección de impactos. Se han evaluado las prestaciones del protocolo MAC MCS-D propuesto en dos configuraciones diferentes.

- 1) Transmisión de las aceleraciones en tiempo real (Modo de Transmisión Continua en el Módulo de Procesamiento para la detección de impactos), apagando el transceptor fuera de los intervalos de transmisión y recepción poniendo al transceptor en el modo de bajo consumo (Modo 1 en el transceptor CC2430 de Chipcom) cuando no tenga que realizarse ninguna operación. El transceptor se despierta utilizando temporizadores para sincronizar las operaciones con la SuperTrama, incluidas las capturas de datos de aceleración por el puerto serie.
- 2) Equivalente a la configuración previa, pero enviando datos solamente cuando el SoM detecte un impacto (se han considerado 10 impactos al día). Cada alarma incluye 85 muestras de aceleración previa al impacto detectado y 85 muestras posteriores al evento de impacto (1 byte por eje, 3 bytes por muestra, 40 muestras por segundo, 510 bytes en total para aproximadamente 4 segundos de datos de aceleración).

Se ha utilizado el mismo esquema de MegaTrama en todos los experimentos (64 intervalos temporales para una duración de la MegaTrama de 500 ms, asociando el intervalo temporal número 17 de la MegaTrama para las transmisiones del SoM). Además, el microcontrolador del SoM entra en el modo de bajo consumo “SLEEP” cuando finaliza el procesamiento de los datos en cada instante de muestreo.

Se ha estimado experimentalmente el consumo medio de corriente para evaluar el consumo de potencia del sensor inteligente. Si se quiere obtener la potencia hay que tener en cuenta que el SoM ha sido alimentado con una pila de 3V. La estructura de la MegaTrama impone una periodicidad en la actividad del sensor de modo que las observaciones del dispositivo pueden ser restringidas a la duración de una MegaTrama, donde es fácil distinguir los siguientes intervalos (ver Figura 12):

- 1) **T1:** Intervalo temporal durante el cual el dispositivo transceptor está a la escucha de la trama de baliza.
- 2) **T2:** Intervalo temporal durante el cual el transceptor transmite los datos de aceleración (sólo en transmisiones en tiempo real).
- 3) **T3:** Intervalo temporal en el cual el microcontrolador de la unidad de procesamiento captura y procesa los datos de aceleración.
- 4) **T4:** Intervalo temporal de inactividad del sensor inteligente.

La evaluación del periodo de la MegaTrama muestra un consumo global en el SoM de 1.66 mA en la configuración de experimentos en tiempo real (0.66 mA corresponden al transceptor), que puede ser reducido a 1 mA en la configuración de transmisiones basadas en eventos (SC_IBN=6 en la BSF, ver Anexo I). Hay que tener en cuenta también que en el cálculo de estos valores se han considerado también las re-transmisiones obtenidas para evitar la pérdida de datos. Si el dispositivo es alimentado con una pila de pequeño tamaño de 1000mAh (CR 2477 de Panasonic, por ejemplo), se estima una operación durante 25 días en el Modo de Transmisión Continua y de 41 días en el Modo de Transmisión Basada en Eventos.

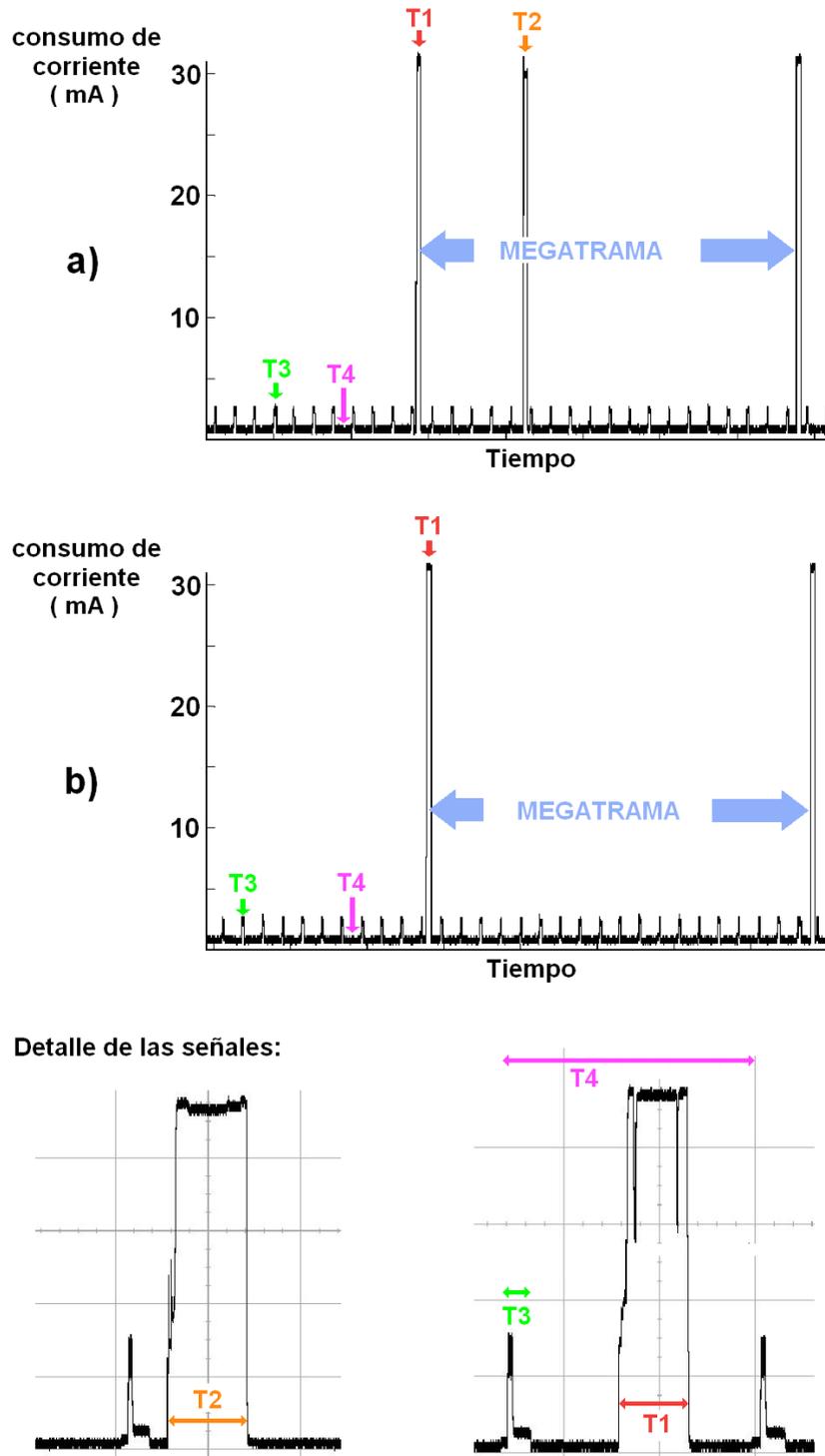


Fig. 12. Consumo experimental de corriente en tiempo real (a) sólo cuando se detecta un impacto (b) con el protocolo MAC MCSD.

En la Tabla 3 se muestra la duración de los intervalos definidos en la Figura 12 y el consumo medio de corriente de todo el dispositivo en cada uno de ellos.

Tabla 3 – Consumo del SoM

Intervalo	Duración	Consumo de corriente
T1	6 ms	28.4 mA
T2	6.2 ms	27.1 mA
T3	3.4 ms	1.9 mA

5.3. Resultados del Módulo de Optimización de la detección de impactos

El procedimiento de optimización de la detección de impactos fue alimentado con un conjunto de datos acelerométricos experimentales emplazando el prototipo a la espalda de 11 voluntarios de diferentes edades, sexo y pesos (ver Tabla 4), mientras realizaban diferentes actividades:

- 1) *Actividades de no impacto*: andar (lento), andar (normal), andar (rápido), subir escaleras, bajar escaleras, coger un objeto del suelo doblando las rodillas, coger un objeto del suelo sin doblar las rodillas y sentarse en una silla con cuidado.
- 2) *Actividades de impacto*: sentarse en una silla bruscamente, salto vertical, caída de rodillas, caída al suelo, caída al suelo desde una silla y simulación de caída desde una cama.

Se muestran a continuación los resultados obtenidos en las diferentes fases del procedimiento:

Tabla 4 – Características de los experimentos realizados en el procedimiento de optimización

Número de voluntarios	8
Hombres/Mujeres	5/3
Edad	28.4±4.2 años
Peso	72.3±12 Kg
Altura	174.5±8 cm
Número total de experimentos	112
Número de actividades	14
Número total de impactos	48
Número total de falsos positivos	0
Número total de falsos negativos	0

5.3.1. Primera aproximación

Teniendo en cuenta que los parámetros τ , T_{th} , A_{th} y E_{th} tienen valores discretos debido a la implementación particular del algoritmo en el microcontrolador del SoM, se recorrió el espacio de parámetros T_{th} - τ para encontrar en una primera aproximación los valores más adecuados para la detección de impactos. En el estudio se varió el parámetro T_{th} desde el valor 1 (7.8 ms) a 500 (3.91 s) y el parámetro τ desde el valor 1 (25 ms) a 50 (1.25 s). Se fijaron los umbrales máximo y mínimo para la aceleración ($A_{max}=30$ (1.40 m/s²), $A_{min}=1$ (0.047 m/s²)) y para la energía ($E_{max}=20$ (0.176 m²/s⁴), $E_{min}=1$ (0.0088 m²/s⁴)) en el algoritmo de detección de impactos. Con las aceleraciones procedentes de los experimentos, la función F_{FA} se maximizó en el rango de valores comprendido entre 8 (62.6 ms) y 9 (70.4 ms) para T_{th} y entre 7 (175 ms) y 16 (400 ms) para τ , por lo que se propuso este conjunto de valores como adecuado para los parámetros en una primera aproximación (ver Figura 13).

5.3.2. Selección de τ y T_{th} .

Para maximizar la distancia entre el umbral de energía y los valores de energía asociados con los eventos de no impacto y así aumentar su especificidad frente a eventos de impacto, se seleccionó el valor de τ que minimizaba la función de coste F_c

($\tau=7$ (175 ms)) dentro del rango obtenido en la primera fase. El valor de T_{th} elegido de acuerdo con el procedimiento fue 9 (70.4 ms) (ver Figura 14).

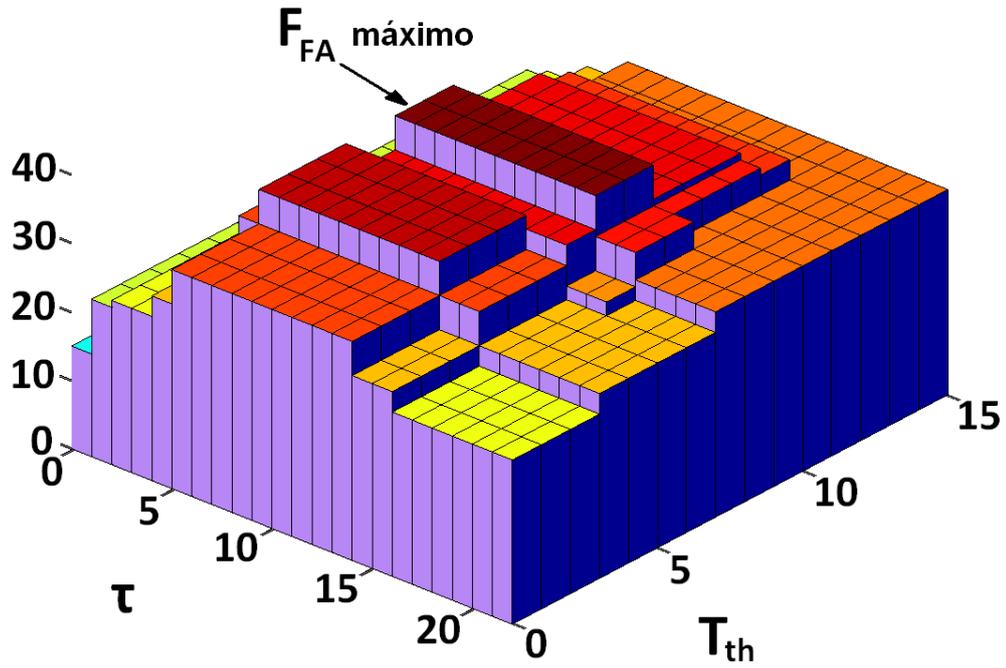


Fig. 13. Valores de F_{FA} en el espacio de parámetros $T_{th}-\tau$

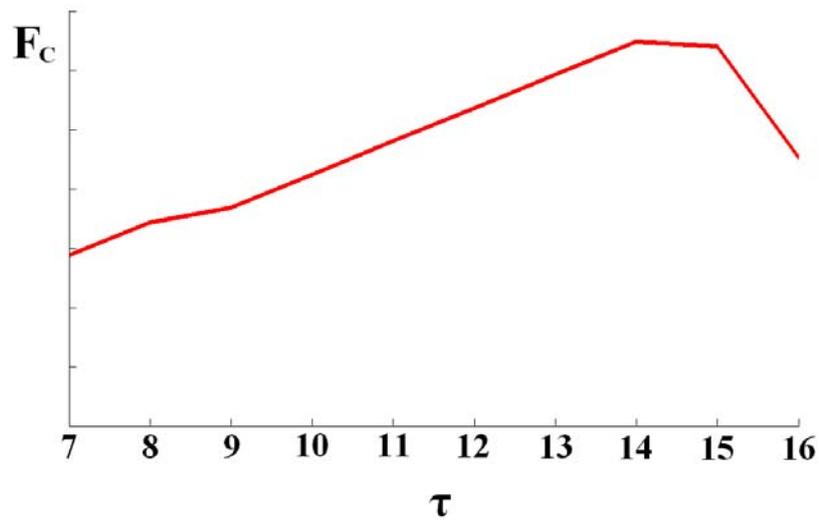


Fig. 14. Función de coste F_C en función de τ .

5.3.3. Selección de A_{th} y E_{th} .

De entre los valores de los umbrales A_{th} y E_{th} (125 ms para τ y 200 ms para T_{th}) para los que la función de evaluación F_{AE} tomaba un valor distinto de 0, se seleccionaron los más bajos (para así aumentar la sensibilidad frente a impactos), a la vez mantuvieran a 0 el número de falsos positivos si se disminuyera el umbral de aceleración (robustez frente a falsos positivos en la aceleración) o si se disminuyera el umbral de energía (robustez frente a falsos positivos en la energía). De esta forma, se eligió el valor 14 (656 m/s^2) para A_{th} y 9 ($0.079 \text{ m}^2/\text{s}^4$) para E_{th} (ver figura 15).

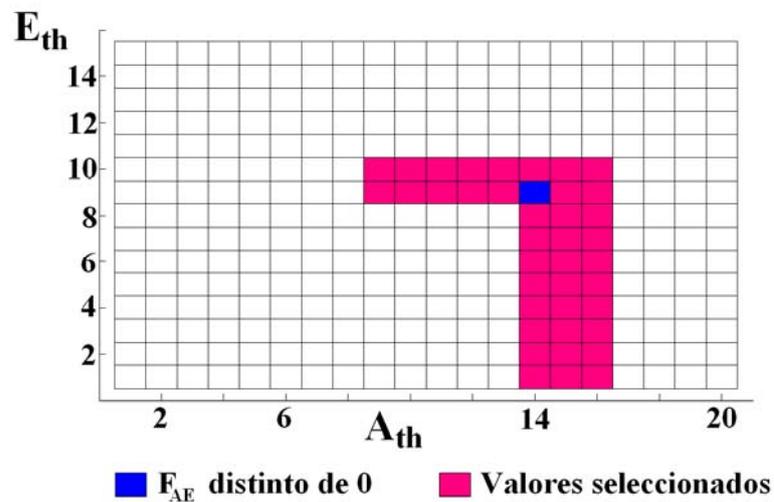


Fig. 15. Resultados de F_{AE} en el espacio de umbrales A_{th} y E_{th} .

5.4. Validación del algoritmo de detección de impactos y del procedimiento de optimización

Con objeto de validar los parámetros obtenidos con el procedimiento de optimización y a su vez validar el algoritmo de detección de impactos, se seleccionó un nuevo grupo de voluntarios (ver Tabla 5) para que repitieran todos los experimentos de actividades de impacto y de no impacto descritos en el apartado anterior (el prototipo del SoM se situó también en la espalda a la altura del sacro en la misma configuración). Al probar el algoritmo de detección de impacto con unos nuevos experimentos no

utilizados en el proceso de búsqueda de parámetros del algoritmo de detección de impactos no sólo estamos validando los parámetros obtenidos, sino que a su vez estamos probando la robustez del algoritmo de detección de impactos utilizado.

Tabla 5 – Características de los experimentos realizados para la validación de la detección de impactos

Número de voluntarios	4
Hombres/Mujeres	3/1
Edad	27.75±3.8 años
Peso	88.5±9 Kg
Altura	177±4.5 cm
Número total de experimentos	56
Número de actividades	14
Número total de impactos	24
Número total de falsos positivos	0
Número total de falsos negativos	0

Estos experimentos fueron realizados en configuraciones muy diferentes, desde la distancia de 1 metro a 10 metros entre el transmisor y el receptor, con el cuerpo humano situado en muchas ocasiones entre ellos; en una habitación o al aire libre, o incluso con obstáculos en el camino de la señal como muros entre estancias (ver Anexo II). Además, para evaluar las prestaciones de transferencia en tiempo real del protocolo MAC MCSD, el módulo de procesamiento fue programado en el Modo de Transmisión Continua de datos con alarmas (submodo 2). El algoritmo de detección de impactos fue ejecutado en tiempo real en el dispositivo para así evaluar el buen funcionamiento de la implementación sobre el hardware del módulo de procesamiento (en las Figuras 16, 17 y 18 se muestran un conjunto representativo de formas de ondas de las señales de aceleración obtenidas en algunos experimentos).

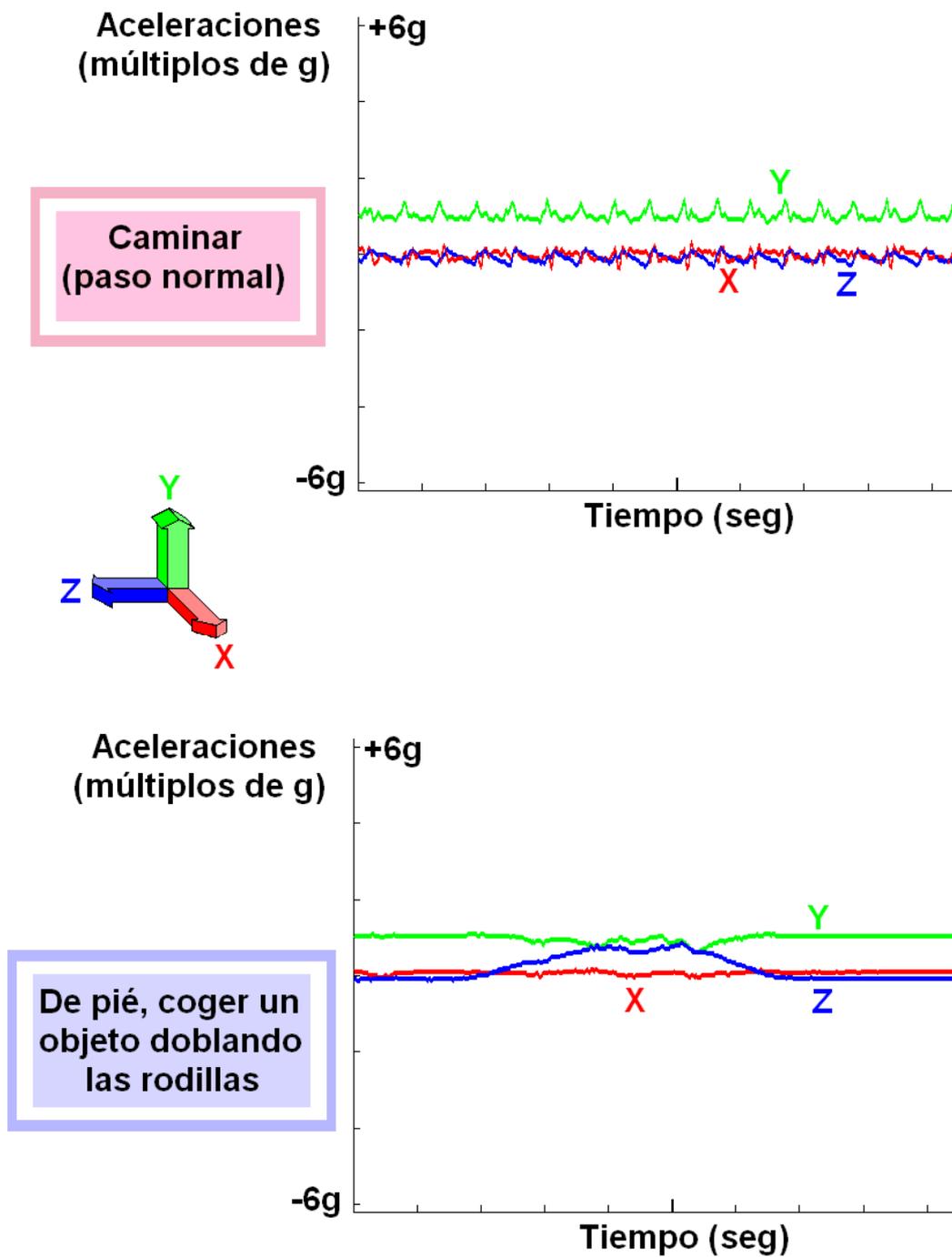


Fig. 13. Ejemplos de aceleraciones de actividades realizadas en los experimentos (parte 1).

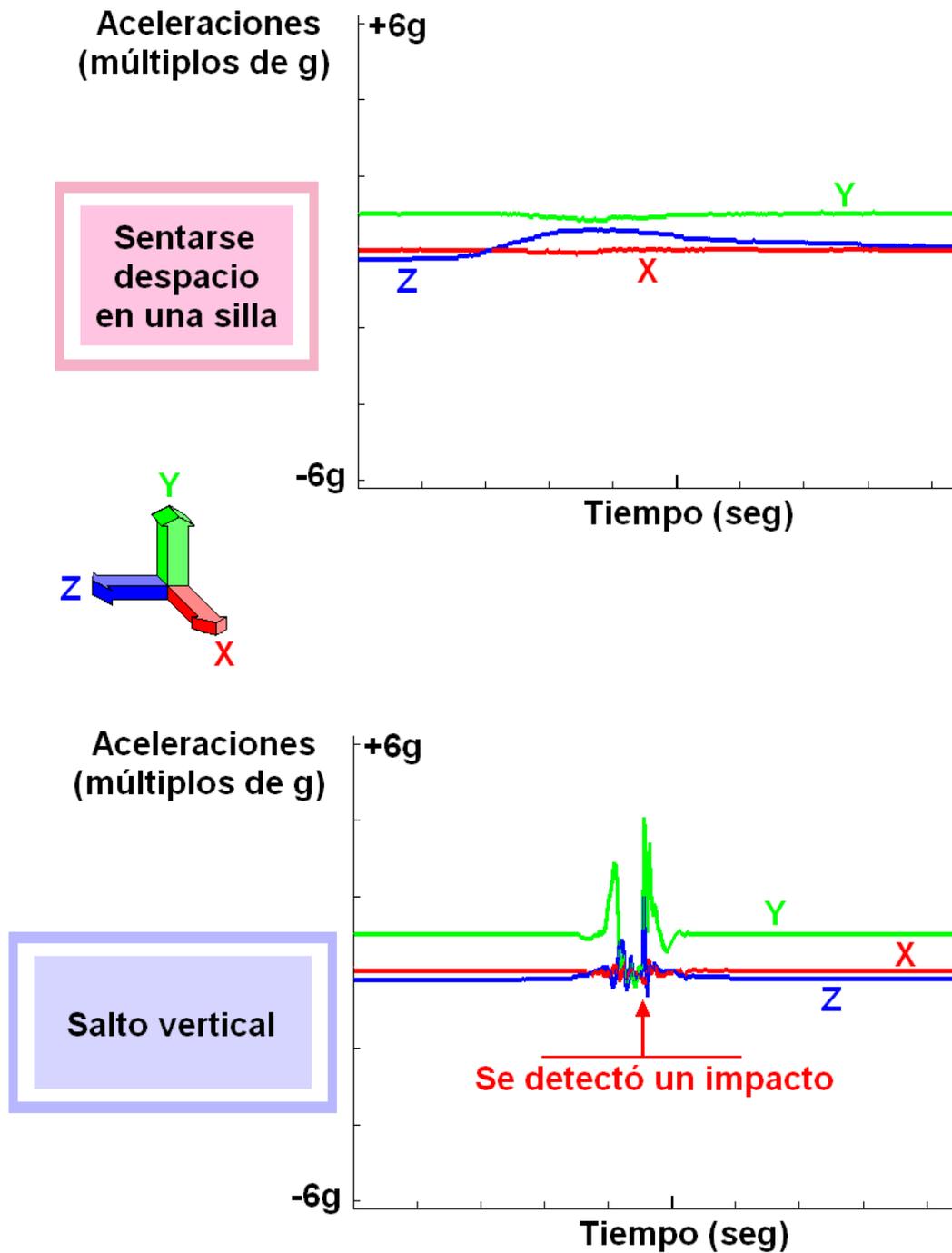


Fig. 14. Ejemplos de aceleraciones de actividades realizadas en los experimentos (parte 2).

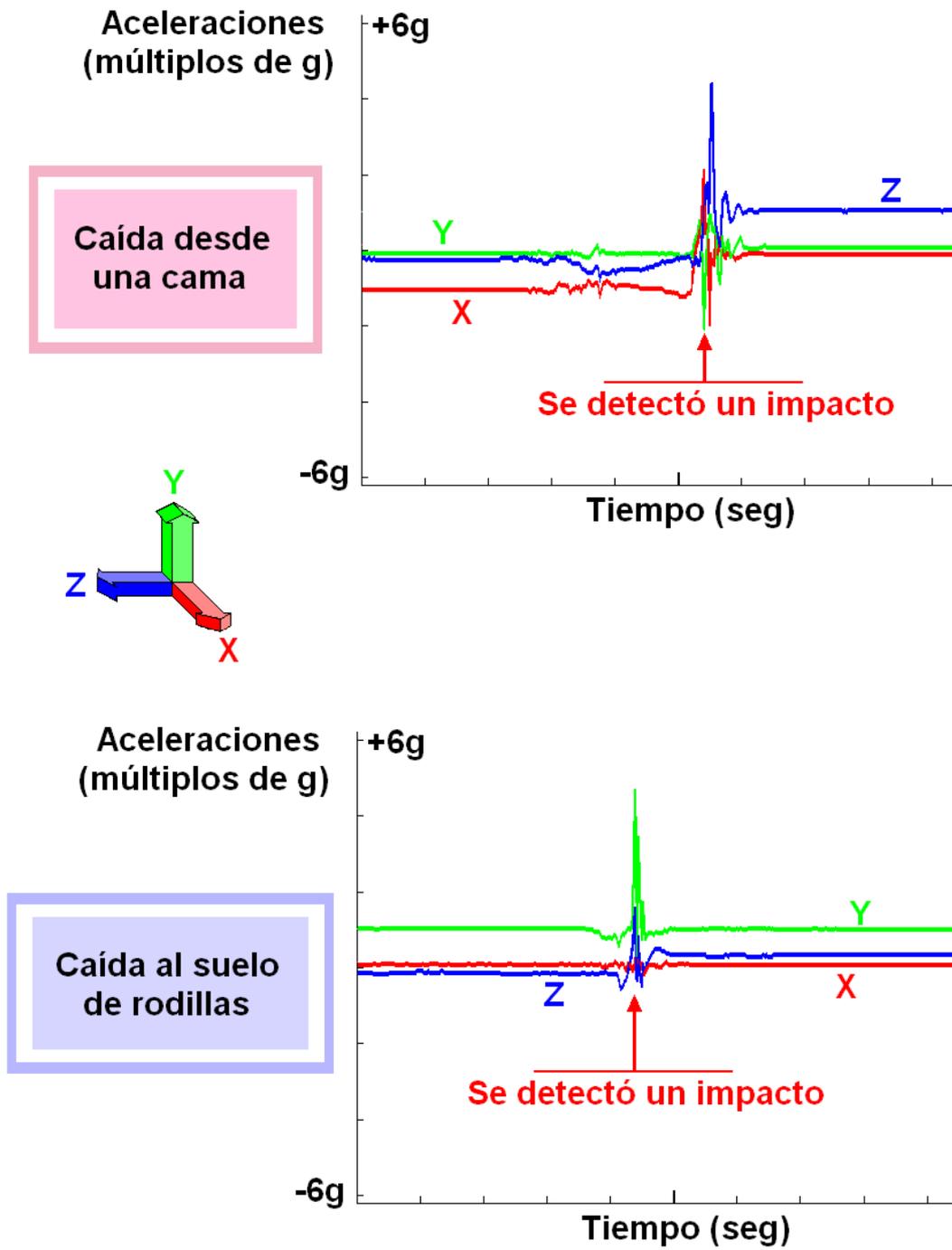


Fig. 15. Ejemplos de aceleraciones de actividades realizadas en los experimentos (parte 3).

Durante los experimentos, el SoM detectó correctamente el instante de impacto en todas las actividades de impacto (el número de falsos negativos fue 0). Además, no se envió ninguna alarma durante la realización de las actividades de no impacto (el número de falsos positivos fue 0). Los resultados muestran la viabilidad y robustez de la técnica de detección (100% de aciertos) en la implementación del Módulo de Procesamiento así como de los parámetros obtenidos a través del procedimiento de optimización propuesto. Además, los experimentos también han demostrado la factibilidad de la implementación del protocolo MAC MCSD sobre el nivel físico del estándar IEEE 802.15.4 obteniendo transmisiones en tiempo real libre de errores.

5.5. Validación del clasificador de ADL

Un grupo de seis voluntarios realizó un conjunto de actividades diarias para validar la operación del clasificador de ADL en la discriminación entre diferentes niveles de actividad (nivel de actividad muy bajo, bajo, medio y alto). Emplazando el prototipo del SoM en la espalda, cada voluntario repitió las siguientes actividades:

1. *Actividades de muy bajo nivel:* durmiendo (A1), sentado (A2).
2. *Actividades de nivel bajo:* comiendo (A3), haciendo una manualidad (punto) (A4), de pie hablando (A5), escribir sentado (A6).
3. *Actividades de nivel medio:* pasear (A7), lavar los platos (A8), planchar (A9), barrer de forma no intensa (A10).
4. *Actividades de nivel alto:* bajar escaleras (A11), ejercicio físico (rotaciones repetidas del tronco, A12), andar rápido (A13), trabajos de casa intensos (A14), subir escaleras (A15).

El módulo de procesamiento fue programado en el Modo de Transmisión Continua, pero la frecuencia de muestreo se modificó para proporcionar el valor de la variable " E_A " cada vez que se calcula su valor (ver Figura 16). Los umbrales de la variable del nivel de actividad en el clasificador de ADL fueron previamente fijados a través de un conjunto preliminar de experimentos.

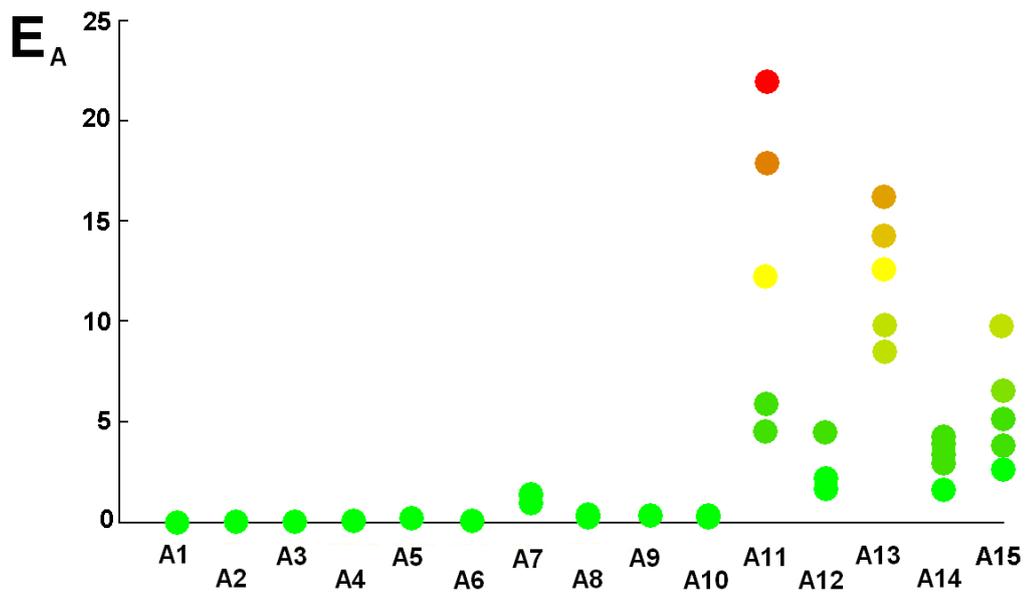


Fig. 16. Variable E_A en los experimentos de nivel de ADL.

Durante los experimentos, el SoM clasificó correctamente el nivel de actividad en todos los casos, mostrando la viabilidad de la técnica de clasificación propuesta con un 100% de éxito en los experimentos realizados (ver Tabla 6).

Tabla 6 – Características de los experimentos realizados para la clasificación del nivel de ADL	
Número de voluntarios	6
Hombres/Mujeres	3/3
Edad	27.8±6.4 años
Peso	85.3±25.2 Kg
Altura	170.7±11.9 cm
Número total de experimentos	90
Número total de actividades	15
Número total de errores en la detección	0

Capítulo 6: Discusión

Finalmente, se ha realizado un análisis de la Plataforma Inteligente para sensores implementada en el SoM y del Protocolo MAC MCSM propuesto desde diferentes puntos de vista (consumo, simplicidad, escalabilidad, retraso temporal, etc.):

- 1) La existencia de dos microcontroladores en el diseño permite la actualización remota del firmware de la Unidad de Procesamiento y del transceptor para modificar los algoritmos de ejecución de los Módulos de Procesamiento, añadir nuevos módulos o modificar el protocolo de comunicaciones para incluir posibles mejoras o adaptar su operación a nuevas situaciones.
- 2) La modularidad de la Plataforma Inteligente facilita la integración de nuevas funcionalidades en los dispositivos sensores o modificar las existentes ya que los nuevos datos que se generen pueden ser directamente soportados por el protocolo de comunicaciones.
- 3) La simplicidad de los algoritmos de control derivados del protocolo MAC permite una fácil implementación del software en el microcontrolador del transceptor (ver Anexo III).
- 4) Control directo de la tasa de transmisión, desde 58 bytes/segundo (1 intervalo temporal en una MegaTrama de 256 intervalos temporales) a 14.9Kbytes/segundo (255 intervalos temporales en una MegaTrama de 256 intervalos temporales). El DAD adapta de forma dinámica la tasa de transmisión asignando el número global de intervalos temporales en la MegaTrama y el número de intervalos temporales asignados a cada uno de los dispositivos.
- 5) El sistema es escalable: utilizando como base el nivel físico del estándar IEEE 802.15.4 se pueden conectar hasta 16 sensores inteligentes al DAD evitando la sobrecarga del sistema.
- 6) El algoritmo de asignación de intervalos temporales del DAD le proporciona a sistema una alta capacidad de adaptación. Si en cualquier momento un dispositivo

necesita enviar un mayor volumen de información en tiempo real, el DAD asigna de forma dinámica el número necesario de intervalos temporales para los cubrir los requerimientos de transmisión del dispositivo sensor en ese momento. Sin embargo, si el sensor inteligente envía datos sólo cuando detecta un evento, el DAD asigna un solo intervalo temporal al dispositivo y amplía la duración de la MegaTrama para reducir el consumo de potencia en las comunicaciones. Por otro lado, el algoritmo también funciona en el caso de que todos los dispositivos quieran enviar datos al mismo tiempo, ya que cada dispositivo tendrá asignado en número de intervalos temporales necesarios para sus transmisiones.

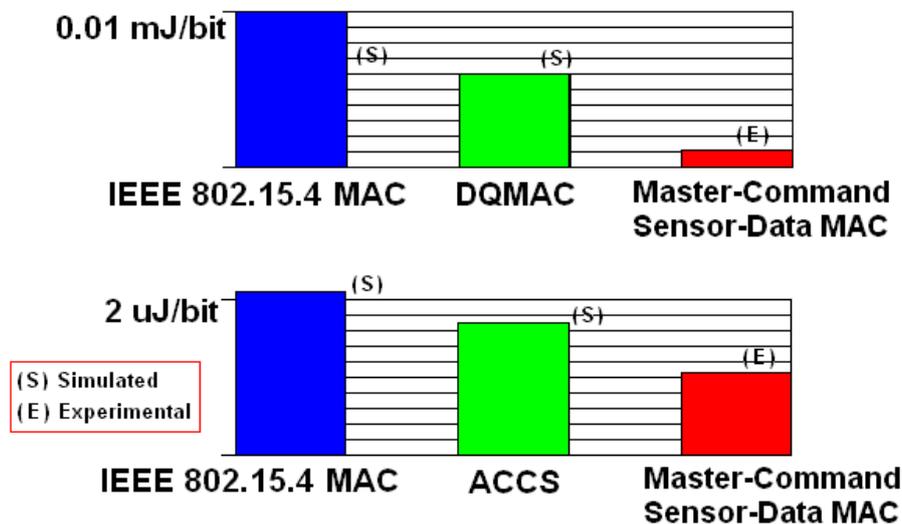


Fig. 17. Comparación del consumo de energía con diferentes protocolos MAC.

- 7) El mecanismo de control de asignación de intervalos temporales permite reducir al mínimo el consumo requerido para las transmisiones. Los resultados obtenidos muestran mejores prestaciones con respecto al protocolo MAC del estándar IEEE 802.15.4 y otros protocolos propuestos recientemente (ver Figura 17). La primera gráfica muestra los resultados obtenidos mediante simulación del consumo de energía realizados en [28] para un sistema con 5 dispositivos sensores y saturación en la red. En las mismas condiciones, el consumo del SoM fue obtenido experimentalmente en una configuración equivalente al procedimiento descrito en el apartado 1 de Capítulo 4, con un intervalo temporal asignado en la MegaTrama para cada uno de los 5 dispositivos y una tasa de error en las transmisiones del 7%,

obtenida experimentalmente durante la realización de las pruebas de consumo. La segunda gráfica compara los datos obtenidos mediante simulación en [31] (considerando una carga de tráfico media, con tramas de datos de 90 bytes y 20 sensores) con las prestaciones de consumo de potencia bajo las mismas condiciones del SoM en una configuración equivalente al procedimiento descrito en el apartado 1 del Capítulo 4, pero mostrando resultados obtenidos de forma experimental en lugar de simulaciones.

- 8) Teniendo en cuenta que el diseño del sensor está basado en un esquema de transmisiones basadas en eventos, el consumo de energía relacionado con las comunicaciones de los dispositivos sensores se reduce de forma drástica como se observa en la Tabla 7 (se han supuesto 5 impactos diarios).

Tabla 7 – Estimación del consumo en comunicaciones del SoM (detección de impactos)

Consumo estimado de un tranceptor Zigbee	Consumo medio durante un año
Sin transmisiones	93.66 Julios
Sólo ante eventos	98.18 Julios
Envío continuo de datos	2186.5 Julios

- 9) También se produce una reducción del retraso temporal de las transmisiones porque los dispositivos siempre tienen un intervalo temporal listo para iniciar la transmisión, evitando de acceso al medio mediante el procedimiento de contención, espera y escucha (ver Figura 18). La gráfica muestra el retraso obtenido en las simulaciones efectuadas en [32] para estándares de comunicaciones. En la comparación, el retraso temporal del SoM se obtuvo en una configuración equivalente a la descrita en el apartado 1 del Capítulo 4, considerando una tasa de error en las transmisiones del 7% obtenida de forma experimental y utilizando MegaTramas con un periodo de acceso mediante contención de un intervalo temporal de duración y la asignación de un intervalo temporal de la MegaTrama para cada uno de los sensores.

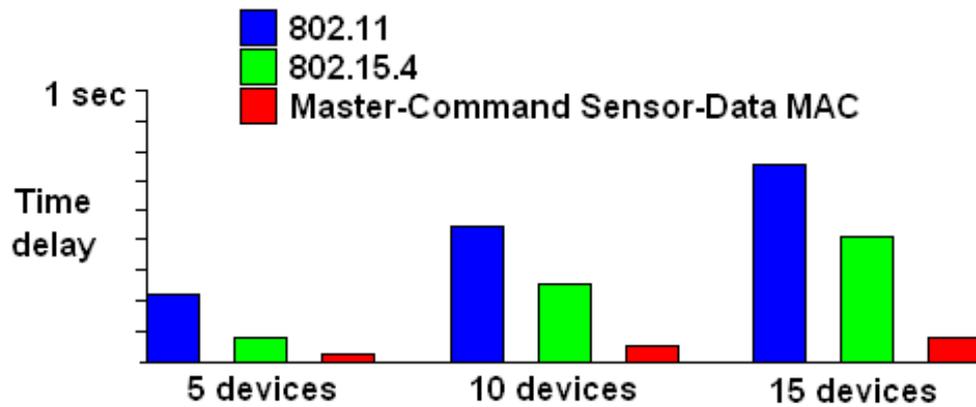


Fig. 18. Comparación del retraso temporal con estándares de comunicaciones.

A continuación analizaremos las prestaciones de adaptación continua proporcionadas con la arquitectura propuesta para la Plataforma Inteligente de sensores. Para una mayor claridad en la exposición, presentaremos entre paréntesis las características de adaptación continua (personalización, adaptación al medio y al contexto, funcionalidad adaptable y optimización continua) que se persiguen con la arquitectura propuesta en el punto en el que ésta sea potenciada.

Los resultados obtenidos han mostrado la viabilidad del algoritmo de optimización de parámetros del Módulo de Procesamiento para la detección de impactos, el cual incrementa la especificidad y la sensibilidad en la detección de impactos susceptibles de ser considerados como caída. Los parámetros obtenidos han sido validados en un conjunto diferente de experimentos a los utilizados en el procedimiento de optimización, consiguiendo un 100% de éxito en la detección de impactos, confirmando así la robustez del procedimiento (*optimización*). Además, no se detectó ningún evento de impacto durante las actividades de no-impacto (el número de falsos positivos es 0). Aunque en los experimentos relacionados con la detección de caídas participaron 12 voluntarios, hay que destacar que se ha analizado un conjunto amplio de señales y de experimentos para cada uno de ellos.

Dentro del marco de la arquitectura propuesta, el algoritmo de optimización presentado se ejecutará en el Módulo de Optimización de la detección de caídas para obtener los parámetros del Módulo de Procesamiento de detección de impactos más

adecuados en cada momento según la actividad realizada por el usuario (*optimización continua*). Estos nuevos parámetros serán proporcionados por comandos de configuración del Módulo de Procesamiento. Los patrones experimentales utilizados para validar el algoritmo no son adecuados para un dispositivo orientado a personas mayores, de modo que se deben definir un nuevo conjunto de patrones que alimentarán la ejecución del Módulo de Optimización de detección de caídas en tiempo real, los cuales deberán estar almacenados de forma permanente en la memoria del DAD.

- 1) *Patrones de actividades de impacto*: Conjunto de muestras de aceleración de actividades de impacto obtenidas en laboratorio y establecidas inicialmente para el sujeto de acuerdo con sus características antropométricas y su movilidad. Los impactos detectados como caídas incluirán las aceleraciones asociadas como un nuevo patrón de actividad de impacto (*personalización*).

- 2) *Patrones de actividades de no impacto*: Conjunto de muestras de aceleración de actividades de no impacto. En una primera instancia, estos patrones son establecidos inicialmente a un conjunto de patrones de laboratorio adaptados al sujeto de acuerdo con sus características (peso, movilidad). Se hace necesario por tanto un conjunto de experimentos sobre un conjunto amplio de personas mayores estructurado en grupos con características similares. Este conjunto de patrones se irá actualizando con nuevas actividades obtenidas del propio usuario del dispositivo durante la realización de sus ADL (*personalización*).

Para permitir la adquisición de nuevos patrones de actividad se hace necesaria la ejecución en paralelo en el sistema de monitorización de una Entidad Distribuida de Procesamiento para la clasificación de ADL, la cual se encuentra actualmente representada por el Módulo de Procesamiento para la clasificación del nivel de ADL. Esta Entidad Distribuida de Procesamiento estima en tiempo real la actividad realizada por el sujeto de modo que el Módulo de Optimización de la detección de impactos pueda configurar en cada momento su Módulo de Procesamiento y su Módulo de Análisis y Decisión para adaptarlos a la actividad realizada por el sujeto (*adaptación al medio y al contexto*). La Entidad Distribuida de Procesamiento para la clasificación de ADL también está encargada de proporcionar nuevos patrones al Módulo de

Optimización de detección de impactos para actualizar la base de datos de patrones con otros más recientes (*personalización*).

Por otro lado, la modularidad del sistema permite una fácil actualización de las funcionalidades de los dispositivos para la observación y análisis de otras variables derivadas de la información sensorial acelerométrica (nivel de actividad, consumo metabólico, clasificación de ADL, estimación de la distancia recorrida, etc.). Al estar los módulos virtualmente autocontenidos, se favorece su diseño e implementación, a la vez que se facilita su mantenimiento. Como el interfaz de los mismos está perfectamente definido, el añadido o eliminación de un nuevo módulo no afecta al resto de los módulos, manteniéndose la integridad del sistema. Además, están diseñados para trabajar en paralelo, de forma que pueden cooperar entre ellos. Como se mencionó anteriormente, para proporcionar capacidades de personalización y adaptación al medio a la Entidad Distribuida de Procesamiento para la detección de impactos, es necesario incluir también una Entidad Distribuida de Procesamiento para la clasificación de ADL. El sistema permite además que esta actualización de las funcionalidades del dispositivo para adaptarse a las necesidades de información del usuario pueda realizarse de forma remota en tiempo de ejecución (*funcionalidad adaptable*). En el caso del SoM, el añadido, actualización o eliminación de Módulos de Procesamiento se puede llevar a cabo a través de una actualización del firmware de la unidad de procesamiento del dispositivo sensor. Será el microcontrolador integrado en el transceptor del SoM el que controle las líneas de programación de la unidad de procesamiento para establecer el nuevo firmware.

Capítulo 7: Conclusión

Los resultados obtenidos muestran la viabilidad de la Plataforma Inteligente para sensores propuesta para la implementación de sensores inteligentes de bajo consumo. La aplicación de dicha Plataforma en un sensor inteligente de acelerometría para la monitorización del movimiento humano permite una drástica reducción del consumo de energía asociado a las comunicaciones en un esquema de monitorización basado en eventos mediante la ejecución de módulos de procesamiento que pueden operar en tres modos de funcionamiento. La modularidad del diseño propuesto facilita la integración de nuevas funcionalidades en los dispositivos sensores o modificar las existentes sin afectar a las comunicaciones gracias al protocolo MAC de comunicaciones presentado Master-Command Sensor-Data (MCSD). Además, el protocolo incluye de forma explícita un mecanismo para optimizar y adaptar la operación de los módulos de procesamiento al usuario, al medio y al contexto de uso. El protocolo MCSD ha sido construido sobre el nivel físico del estándar inalámbrico de comunicaciones IEEE 802.15.4, pero puede ser aplicado a otras tecnologías de comunicaciones de bajo consumo. Su uso facilita unas comunicaciones sencillas y flexibles con detección de errores, detección de pérdida de paquetes y un mecanismo de retransmisión. Su simplicidad permite un control preciso de los modos de operación de bajo consumo de los elementos electrónicos del sensor inteligente, que conduce a una simplificación del diseño software capaz de obtener muy buenas prestaciones en términos de consumo de potencia del transceptor (0.66 mA en transmisiones de tiempo real a 234 bytes/segundo). Además, como el sensor inteligente sólo transmite información cuando detecta una alarma, el consumo del dispositivo puede ser reducido a 5.2 uA.

Por otro lado, los experimentos realizados (258 experimentos sobre un total de 29 actividades diferentes) demuestran también la viabilidad de la Plataforma Inteligente para sensores en la monitorización del movimiento humano, aunque puede ser extendida para optimizar la monitorización en otros ambientes con información sensorial asociada a eventos fuera de este ámbito. El módulo de procesamiento del SoM para la detección de impactos mostró un 100% de éxito en los experimentos realizados, contribuyendo a la robustez del todo el sistema de detección de caídas (SoM-DAD). Además, los

algoritmos utilizados en el DAD para discriminar las caídas de otros tipos de impactos han tenido también una tasa de éxito del 100% [22], y así, el esquema de detección dual (detección de impactos y discriminación de caídas) proporcionado por ambos dispositivos prueba los beneficios del sistema distribuido propuesto. El módulo de procesamiento para la clasificación del nivel de ADL ha mostrado también muy buenas prestaciones (100% de éxito en los experimentos realizados).

La arquitectura de procesamiento distribuido además proporciona explícitamente capacidades para la adaptación continua al medio, al contexto y al usuario al sistema de detección de caídas. Estas capacidades normalmente no son proporcionadas debido a las dificultades que presentan en su análisis y modelado, pero deberían ser tenidas en cuenta ya que las características de los movimientos son diferentes para cada persona, y también varían dependiendo de la actividad realizada. Las capacidades de adaptación continua al medio, al contexto y al usuario son proporcionadas a través de un módulo de optimización para la detección de caídas, encargado de encontrar en cada momento los parámetros de operación más adecuados para los algoritmos de detección, y así poder adaptarlos al usuario y a la actividad realizada por él en ese momento.

Actualmente, el SoM está implementado en un prototipo pre-industrial de muy pequeño tamaño que puede ser integrado en un parche bio-compatible para ser llevado confortablemente por el sujeto bajo observación, incluso si está en la ducha o fuera de casa. El SoM está evolucionando para incluir otros módulos de procesamiento para la estimación del gasto metabólico y la actualización en tiempo real del firmware de la unidad de procesamiento y el transceptor. Además, la red personal desarrollada por el protocolo MAC Master-Command Sensor-Data puede ser extendida de forma directa a otras aplicaciones, aprovechando las ventajas de un esquema diseñado para enviar comandos en el enlace de comunicaciones descendente que permite además el envío de información sensorial en el enlace ascendente de hasta 14 kbytes/segundo (ampliable con otras tecnologías de comunicaciones).

Capítulo 8: Publicaciones relacionadas con el trabajo

8.1. Publicaciones en las que participa el autor

[I] David Naranjo Hernández, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, Miguel Ángel Estudillo Valderrama, Gerardo Barbarov. “Design and Implementation of a Falling Detector and Activities of Daily Living Classifier for the Support to the Elderly”. *International Journal of Medical Informatics*. 2010 (en revisión, ver documentación acreditativa en Anexo IV).

[II] David Naranjo Hernández, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, Miguel Ángel Estudillo Valderrama. “Personalization and Adaptation to Medium and Context in a Fall Detection System”. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. 2010 (en revisión, ver documentación acreditativa en Anexo IV).

[III] David Naranjo Hernández, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, Miguel Ángel Estudillo Valderrama, Gerardo Barbarov. “Método para el Ajuste de los Parámetros del Algoritmo De detección de Impactos en un Sistema de Detección de Caídas”. *Actas del XXVII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (CASEIB 2009)*. Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (CASEIB 2009) (27). Num. 27. Cadiz, España. CASEIB. 2009. Pag. 491-494. ISBN: 978-84-608-09

[IV] David Naranjo Hernández, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, Miguel Ángel Estudillo Valderrama. “Optimization Procedure for the Impact Detection Thresholds in An accelerometer Smart Sensor”. *Proceedings 9 Th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine*. Itab 2009. International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine. Itab 2009 (9). Num. 9. Larnaca, Chipre. IEEE. 2009. Pag. 1-4. ISBN: 978-1-4244-53

[V] David Naranjo Hernández, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, Tomé Emanuel Matos Rodrigues, Miguel Ángel Estudillo Valderrama. “Propuesta de un Protocolo de Comunicaciones Basadas En eventos para el Poc. Aplicación a la Detección de Infecciones”. *Actas del XXVII Congreso Anual de la Sociedad Española*

de Ingeniería Biomédica (CASEIB 2009). Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (CASEIB 2009) (27). Num. 27. Cadiz, España. CASEIB. 2009. Pag. 107-110. ISBN: 978-84-608-09

[VI] Miguel Ángel Estudillo Valderrama, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, David Naranjo Hernández. “Design and Implementation of a Distributed Fall Detection System-Personal Server”. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. 2009. Pag. 874-881

[VII] Miguel Ángel Estudillo Valderrama, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, Gerardo Barbarov, David Naranjo Hernández. “Análisis del Procesamiento Distribuido Aplicado a una Red De sensores Biomédica”. Actas del XXVII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (CASEIB 2009). Num. 27. Cadiz, España. CASEIB. 2009. Pag. 681-684. ISBN: 978-84-608-09

[VIII] Miguel Ángel Estudillo Valderrama, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, David Naranjo Hernández. “Distributed Processing Methodology for Biomedical Sensor Networks: a Novel Approach”. Proceedings 9 Th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine. Itab 2009. International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine. Itab 2009 (9). Num. 9. Larnaca, Chipre. IEEE. 2009. Pag. 1-4. ISBN: 978-1-4244-53

[IX] Miguel Ángel Estudillo Valderrama, Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, David Naranjo Hernández. “A Proposal of a Fall Detection Algorithm for a Multidevice Personal Intelligent Platform”. Bibe 2008: 8th IEEE International Conference on Bioinformatics and Bioengineering. 8th IEEE International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (). Athens, Greece. IEEE Press. 2008. Pag. 1-4

8.2. Patentes

[X] Laura María Roa Romero, Luis Javier Reina Tosina, David Naranjo Hernández, Miguel Ángel Estudillo Valderrama. Adición a la Patente P200201710 Por "Sistema Portable para la Monitorización del Movimiento, Estado Postural y Actividad Física de Humanos las 24 Horas del Día", Solicitud:2010-04-08 00:00:00, Nr.:P201000469

Bibliografía

- [1] N. Fourty, D. Guiraud, P. Fraisse, G. Perolle, I. Etxeberria, T. Val, “Embedded system used for classifying motor activities of elderly and disabled people”, *Computers & Industrial Engineering*, vol. 57, Issue 1, pp 419-432, Aug 2009.
- [2] A. Godfrey, R. Conway, D. Meagher, G. ÓLaighin, “Direct measurement of human movement by accelerometry”, *Medical Engineering & Physics*, vol. 30, Issue 10, pp 1364-1386, Dec 2008.
- [3] G. Virone, “Assessing everyday life behavioral rhythms for the older generation”, *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 5, Issue 5, pp. 606-622, Oct 2009.
- [4] N. Noury, P. Rumeau, A.K. Bourke, G. ÓLaighin, J.E. Lundy, “A proposal for the classification and evaluation of fall detectors”, *IRBM*, vol. 29, Issue 6, pp. 340-349, Dec 2008.
- [5] A. Serna, H. Pigot, V. Rialle, “A computational model of activities performance decrease in Alzheimer's disease”, *International Journal of Medical Informatics*, Volume 76, Sup. 3, pp. S377- S383, Dec 2007.
- [6] M.N. Nyan, Francis E.H. Tay, E. Murugasu , “A wearable system for pre-impact fall detection”, *Journal of Biomechanics*, vol. 41, Issue 16, pp. 3475-3481, Dec 2008.
- [7] M. Kangas, A. Konttila, P. Lindgren, I. Winblad, T. Jämsä, “Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers”, *Gait & Posture*, vol. 28, Issue 2, pp 285-291, August 2008.
- [8] J. Hilbe, E. Schulc, B. Linder, C. Them, “Development and alarm threshold evaluation of a side rail integrated sensor technology for the prevention of falls”, *International Journal of Medical Informatics*, vol 79, Issue 3, pp. 173-180, March 2010.
- [9] N. Noury, et al., “Fall detection-Principles and methods,” *Proc. 29th IEEE EMBS Annual International Conference*, pp. 1663–1666, 2007.

[10] Xinguo Yu, “Approaches and principles of fall detection for elderly and patient”, *Proc. 10th International Conference e-health Networking, Applications and Services*, pp. 42 – 47, Jul. 2008.

[11] P. E. Cotter, S. Timmons, M. O'Connor, C. Twomey, D.O'Mahony, “The financial implications of falls in older people for an acute hospital”, *Irish Journal of Medical Science*, vol. 175, pp. 11-3, 2006.

[12] S. R. Lord, C. Sherrington, H. B. Menz, “Falls in Older People: Risk Factors and Strategies for Prevention”, *Cambridge University Press*, 2001.

[13] M. J. Mathie, J. Basilakis, B. G. Celler, “A system for monitoring posture and physical activity using accelerometers,” *Proc. 23rd IEEE EMBS Annual International Conference*, vol. 4, pp. 3654–3657, 2001.

[14] F. Padilla Ruiz, A. Bueno Cavanillas, C. Peinado Alonso, M. Espigares García, R. Gálvez Vargas, “Frequency characteristics and consequences of falls in a cohort of institutionalized elderly patients”, *Atención Primaria*, vol. 21, pp. 437–445 (in Spanish), 1998.

[15] C. V. C. Bouten, K. T. M. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde, J. D. Janssen, “A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 3, pp. 136–147, Mar. 1997.

[16] A. Dinh, D. Teng, L. Chen, Y. Shi, C. McCrosky, J. Basran, V. Del Bello-Hass, S.B. Ko, A. Ralhan, D. Williams, N. Windels, A. Choudhury, “A fall detection and near-fall data collection system”, *Proc. 1st Microsystems and Nanoelectronics Research Conference*, pp. 117-120 Oct. 2008.

[17] M. Kangas, A. Konttila, I. Winblad, T. Jämsä, “Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection”, *Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, France, pp. 1367-1370, Aug. 2007.

- [18] M. Kangas, I. Vikman, J. Wiklander, P. Lindgren, L. Nyberg, T. Jämsä, “Sensitivity and specificity of fall detection in people aged 40 years and over”, *Gait & Posture*, Volume 29, Issue 4, June pp 571-574, 2009.
- [19] L. Roa, M. Prado, J. Reina-Tosina, “Wearable system for the monitorization of movement, postural state and physical activity during 24 hours per day”, *Spanish Office of Patents and Trademarks*, Application date: 2002-07-18, Patent ref.: P200201710, (in Spanish), 2002.
- [20] M. Prado, L. Roa, J. Reina-Tosina, “Viability study of a personalized and adaptive knowledge-generation telehealthcare system for nephrology (NEFROTEL)”. *International Journal of Medical Informatics*, Volume 75, pp. 646-657, May 2006.
- [21] M.A. Estudillo, L.M. Roa, L.J. Reina, D. Naranjo, “A Proposal of a Fall Detection Algorithm for a Multidevice Personal Intelligent Platform”, *Proc. 8th IEEE International Conference on Bioinformatics and Bioengineering*, Greece, pp. 1-4, Oct. 2008.
- [22] M. A. Estudillo, L. M. Roa, L. J. Reina, D. Naranjo, “Design and Implementation of a Distributed Detection System. Personal Server”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 13, no. 6, pp. 874-881, Nov. 2009.
- [23] J. Kim, K. H. Park, “An energy-efficient, transport-controlled MAC protocol for wireless sensor networks”, *Computer Networks*, vol. 53, Issue 11, pp. 1879-1902, July 2009.
- [24] I. Demirkol, C. Ersoy, “Energy and delay optimized contention for wireless sensor networks”, *Computer Networks*, vol. 53, Issue 12, pp. 2106-2119, Aug. 2009.
- [25] G. Anastasi, M. Conti, M. Di Francesco, A. Passarella, “Energy conservation in wireless sensor networks: A survey”, *Ad Hoc Networks*, vol. 7, Issue 3, pp 537-568, May 2009.

[26] IEEE 802.15.4: Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Low-Rate Wireless Personal Area Networks (LR-WPANs), Oct. 2003.

[27] J. A. Afonso, J. H. Correia, L. A. Rocha, “Design and Implementation of a Real-Time Wireless Sensor Network”, *Proc. International Conference on Sensor Technologies and Applications*, Spain, 2007.

[28] B.Otal, C. Verikoukis, L.Alonso, “Optimizing MAC Layer Performance based on a Distributed Queuing Protocol for Wireless Sensor Networks”, *Proc. of IEEE Global Conference on Communications (GLOBECOM Workshops)*, USA, pp. 1–5, Dec. 2008.

[29] D. Yun, S.-E. Yoo, Dae. Kim, Do. Kim, “OD-MAC: An On-demand MAC Protocol for Body Sensor Networks Based on IEEE 802.15.4”, *Proc. 14th IEEE International Conference on Embedded and Real-time Computing Systems and Applications (RTCSA 2008)*, Taiwan, Aug. 2008.

[30] L. Changle, L. Huan-Bang, R. Kohno, “Reliability Evaluation and Enhancement of IEEE 802.15.4 Slotted Contention Scheme”, *Proc. Wireless Communications and Mobile Computing Conference*, pp. 938 – 942, Aug. 2008.

[31] H.-W. Tseng, A.-C. Pang, J. Chen, C.-F. Kuo, “An Adaptive Contention Control Strategy for IEEE 802.15.4-Based Wireless Sensor Networks”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 12, (accepted for future publication) Dec. 2009.

[32] H.-C. Le, H. Guyennet, V. Felea, “OBMAC: An Overhearing Based MAC Protocol for Wireless Sensor Networks”, *Proc. International Conference on Sensor Technologies and Applications*, pp. 547 – 553, Oct. 2007.

[33] M. Prado, L.M. Roa, J. Reina-Tosina, M. Rovayo, “Wearable human movement monitoring device aimed at providing personalized support in healthcare”, *Proc. Microtechnologies for the New Millenium, Smart Sensors, Actuators, and MEMS II*, Seville, Spain, 2005, pp. 570-578, May 2005.

[34] B.P. Douglass BP, “Real-Time Agility: The Harmony/ESW Method for Real-Time and Embedded Systems Development”. *Addison-Wesley*. 2009.

[35] Application Note AN053. Measuring power consumption with CC2430 & Z-Stack. Texas Instruments, 2007.

[36] D. Naranjo, L.M. Roa, L.J. Reina, M.A. Estudillo, “Optimization Procedure for the Impact Detection Thresholds in an Accelerometer Smart Sensor”, *Proc. 9th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine*, Larnaca, Cyprus, Nov. 2009.

[37] IEEE 1451.0: IEEE Standard for a Smart Transducer Interface for Sensors and Actuators - Common Functions, Communication Protocols, and Transducer Electronic Data Sheet (TEDS) Formats, Sep. 2007.

[38] P. Pace, M. Reinstein, K. Draxler, “Fusion of smart sensor standards and sensors with self-validating abilities”, *Proc. AIAA 27th Digital Avionics Systems Conference*, pp. 4.B.5-1 - 4.B.5-13, Oct. 2008.

[39] P. Hu, R. Robinson, J. Indulska, “Sensor Standards: Overview and Experiences”, *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, Melbourne, pp. 485-490, Dec. 2007.

Anexo I

Tabla 8 - Beacon SuperFrame (BSF) – SuperTrama de Baliza

Campo/ Bytes	Descripción del campo
BSF1 /1	Identificador del nodo Maestro, con el valor binario 0000 en los 4 bits más significativos. De este modo, los dispositivos sensores saben que se trata de una SuperTrama de Baliza. Los bits 3 y 2 están reservados para futuras aplicaciones (00 por defecto), y los bits 1 y 0 indican en binario el número de bytes, restándole una unidad, asignados a cada uno de los sensores inteligentes en la tabla de indexación (NI). Por ejemplo, si NI toma el valor 0, se la asigna 1 byte a cada uno de los sensores.
BSF2 /1	Longitud de la MegaTrama de acuerdo con su número de intervalos temporales (parámetro N). El tamaño de la MegaTrama puede ser adaptado a la dinámica de los eventos de bioseñales para optimizar y reducir el consumo en comunicaciones. El campo BSF2 sólo puede modificarse cuando BSF3 es igual a 0.
BSF3/ 1	Contador de sincronización, que se decrementa con cada envío de una BSF. El valor de inicio del contador se establece de nuevo después que BSF3 llegue a 0. Para transmitir datos o recibir cualquier comando, cada sensor inteligente debe sincronizarse con la BSF que establece la sincronización de la MegaTrama. Cada sensor inteligente o dispositivo está obligado a sincronizarse con la BSF en la que el BSF3 tenga un valor 0, obviando los SC_IBN bits más significativos. SC_IBN (del inglés Inactive Bit Number of Synchronous Counter o número de bits inactivos del contador de sincronización) es un parámetro configurable de cada módulo de procesamiento. El dispositivo también puede sincronizarse con otra BSF en cualquier momento si tiene datos que transmitir. Por otro lado, el DAD es consciente de que el dispositivo puede no recibir un comando hasta que se haya sincronizado de nuevo. Si SC_IBN toma un valor 0, el dispositivo sensor está obligado a sincronizarse con la SF y procesar la información y comandos destinados al dispositivo presentes en ella. Este mecanismo permite ahorrar energía apagando el receptor durante un mayor tiempo,

adaptando este tiempo según las necesidades de cada sensor inteligente.

BSF4/ Número del último intervalo temporal de la MegaTrama del Periodo de Acceso mediante Contención. El Periodo de Acceso mediante Contención de la MegaTrama se define como el conjunto de intervalos temporales que siguen a la trama de baliza BSF hasta el intervalo temporal de la MegaTrama referenciado en el byte BSF4. Si el campo BSF4 toma un valor 0 en binario, no hay Periodo de Acceso mediante Contención.

BSF5/ Número de dispositivos que están actualmente conectados (ND) al sistema de monitorización distribuido. Es equivalente al número de entradas de la tabla de indexación de dispositivos de la BSF.

Los siguientes bytes conforman la tabla de indexación de dispositivos, que está formada por ND entradas, donde cada entrada está formada por NI+2 bytes. Cada entrada de la tabla puede descomponerse en los siguientes campos:

BSF6/ Identificador del sensor inteligente.

1

BSF7/ Índice del byte en la BSF donde empieza el bloque de Información del NI+1 dispositivo (el byte BSF1 tiene el índice 0).

Después comienzan de forma secuencial los bloques de información de cada uno de los dispositivos, los cuales están compuestos por los siguientes campos:

BSF8/ Los 4 bits más significativos indican el número de asignaciones de slots temporales (ASN) en la MF para el dispositivo. Los 4 bits menos significativos indican el número de comandos enviados al dispositivo (CN).

Los siguientes bytes del bloque de información (ASNx2 bytes) se corresponden con las asignaciones secuenciales de intervalos temporales para el dispositivo. En cada asignación de intervalos temporales se distinguen los siguientes campos:

BSF9/ Número del intervalo temporal de la MegaTrama donde el dispositivo puede iniciar una transmisión.

1

BSF10/ El rango de intervalos temporales en los que el dispositivo puede transmitir se extiende desde el intervalo temporal indicado en el campo BSF9 al intervalo temporal indicado en el campo bsf10.

Los siguientes bytes del bloque de información ((3+Np)xCN bytes) se corresponden con los comandos enviados al dispositivo. En cada comando se distinguen los

siguientes campos:

- BSF11/ Los 2 bits MSB están reservados para futuras aplicaciones (00 por defecto).
 1 Los 6 bits LSB se corresponden con el identificador del módulo de procesamiento al que va dirigido el comando.
- BSF12/ Identificador del commando y su funcionalidad para cada módulo de procesamiento. Cada módulo de procesamiento tiene asociada una tabla de comandos como la mostrada en la Tabla I para el SoM.
 1
- BSF13/ Los 4 bits MSB se corresponden con el número de secuencia del comando en el enlace con el módulo de procesamiento. Los cuatro bits menos significativos se corresponden con el número de bytes que forman el parámetro del comando (N_p).
 1
- BSF14/ Parámetro de configuración del comando si $N_p > 0$.
 N_p
- Después de los comandos, dentro del bloque de información, se envían los asentimientos de las SuperTramas recibidas correctamente desde el dispositivo asociado. Estos asentimientos continuarán en las siguientes BSF hasta la recepción de una nueva DSF desde el dispositivo.
- BSF15/ Los 2 bits más significativos están reservados para futuras aplicaciones (00 por defecto). Los 6 bits menos significativos indican el número de bytes de asentimiento (AckN) que empiezan en el próximo byte.
 1
- BSF16/ Los 7 bits menos significativos se corresponden con el número de secuencia AckN de una DSF correctamente recibida. Si el bit más significativo tiene un valor 0, indica que se han recibido correctamente todas las DSF con número de secuencia comprendido entre el indicado en el actual byte de asentimiento hasta el indicado en el siguiente byte de asentimiento, que debe tener el valor 1 en el bit más significativo. También se activará con un 1 lógico el bit más significativo para asentir una única trama. El último byte de asentimiento tiene que tener siempre un 1 lógico en el bit MSB.
- BSF17/ Código de redundancia cíclica ITU-T (CRC) de 16 bits como el utilizado en la capa MAC del estándar IEEE 802.15.4 para descartar las BSFs incorrectas.
 2

Tabla 9 - Connection Request SuperFrame (CRSF) –**SuperTrama de Solicitud de Conexión**

Campo/ Bytes	Descripción del campo
CRFS1 /1	Identificador aleatorio del sensor inteligente el cual es diferente de otros asignados en la SuperTrama de baliza previa y superior al valor 31 en binario. Si el DAD acepta la conexión, incluirá este identificador en la tabla de indexación de dispositivos de la siguiente BSF. Si un sensor inicia una solicitud de conexión con el DAD y detecta una colisión, abandonará el actual envío y lo intentará de nuevo con un identificador de dispositivo actualizado después de esperar un tiempo aleatorio.
CRFS2 /1	Equivalente al campo CRFS2, pero con los bits en lógica negada (comprobación de la integridad de los datos).

Tabla 10 - Data SuperFrame (DSF) – SuperTrama de Datos

Campo/ Bytes	Descripción del campo
DSF1/ 1	Identificador del sensor inteligente.
DSF2 /1	El bit MSB se activará con un 1 lógico para indicar que el sensor inteligente esperará el asentimiento tras el envío de las DSFs en la MegaTrama actual. En este caso y si hay una pérdida de trama o se detecta un error, el sensor continuará reenviando la tramas de datos en las siguientes MegaTramas hasta que el DAD envíe el asentimiento en una BSF. Los 7 bits MSB se corresponden con el número de secuencia de la DSF actual en el enlace del sensor inteligente con el DAD.
DSF3/ 1	Los 2 bits más significativos indican el número de reenvíos que se realizarán si no se recibe el asentimiento (el valor 00 indica un valor infinito de reenvíos). Los 6 bits menos significativos informan del número de DSF que el dispositivo tiene todavía pendientes por enviar. El DAD puede entonces

	acelerar las transmisiones en el próximo BSF asignando un mayor número de intervalos temporales al dispositivo.
DSF4/ 1	El bit más significativo estará activo con un 1 lógico si los siguientes 4 bits contienen un valor válido de la energía restante estimada del sensor inteligente (1111 para máxima energía). Los siguientes 2 bits informan sobre el número de bytes (DSFBN) que conforman el campo DSF5. El bit menos significativo tendrá un valor 0 lógico si el primer byte de datos de la DSF se corresponde con el primer byte de una trama (1 en caso de trama ya fragmentada).
DSF5/ DSFB N	Número de bytes del campo de datos enviado en la DSF (DSFN).
DSF6/ DSFN	Campo para la transmisión de los datos del sensor.

Tabla 11 - Connection Request Frame (CRF) – Trama de Solicitud de Conexión

Campo/ Bytes	Descripción del campo
CRF1/ 1	Con el valor binario 00 en los dos bits más significativos. El resto de bits son el identificador del módulo de procesamiento que ha generado la trama. If the DAD acepta la conexión con el modulo de procesamiento, incluirá un comando de respuesta en la siguiente BSF.
CRF2/ 1 or more	Este campo está formado por una cadena de uno o más bytes que indican el número de bytes de la descripción del módulo de procesamiento (DBNum). El bit más significativo de cada byte de la cadena está a 1 lógico si DBNum necesita por lo menos de un byte más para formar la cantidad y 0 lógico en caso contrario. Los 7 bits menos significativos conforman los bits que se agregarán para formar DBNum de forma sucesiva con los bytes de la cadena.
CRF3/ DBNu m	Descripción del modulo de procesamiento del sensor inteligente en un formato entendible por el DAD. Una opción adecuada con este propósito

puede ser utilizar el formato descrito en el estándar IEEE 1451.0 [37-38], para la identificación y caracterización de dispositivos mediante hojas de datos electrónicas de transductores y sensores (TEDS, del inglés Transducer Electronic Data Sheet). La descripción podría completarse utilizando un lenguaje de modelado de sensores como SensorML (del inglés Sensor Model Language) para una descripción de más alto nivel.

Tabla 12 - Command Answer Frame (CAF) – Trama de Respuesta a Comando

Campo/ Bytes	Descripción del campo
CAF1/ 1	Con el valor binario 01 en los dos bits más significativos. El resto de bits son el identificador del módulo de procesamiento que ha generado la trama de respuesta.
CAF2/ 1	Identificador del comando al que se está respondiendo o asintiendo (derivado de BSF13).
CAF3/ 1	Los 4 bits más significativos se corresponden con el número de secuencia del comando al que se está respondiendo o asintiendo en el enlace del módulo de procesamiento con el SoM. Los 4 bits menos significativos se corresponden con el número de bytes que forman la respuesta al comando (N_p).
CAF4/ N_p	Respuesta al comando si $N_p > 0$.

Tabla 13 - Data Frame (DF) – Trama de Datos

Campo/ Bytes	Descripción del Campo
DF1/ 1	Con el valor binario 10 en los dos bits más significativos. El resto de bits son el identificador del módulo de procesamiento que ha generado la trama.
DF2/ 4	En binario, instante de la primera muestra que se enviará en la DF, referida como el número de octavos de segundo transcurridos desde el año 2010. Un comando fijará esta variable global en el dispositivo durante su

inicialización. En un futuro otro comando podría actualizar el inicio en otra fecha.

DF3/ 3 Frecuencia de muestreo del módulo de procesamiento, definida como un número binario positivo en punto fijo, donde los 9 bits más significativos representan la parte natural y los 15 bits menos significativos la parte fraccionaria. Un comando fijará esta variable durante la inicialización del módulo de procesamiento.

DF4/ 1 Los 5 bits más significativos representan el número de secuencia de la DT en el flujo de datos del módulo de procesamiento. Los 3 bits menos significativos representan el número de bytes de cada muestra de datos (DSBN).

DF5/ 2 Los 2 bits más significativos representan la prioridad de la trama (valor 11 en binario para la más alta). Se puede así forzar el envío de los datos posteriores a la detección de un evento de alarma antes de otras tramas de menor prioridad. Los 14 bits menos significativos indican el número de muestras que se enviarán en la DF (DSN). Este valor está asociado al tiempo que tarda el DAD en disponer de nuevos datos del sensor inteligente. Un comando fijará su valor durante la inicialización del dispositivo.

DF6/ En este campo se situarán de forma secuencial las distintas muestras de DSBN bioinformación.

* DSN

Table 12 - Alarm Frame (AF)

Field/ Bytes	Field Description
AF1/ 1	Con el valor binario 11 en los dos bits más significativos. El resto de bits son el identificador del módulo de procesamiento que ha generado la trama.
AF2/ 4	Equivalente a DF2, pero referida al instante de detección del evento de alarma.
AF3/ 3	Equivalente a DF3.

- AF4/ 1 Los 5 bits más significativos se corresponden con el identificador del tipo de alarma detectado por el módulo de procesamiento. Toma el valor 00000 en binario si la alarma ha sido lanzada tras la recepción de un comando de activación de alarma virtual. Esta situación se produce cuando el DAD ha recibido una alarma de otro módulo de procesamiento, del mismo u otro dispositivo, y desea recibir también la bioinformación de este módulo de procesamiento (el instante de activación de la alarma virtual se define en los parámetros del comando). Los 3 bits menos significativos representan el número de bytes de cada muestra de datos (ASBN).
- AF5/ 2 Los 2 bits más significativos representan la prioridad igual que en DF5. Los 14 bits menos significativos indican el número de muestras que se enviarán en la AF (ASN). Este valor está asociado con el número de muestras anteriores al evento de alarma que serán utilizadas en el procesamiento del DAD. Este parámetro es configurable mediante comandos.
- AF6/
ASBN En este campo se situarán de forma secuencial las distintas muestras de bioinformación, empezando por la más antigua. La última muestra se
* ASN corresponde con el instante definido en AF2.

Anexo II

La siguiente figura muestra las diferentes posiciones del SoM y el DAD en los experimentos de impactos. El número indica la posición del dispositivo y la Tabla siguiente relaciona los experimentos realizados con esta posición. Los códigos C1, C2, C3 y C4 indican las diferentes configuraciones en las que se encontró el cuerpo y el SoM (colocado siempre a la espalda, a la altura del sacro) en el plano X-Y. Estas posiciones y configuraciones son mostradas para poner de relieve las posibilidades de comunicación a pesar de tener obstáculos tales como muros o el propio cuerpo humano.

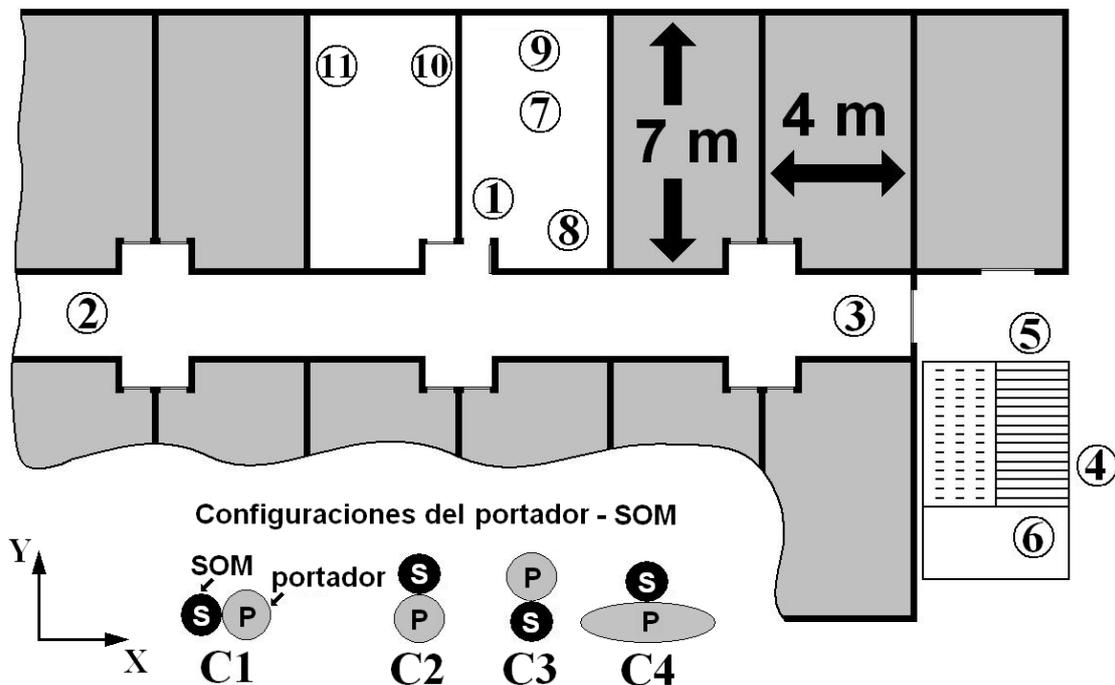


Fig 10. Configuraciones de los experimentos de impacto (en algunos de ellos el cuerpo humano o paredes están en el camino de la señal)

Tabla 14 – EXPERIMENTOS DE DETECCIÓN DE IMPACTOS

Actividad	El DAD estaba en la posición indicada por el número:	El usuario estaba en la posición indicada por el número:	El cuerpo y el sensor estaban en la configuración del plano X-Y:
andar (lento)	1	Desde 2 a 3	C1
andar (normal)	1	Desde 2 a 3	C1
andar (rápido)	1	Desde 2 a 3	C1
subir escaleras	4	Desde 5 a 6	C2
bajar escaleras	4	Desde 6 a 5	C3
coger un objeto del suelo doblando las rodillas	1	7	C2
coger un objeto del suelo sin doblar las rodillas	1	7	C2
sentarse en una silla con cuidado	1	8	C3
sentarse en una silla bruscamente	1	8	C3
salto vertical	1	7	C2
caída de rodillas	1	7	C2
caída al suelo (final horizontal)	1	7	C2
caída al suelo desde una silla	1	7	C2
simulación de caída desde una cama	1	7	C4

Anexo III

Tabla 15 – Algoritmo de transmission y recepción

Modos de Energía del transceptor CC2430 de Chipcom

PM0: Modo de Potencia 0 o Modo de funcionamiento completo. El regulador de tensión y el núcleo digital están activos. El oscilador de alta frecuencia y el oscilador de tiempo real están operativos.

PM2: Modo de Potencia 2. El regulador de tensión, el núcleo digital y el oscilador de alta frecuencia están apagados. El oscilador de tiempo real está operativo. El sistema pasará al modo PM0 después de un reset, cuando se produzca una interrupción externa o cuando expire el temporizador que controla los tiempos en los que el sistema está dormido.

ALGORITMO

REPEAT

IF [Estado==Sincronización]

Configuración del dispositivo en el Modo de Potencia 0
(despertar el dispositivo);

Encender el receptor;

REPEAT

Radio recepción de datos;

WHILE [recepción no válida]

Actualización de los intervalos temporales ST1, ST2, ST3
de acuerdo con la información de la trama de baliza;

Apagado del receptor;

Configuración del temporizador de SLEEP para despertar el
dispositivo tras un tiempo ST1;

Ejecución de los comandos de la trama de baliza;

Perdidos=0;

Estado=Transmisión;

Configuración del dispositivo en el Modo de Potencia 2
(dormir el dispositivo);

ELSE IF [Estado==Transmisión]

Configuración del dispositivo en el Modo de Potencia 0
(despertar el dispositivo);

Configuración del temporizador de SLEEP para despertar el
dispositivo tras un tiempo ST2;

IF [hay datos para transmitir] THEN

Encender el transmisor;

Radio transmisión de datos;

Apagar el transmisor;

END IF

Estado=Recepción;

Configuración del dispositivo en el Modo de Potencia 2
(dormir el dispositivo);

ELSEIF [Estado==Recepción]

Configuración del dispositivo en el Modo de Potencia 0
(despertar el dispositivo);

Configuración del temporizador de SLEEP para despertar el
dispositivo tras un tiempo ST3;

Encender el receptor;

Radio recepción de datos;

IF [recepción no válida] THEN

Actualización de los intervalos temporales ST1, ST2,
ST3 de acuerdo con la información de la trama de
baliza;

Apagar el receptor;

Configuración del temporizador de SLEEP para
despertar el dispositivo tras un tiempo ST1;

Ejecución de los comandos de la trama de baliza;

Perdidos=0;

ELSE

Apagar el receptor;

```
        Perdidos=Perdidos+1;

        END IF

        IF [Perdidos==MAX_Perdidos] THEN (MAX_Perdidos
        tomó el valor 3 en los experimentos)

            Estado= Sincronización;

        ELSE

            Estado= Transmisión;

        END IF

        Configuración del dispositivo en el Modo de Potencia 2
        (dormir el dispositivo);

    END IF

ALWAYS
```

Anexo IV (Publicaciones)

Manuscript Number: IJMI-D-10-00147

Title: Design and Implementation of a Falling Detector and Activities of Daily Living Classifier for the Support to the Elderly.

Article Type: IT Support of Older People

Keywords: Accidental Falls, Activities of Daily Living, Movement, Emergencies, Clinical Alarms, Digital Homecare, Elderly, Healthcare, Outpatient Monitoring

Corresponding Author: Mr. David Naranjo-Hernández,

Corresponding Author's Institution: Escuela Superior de Ingenieros

First Author: David Naranjo-Hernández

Order of Authors: David Naranjo-Hernández; Laura Roa-Romero, Doctor; Javier Reina-Tosina, Doctor; Miguel Ángel Estudillo-Valderrama; Gerardo Barbarov-Rostan

Abstract: Abstract:

Purpose: This paper describes the design and implementation of an Accelerometer Smart Sensor for the human movement monitoring and support to the elderly (SoM or Sensor of Movements). The device is integrated in a distributed falling detection system where it performs a first detection (impact-detection). A second device, called DAD (Decision-Analysis Device), performs an in-depth processing of sensor data to discriminate more accurately between a real falling event and other type of impact (fall discrimination). This functionality is completed with a classifier of activities of daily living (ADL) that enhances the falling detection and can be useful for other biomedical applications. **Methods:** SoM implementation is based on a novel design for Smart Sensors that minimizes the power consumption of the devices and eases the re-design. The proposed scheme is carried out to the practice through a communications protocol especially developed to optimize the performance of this design, which has been built over the IEEE 802.15.4 standard improving its power consumption features and real-time capabilities.

Results: The performance and robustness of the impact detection and ADL algorithms are shown regarding a set of laboratory 238 experiments that have accomplished a 100% success rate in the developed laboratory experiments. Thanks to the communications protocol, the transceiver consumption could be reduced to 0.66 mA in real-time transmission until 234 bytes/sec. Moreover, this consumption is minimized to 5.2 uA for its normal mode of operation (Event-related transmissions).

Discussion and Conclusion: The obtained results demonstrate the viability of the proposed Smart Sensor for impact detection y ADL classification. The proposed design for the SoM allows a drastic reduction in communications consumption using a monitoring scheme based on events, improving the performances in terms of consumption and time delay comparing with other MAC protocols.

Personalization and Adaptation to Medium and Context in a Fall Detection System

Journal:	<i>Transactions on Information Technology in BioMedicine</i>
Manuscript ID:	TITB-00157-2010
Manuscript Type:	ITAB 2009 (Submission Deadline: 30th April 2010)
TIPS:	distributed processing, fall detection, daily living activities, personalization, dynamic adaptation



Pre-Review Only

Método para el ajuste de los parámetros del algoritmo de detección de impactos en un sistema de detección de caídas

D. Naranjo Hernández^{2,1}, L.M. Roa Romero^{1,2}, L.J. Reina Tosina^{3,1}, M.A. Estudillo Valderrama^{2,1}, G. Barbarov Rostan^{2,1}

¹ Grupo de Ingeniería Biomédica, Universidad de Sevilla, Sevilla, España

² Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN), Sevilla, España

³ Dpto. De Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad de Sevilla, Sevilla, España

Resumen

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar una metodología para la selección de los parámetros temporales y umbrales de operación (aceleración y energía) más adecuados en un algoritmo de detección de impactos para un sistema de detección de caídas. El procedimiento está basado en una aproximación secuencial a valores que mejoren la sensibilidad y especificidad de la detección de impactos. Se ha realizado una primera validación con una serie de experimentos que pone de manifiesto la eficacia de la técnica (100% de aciertos en la detección de impactos y ningún falso positivo).

1. Introducción

La detección de caídas está acaparando actualmente un significativo esfuerzo en investigación [1-3], ya que las caídas se han convertido en un serio problema de salud pública relacionado con un crecimiento significativo de un grupo de población tan importante como son las personas mayores [4-5]. En muchos casos, los sistemas de monitorización de movimientos están basados en sensores de acelerometría [1-3,6-7].

En el monitor de movimientos que el Grupo de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Sevilla ha patentado [8-9] el sensor de acelerometría está dotado de cierta inteligencia con el objeto de distribuir el procesado de la información acelerométrica. Este dispositivo, el Sensor Inteligente de Acelerometría (Accelerometer Smart Sensor o ACSS), realiza una primera detección (detección de impactos) utilizando una adaptación del algoritmo presentado en [8]. Un segundo dispositivo, con más recursos computacionales y referido como el Servidor Personal (Personal Server o PSE), efectúa un procesamiento más profundo de la información sensorial para discriminar de una forma más precisa y fiable entre un evento de caída real y otros tipos de impacto (discriminación de caídas) [10]. En este esquema, el sensor inteligente ejecuta un primer procesamiento para detectar eventos de alarma, en cuyo caso la información sensorial será enviada al PSE para un análisis más profundo. Esta información puede ser transmitida en tiempo real al Centro Remoto de Teleasistencia a través de un enlace inalámbrico con la Unidad Remota de Acceso (URA) (ver Figura 1).

Los experimentos de evaluación del prototipo de ACSS han mostrado muy buenas prestaciones para la detección de impactos (100% de acierto). Sin embargo, los parámetros temporales y los umbrales de funcionamiento del algoritmo de detección de impactos fueron fijados mediante un estudio comparativo previo de selección de valores para minimizar el número de falsos positivos y falsos negativos. En este sentido, se hace necesaria una técnica más robusta para la selección de los parámetros de funcionamiento más adecuados. Presentamos en este trabajo un método de optimización de los parámetros del algoritmo de detección de impactos del ACSS que mejore la sensibilidad y especificidad en la detección, que permitirá una personalización de los parámetros para adaptar el algoritmo de detección de impactos al medio y al usuario. Creemos conveniente definir una metodología de optimización que se pueda ejecutar de forma autónoma ya que los métodos encontrados en la literatura se basan en ajustes empíricos de los umbrales [11-12] o análisis para parámetros diferentes de los utilizados en el algoritmo del ACSS [13].

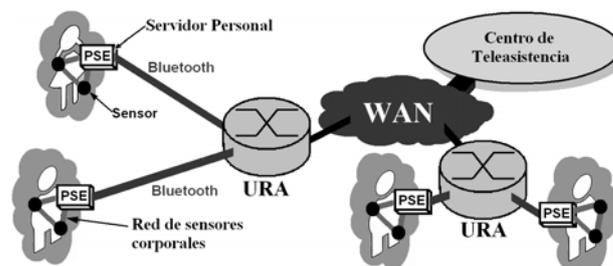


Figura 1. Sistema de monitorización distribuida propuesto

2. Algoritmo de detección de impactos

La inteligencia del dispositivo sensor está basada en un algoritmo de detección de impactos en tiempo real. Para reducir el consumo de potencia del dispositivo, sólo se envía al PSE la información acelerométrica relacionada con los eventos de impacto detectados. En ese caso el PSE, con una mayor capacidad de procesamiento, decide si las aceleraciones transmitidas se corresponden o no con un verdadero evento de caída, lanzando en ese caso los mecanismos de alarma oportunos al Centro Remoto de Teleasistencia para atender al paciente.

Se ha utilizado una variante del algoritmo de detección de impactos presentado en [8], donde A_1 representa el flujo de aceleraciones en el eje 'x', A_2 para el eje 'y' y A_3 para el eje 'z', todas ellas muestreadas a 40 Hz. Las aceleraciones son pre-procesadas por un filtro supresor de continua que elimina las componentes de baja frecuencia y otras componentes relacionadas con la fuerza de gravedad, innecesarias en la detección de impactos. La siguiente expresión resume la operación, donde n es el instante de muestreo actual, y $A_{F,i}$ es el valor de la aceleración filtrada en el eje i :

$$A_{F,i}(n) = \frac{1}{2}(A_i(n) - A_i(n-1)), \quad i = 1,2,3 \quad (1)$$

Se realiza también una estimación de la energía asociada con los datos de aceleración en cada uno de los ejes, de acuerdo con la siguiente expresión:

$$E_i(n) = E_i(n-1) + |A_{F,i}(n)|^2 - |A_{F,i}(n-\tau)|^2 \quad (2)$$

Donde τ es la anchura de la ventana temporal utilizada en el análisis de la energía. Las siguientes ecuaciones muestran el procedimiento de detección de impactos, donde los parámetros A_{th} y E_{th} son los umbrales ajustables de aceleración y energía:

$$\text{flag}A_i = \begin{cases} 1, & \text{if } |A_{F,i}| > A_{th} \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$\text{flag}E_i = \begin{cases} 1, & \text{if } |E_i| > E_{th} \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3)$$

$$h = \sum_{i=1}^3 (\text{flag}A_i * \text{flag}E_i)$$

Una vez activado uno de los flags anteriores, $\text{flag}A_i$ o $\text{flag}E_i$, éste permanecerá activo con un valor 1 lógico durante un tiempo T_{th} . Se detectará un impacto cuando la variable h tome un valor diferente de 0. En ese momento se inicia el envío de las aceleraciones de los tres ejes sin filtrar almacenadas durante los 2 segundos previos al impacto, junto con las aceleraciones correspondientes a los 2 segundos siguientes. Se reduce así el consumo del dispositivo ya que sólo se envían las aceleraciones correspondientes 4 segundos cada vez que se detecta un impacto. Este tiempo es suficiente para recoger toda la información del evento de impacto para así decidir en el PSE si se ha producido una verdadera caída.

3. Descripción del procedimiento

Para encontrar los valores óptimos de los parámetros del algoritmo de detección de impactos descrito en el apartado anterior (valores enteros debido a la precisión de la ALU del microcontrolador) se va a seguir un procedimiento compuesto de tres fases que se aplicará sobre un conjunto de datos experimentales. Estos datos se corresponden con las aceleraciones captadas en una serie de experimentos asociados a eventos de impacto,

susceptibles de ser considerados como caídas, y eventos de no-impacto:

- *Actividades de no impacto:* andar (lento), andar (normal), andar (rápido), subir escaleras, bajar escaleras, coger un objeto del suelo doblando las rodillas, coger un objeto del suelo sin doblar las rodillas y sentarse en una silla con cuidado.
- *Actividades de impacto:* sentarse en una silla bruscamente, salto vertical, caída de rodillas, caída al suelo, caída al suelo desde una silla y simulación de caída desde una cama.

3.1. Primera aproximación

El objetivo de esta fase es encontrar la zona de funcionamiento óptima en el espacio de parámetros $T_{th}-\tau$. Para este fin se utilizará una función F_{FA} que para cada parámetro T_{th} y τ ponderará el grado de robustez del algoritmo de detección de impactos. En una primera aproximación, se elegirá el rango de valores de los parámetros T_{th} y τ donde se maximice la función F_{FA} definida de la siguiente forma:

$$F_{FA} = \sum_{E_{min}}^{E_{max}} \left(\sum_{A_{min}}^{A_{max}} (\text{flag}FN * \text{flag}FP * \text{flag}E) \right) \quad (4)$$

E_{max} y E_{min} son los valores máximos y mínimos del rango de umbrales de energía que se evaluarán en la función de optimización F_{FA} para cada valor de T_{th} y τ . A_{max} y A_{min} son los valores máximos y mínimos del rango de umbrales de aceleración. $\text{flag}FN$ es una variable que toma el valor 1 si se han detectado correctamente todos los impactos del conjunto de datos experimentales evaluados en el procedimiento y 0 en caso contrario (toma el valor 1 cuando el número de falsos negativos es 0). Para obtener su valor se simulará en ordenador un equivalente del algoritmo de detección de impactos del ACCS sobre las aceleraciones capturadas en cada uno de los experimentos. Esta simulación se ha de realizar para cada uno de los umbrales de aceleración A_{th} y energía E_{th} a evaluar dentro de la función F_{FA} .

La variable $\text{flag}FP$, por el contrario, tomará el valor 1 si no se ha detectado ningún impacto en los experimentos asociados a un evento de no-impacto y 0 en caso contrario. La variable $\text{flag}E$ se ha añadido para proporcionar mayor robustez al procedimiento de selección de parámetros del algoritmo de detección de impactos. Dicha variable toma el valor 1 si el valor máximo de la energía calculada para cada uno de los ejes en cada uno de los experimentos de no-impacto no supera el umbral de energía E_{th} , y 0 en caso contrario.

3.2. Selección de τ y T_{th}

En esta fase se realiza una adaptación del cálculo de la energía para aumentar su especificidad frente a eventos de impacto. Dentro del rango de valores del parámetro τ obtenido en la fase anterior se seleccionará aquél que minimice la siguiente función de coste F_C , donde n es el instante de muestreo actual, y E_i es la estimación de la energía en el eje i de acuerdo con la ecuación 2:

$$F_C = \sum_{\substack{\text{experimentos} \\ \text{no-impacto}}} \left(\sum_n \left(\sum_{i=1}^3 (E_i(n)) \right) \right) \quad (5)$$

Al minimizar la función de coste anterior se maximiza la distancia entre el umbral de energía y los valores de energía asociados con los eventos de no impacto. Finalmente, de entre las opciones que queden se seleccionará el valor más alto de T_{th} para el parámetro τ seleccionado (un valor más alto en el parámetro es más conservador frente a los impactos y asume las detecciones de uno más bajo).

3.3. Selección de A_{th} y E_{th}

Una vez elegidos los parámetros τ y T_{th} se buscarán valores para los umbrales de aceleración A_{th} y de energía E_{th} adecuados en la detección de impactos. Con este objetivo se define una función de evaluación F_{AE} que para cada umbral A_{th} y E_{th} calcula la aplicabilidad del algoritmo de detección de impactos.

$$F_{AE}(A_{th}, E_{th}) = flagFN * flagFP * flagE \quad (6)$$

Las variables $flagFN$, $flagFP$ y $flagE$ se definen de la misma forma que las utilizadas anteriormente, pero evaluadas ahora para cada umbral A_{th} y E_{th} dentro del rango de búsqueda entre los umbrales máximos y mínimos (A_{max} , E_{min} , E_{max} y E_{min}). Por tanto, serán valores adecuados para los umbrales aquellos con los que se obtenga un valor distinto de cero en la función de evaluación F_{AE} . De entre estos valores se han de seleccionar los umbrales de aceleración A_{th} y de energía E_{th} más pequeños (para protegerse ante falsos negativos), que a su vez proporcionen robustez frente a falsos positivos en la aceleración (si se disminuyera el umbral de aceleración continuarían sin producirse falsos positivos) y robustez frente a falsos positivos en la energía (tampoco se producirían falsos positivos si se disminuyera el umbral de energía).

4. Resultados y discusión

Colocando el prototipo del ACSS en la espalda de cinco voluntarios de diferente edad, sexo y peso (ver Tabla 1), se repitieron una serie de experimentos para obtener los datos acelerométricos de las actividades descritas al inicio del apartado anterior. Estos experimentos se utilizaron para alimentar una implementación en Matlab del algoritmo de optimización cuyos resultados se muestran a continuación para las diferentes fases del procedimiento.

En la primera fase del procedimiento se realizó una primera aproximación a la zona más adecuada de funcionamiento. Teniendo en cuenta que los parámetros τ , T_{th} , A_{th} y E_{th} tienen valores discretos debido a la implementación particular del algoritmo en el microcontrolador del sensor inteligente, se recorrió el espacio de parámetros $T_{th}-\tau$ para encontrar en una primera aproximación los valores más adecuados para la detección de impactos. En el estudio se incrementó el parámetro T_{th} desde el valor 1 (7.8 ms) a 500 (3.91 s) y el parámetro τ desde el valor 1 (25 ms) a 50 (1.25 s). Se

fijaron también los umbrales máximos y mínimos para la aceleración ($A_{max}=30$ (1.40 m/s²), $A_{min}=1$ (0.047 m/s²)) y para la energía ($E_{max}=20$ (0.176 m²/s⁴), $E_{min}=1$ (0.0088 m²/s⁴)) en el algoritmo de detección de impactos.

Número de voluntarios	5
Hombres/Mujeres	3/2
Edad	26.2 ± 2.2 años
Peso	68.2 ± 10.9 Kg
Altura	174.2 ± 7.8 cm
Número total de experimentos	70
Número total de impactos	30

Tabla 1. Características de los experimentos realizados

Con las aceleraciones procedentes de los experimentos, la función F_{FA} fue máxima en el rango de valores comprendido entre 8 (62.6 ms) y 9 (70.4 ms) para T_{th} y entre 8 (200 ms) y 13 (325 ms) para τ , por lo que se propuso este conjunto de valores como adecuado para los parámetros en una primera aproximación (ver Figura 2).

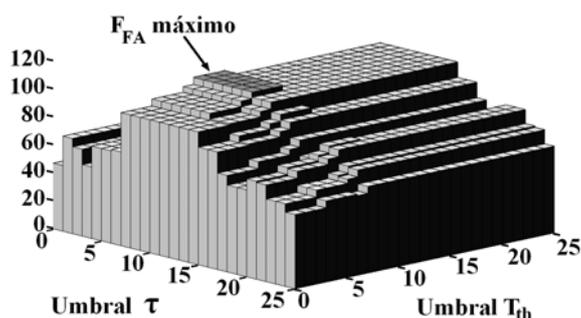


Figura 2. Valores de F_{FA} en el espacio de parámetros $T_{th}-\tau$

En la segunda fase del procedimiento se realizó la selección de los parámetros τ y T_{th} . Para maximizar la distancia entre el umbral de energía y los valores de energía asociados con los eventos de no impacto y así aumentar su especificidad frente a eventos de impacto, se seleccionó el valor 8 para τ (200 ms) (minimiza la función de coste F_C dentro del rango obtenido en la primera fase como se observa en la Figura 3). El valor de T_{th} elegido de acuerdo con el procedimiento fue 9 (70.4 ms).

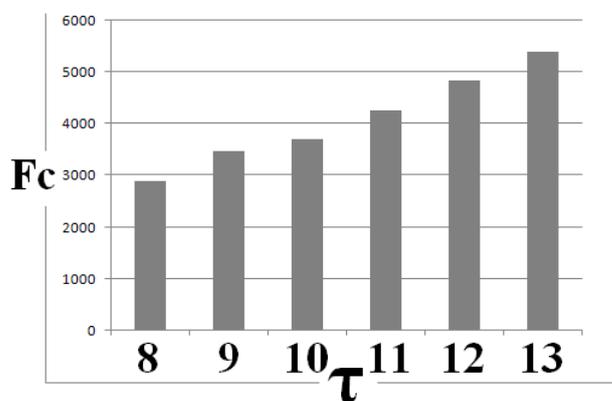


Figura 3. F_C en función de τ

En la tercera fase del procedimiento se seleccionaron los valores de los umbrales de aceleración y energía A_{th} y E_{th} entre aquellos para los cuales la función de evaluación F_{AE} tomaba un valor distinto de 0 (con 200 ms para τ y 70.4 ms para T_{th}). Finalmente, de entre ellos se eligieron los valores más bajos de los parámetros A_{th} y E_{th} (y así aumentar la sensibilidad frente a impactos), que a su vez mantuvieran a 0 el número de falsos positivos si se disminuyera el umbral de aceleración (robustez frente a falsos positivos en la aceleración) o si se disminuyera el umbral de energía (robustez frente a falsos positivos en la energía). De esta forma, se seleccionó el valor 12 (0.562 m/s²) para A_{th} y 5 (0.044 m²/s⁴) para E_{th} (ver figura 4).

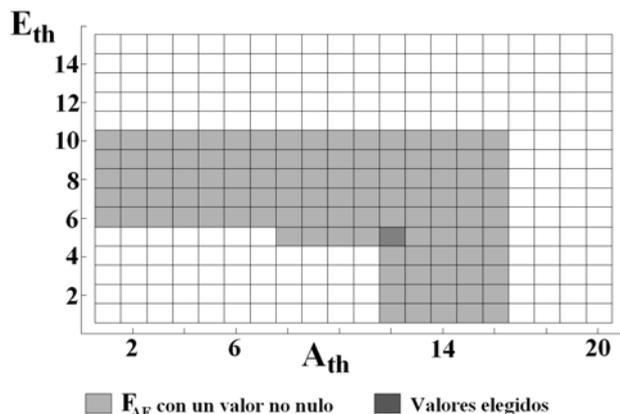


Figura 4. F_{AE} en el espacio de umbrales A_{th} y E_{th} .

Los valores de los parámetros obtenidos mediante el procedimiento fueron validados con un nuevo conjunto de experimentos (28 actividades, de ellas 16 de no impacto y 12 de impacto). Para este propósito se puso a prueba el algoritmo de detección de impacto a través de una serie de ejecuciones en tiempo real del algoritmo en el prototipo del ACSS. En estas pruebas se utilizaron los valores de los parámetros obtenidos con el procedimiento presentado. En los nuevos experimentos todos los impactos fueron detectados correctamente por el ACSS (el número de falsos negativos fue 0) y no se detectó ningún evento de impacto en las actividades de no impacto realizadas (el número de falsos positivos fue 0).

Los resultados obtenidos ponen de manifiesto la eficacia de la metodología para la búsqueda de unos parámetros temporales y umbrales de operación (aceleración y energía) adecuados para el algoritmo de detección de impactos del ACSS. La técnica empleada se utilizará para hallar los valores óptimos de los parámetros en la detección de impactos ejecutando el procedimiento con un número más significativo de experimentos. Este procedimiento permitirá personalizar el dispositivo al usuario y una adaptación automatizada al medio mediante su configuración a los parámetros más adecuados en cada contexto de funcionamiento.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación (Proyecto PI082023) y por el Gobierno de Andalucía (Proyecto EXC/2005/TIC).

Referencias

- [1] Anh Dinh, Teng D, Li Chen, Yang Shi, McCrosky C, Basran J, Del Bello-Hass V. Implementation of a Physical Activity Monitoring System for the Elderly People with Built-in Vital Sign and Fall Detection. *Proc. 6th Int. Conf. Information Technology: New Generations*, Abr. 2009, pp 1226 – 1231 (ISBN: 978-0-7695-3596-8).
- [2] Zheng J, Zhang G, Wu T. Design of Automatic Fall Detector for Elderly Based on Triaxial Accelerometer. *Proc. 3rd Int. Conf. Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE 2009)*, Jun. 2009, pp 1-4 (ISBN: 978-1-4244-2902-8).
- [3] Yu X. Approaches and principles of fall detection for elderly and patient. *Proc. 10th Int. Conf. E-health Networking, Applications and Services*, Jul. 2008, pp 42 – 47 (ISBN: 978-1-4244-2280-7).
- [4] Cotter PE, Timmons S, O'Connor M, Twomey C, O'Mahony D. The financial implications of falls in older people for an acute hospital. *Irish Journal of Medical Science*, vol. 175, 2006, pp. 11-3 (ISSN: 1863-4362).
- [5] Lord SR, Sherrington C, Menz HB, "Falls in Older People: Risk Factors and Strategies for Prevention", *Cambridge University Press*, 2001 (ISBN: 0-521-58964-9).
- [6] Bourke KA, Van de Ven WJ, Chaya E, O'laighin M, Nelson J. The design and development of a long-term fall detection system incorporated into a custom vest for the elderly. *Proc. 30th Ann. Int. Conf. IEEE EMBS*, Ag. 2008, pp. 2836-2839 (ISBN: 978-1-4244-18).
- [7] Dinh A, Teng D, Chen L, Shi Y, McCrosky C, Basran J, Del Bello-Hass V, Ko SB, Ralhan A, Williams D, Windels N, Choudhury A. A fall detection and near-fall data collection system. *Proc. 1st Microsystems and Nanoelectronics Research Conference*, Oct. 2008, pp. 117-120 (ISBN: 978-1-4244-2920-2).
- [8] Prado M, Roa L, Reina-Tosina J. Viability study of a personalized and adaptive knowledge-generation telehealthcare system for nephrology (NEFROTEL). *International Journal of Medical Informatics*, Volume 75, pp 646-657, May. 2006.
- [9] Jiménez JG, Roa LM, Prado M. Diseño de una Unidad Inteligente de Acelerometría de Segunda Generación para la Monitorización del Movimiento Humano. *Actas del XXV Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica*, España, pp. 56-59, Nov. 2007 (ISBN: 84-612-0369-0).
- [10] Estudillo MA, Roa LM, Reina LJ, Naranjo D. A Proposal of a Fall Detection Algorithm for a Multidevice Personal Intelligent Platform. *Proc. 8th IEEE Int. Conf. Bioinformatics and Bioengineering*, Grecia, pp. 1-4, Oct. 2008 (DOI: 10.1109/BIBE.2008.4696756).
- [11] Zhang S, McCullagh P, Nugent C, Zheng H. A Theoretic algorithm for fall and motionless detection. *Proc. 3rd Int. Conf. Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, Abr. 2009, pp. 1-6 (ISBN: 978-963-9799-42-4).
- [12] Kangas M, Konttila A, Winblad I, Jamsa T. Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection. *Proc. 29th Int. IEEE Conf. Engineering in Medicine and Biology Society*, Ag. 2007, pp. 1367-1370.
- [13] Boyle J, Karunanithi M. Simulated fall detection via accelerometers. *Proc. 30th Int. IEEE Conf. Engineering in Medicine and Biology Society*, Ag. 2008, pp. 1274-1277.

Optimization Procedure for the Impact Detection Thresholds in an Accelerometer Smart Sensor

D. Naranjo, L. M. Roa, *Fellow Member, IEEE*, L. J. Reina-Tosina, *Member, IEEE*, M. A. Estudillo

Abstract—The main objective of this work is to perform an optimization methodology of the temporal parameters and operation thresholds (acceleration and energy) for the impact detection in an Accelerometer Smart Sensor. The procedure is based on a sequential approach to values that improve the sensitivity and the specificity of the impact detection. It was fed in its execution with a set of experiments of different daily activities, with and without impact. The values of the parameters obtained from the optimization were tested with a different set of experiments achieving a 100% success (zero false positives and zero false negatives), confirming the robustness of the procedure.

Index terms— *Threshold optimization, smart sensor, impact detection, falling detection, accelerometer*

I. INTRODUCTION

Falling detection is hoarding significant research efforts nowadays [1-2], because falls have become a serious public health problem related to an increasingly important population group as the elderly [3-4]. In many cases, movement monitoring systems are based on accelerometer sensors [1-2],[5-8].

In the movement monitor that the Biomedical Engineering Group of the University of Seville has patented [9-10] (see Figure 1), the accelerometer sensor has some intelligence in order to distribute the processing of accelerometric monitoring variables. This device, the Accelerometer Smart Sensor (ACSS), performs a first detection (impact-detection) by using an adaptation of the algorithm presented in [10-11]. A second device with more computational resources, referred to as the Personal Server (PSE), develops a deeper processing of sensory information to discriminate more accurately and reliably between an actual falling event and other types of impact (fall-discrimination) [12]. In this scheme, the smart sensor runs a first processing to detect alarm events, in which case sensing information will be sent for a profound analysis to the PSE. This information can be

Manuscript received July 10, 2009. This work has been supported in part by the Spanish Network Center of Biomedical Research in Bioengineering, Biomaterials and Nanomedicine (CIBER-BBN, Fondo de Investigaciones Sanitarias, Instituto de Salud Carlos III) to to develop the intramural project PREDIRCAM, and by the Dirección General de Investigación, Tecnología y Empresa, Government of Andalucía under Grant EXC/2005/TIC-314 and P08-TIC-04069.

M. Estudillo, L.M. Roa and D. Naranjo are with CIBER-BBN and the Biomedical Engineering Group, University of Seville, Spain (e-mail: mestudillo@us.es, lroa@us.es, davidazuaga@gmail.com).

J. Reina-Tosina is with the Dept. of Signal Theory and Communications, University of Seville, and CIBER-BBN, Spain (e-mail: jreina@us.es).

transmitted in real time to a Remote Telehealthcare Center through a wireless link with the Remote Access Unit (RAU).

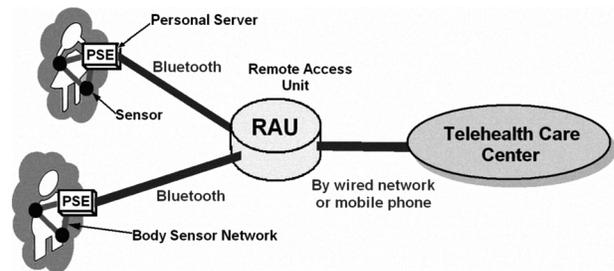


Fig. 1. Block diagram of the proposed distributed monitoring system.

The ACSS prototype is composed of a processing module to execute the impact detection algorithm (PIC18F2431 microcontroller from Microchip), the sensor device (LIS3LV02DQ accelerometer from STMicroelectronics) and a communication module (Chipcom CC2430 transceiver). The evaluation experiments of the ACSS prototype have shown a very good impact detection performance. However, the temporal parameters and operation thresholds of the impact detection algorithm were fixed by means of a previous comparative study in which it was developed a value selection that minimized the number of false positives and false negatives. In this sense, a more robust parameter optimization methodology followed within the detection algorithm should be provided. We present in this work an optimization procedure for an improvement in sensitivity and specificity of the impact detection in the ACSS algorithm, taking into account that, up to the authors' knowledge, no method for this purpose was found from the literature review.

II. DESCRIPTION OF THE PROCEDURE

A. Optimization procedure with experimental data.

In order to find the optimal values of the parameters used in the impact detection algorithm [10-11] of the ACSS, a procedure consisting of three iterative phases (see Figure 2) has been developed and proposed by the authors in the present article. This procedure is fed in its execution with a set of experiments that a group of volunteers have to repeat to obtain the accelerometric data in different daily activities:

- 1) *Non-impact activities*: walking (slow), walking (normal), walking (fast), going up stairs, going down stairs, picking up an object bending knees, picking up an object without bending knees and sitting in a chair (with care).
- 2) *Impact activities*: sitting in a chair (abruptly), vertical

jumping, falling down on knees, falling to the floor, falling to the floor from a chair and simulation of a fall from bed.

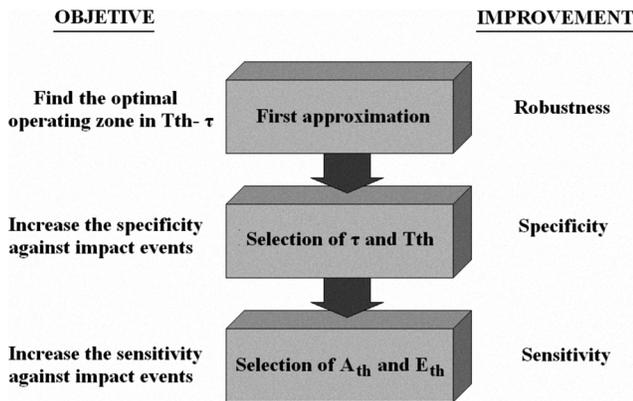


Fig. 2. Phases in the optimization procedure.

1) First approximation.

The objective of this phase is to find the optimal operating zone in the $T_{th}-\tau$ parameter space, where T_{th} is a temporal parameter related to the permanence time of the threshold alarms within the impact detection algorithm and τ is the width of the temporal window that comprises the analysis of energy [10-11]. For the optimization purpose, we introduce the F_{FA} function (1), which assesses the degree of robustness of the impact detection algorithm for each T_{th} and τ pair. In a first approximation, we will choose the range of T_{th} and τ parameters that maximizes the F_{FA} function:

$$F_{FA} = \sum_{E_{min}}^{E_{max}} \left(\sum_{A_{min}}^{A_{max}} (flagFN * flagFP * flagE) \right) \quad (1)$$

E_{max} and E_{min} are the maximum and minimum values of the range of energy thresholds that will be evaluated in the F_{FA} optimization function for each value of T_{th} and τ . A_{max} and A_{min} are the bounds for the maximum and minimum energy thresholds.

$flagFN$ is a variable that takes the value 1 if all the impacts in the experimental data set have been correctly identified (when the number of false negatives is 0) and, otherwise, the value 0. In order to obtain its value, the impact detection algorithm of ACSS will be simulated in a computer with the captured accelerations for each of the experiments. This simulation is done for each acceleration and energy threshold (A_{th} and E_{th}), evaluated in the F_{FA} function.

On the other hand, the $flagFP$ variable takes the value 1 if the algorithm does not detect any impact in the related experiments with non-impact events and, otherwise, the value 0. The $flagE$ variable has been added in order to provide increased robustness to the optimization procedure of parameters used in the impact detection algorithm. This variable takes the value 1 if the maximum value of energy

calculated for each axis in each of non-impact experiments does not exceed the E_{th} energy threshold, taking the value 0 otherwise.

2) Selection of τ and T_{th} .

At this phase, an adaptation of the calculation of the energy is carried out to increase its specificity against impact events. Within the range of values of the parameter τ obtained in the previous phase, we will choose the value that minimizes the F_C cost function (2), being n the current sampling instant and E_i the estimated energy in the i axis, as described in [10-11]:

$$F_C = \sum_{\text{non-impact experiments}} \left(\sum_n \left(\sum_{i=1}^3 (E_i(n)) \right) \right) \quad (2)$$

By minimizing the cost function, the distance between the energy threshold and the energy values associated with events of non impact is maximized. Finally, among the remaining options, we will select the highest value of the T_{th} parameter. A higher value of T_{th} , when compared to a lower one, is more conservative against impacts and assumes the same number of detections.

3) Selection of A_{th} and E_{th} .

Once τ and T_{th} have been chosen, we will search for the threshold values for acceleration (A_{th}) and energy (E_{th}) most appropriate for the impact detection. For this purpose, we define an evaluation function (F_{AE}) that estimates the applicability of the algorithm to impact detection for each A_{th} and E_{th} threshold:

$$F_{AE}(A_{th}, E_{th}) = flagFN * flagFP * flagE \quad (3)$$

The variables $flagFN$, $flagFP$ and $flagE$ are defined as in (4), but they are now evaluated for each threshold within the range of search between the maximum and minimum thresholds (A_{max} , A_{min} , E_{max} and E_{min}). Therefore, the appropriate values will be those for which the evaluation of the F_{AE} function obtains a nonzero result. Among these values, we will choose the smaller acceleration and energy thresholds, to protect against false negatives. On the other hand, these values provide robustness to the system: in the acceleration against false positives (if we decrease the threshold acceleration, the number of false positives does not increase) and in the energy against false negatives (no false positives would occur if the energy threshold decreases).

B. Validation of the results.

Finally, the values of the obtained parameters after the impact detection optimization procedure must be tested with a new set of experiments. For this purpose, a different group of volunteers will be selected in order to carry out the same impact and not-impact activities than the ones used for the optimization procedure.

III. RESULTS

A. Optimization procedure with experimental data.

By placing the prototype of the ACSS on the back of seven volunteers of different ages, sex and weights (see Table I), a series of experiments were repeated to obtain the accelerometric data of different daily activities. The experimental information was used to feed an implementation in Matlab of the optimization procedure described in the previous section. Below we show the results obtained in the different phases of the procedure.

TABLE I
CHARACTERISTICS OF THE EXPERIMENTS PERFORMED IN THE OPTIMIZATION PROCEDURE

Number of volunteers	7
Male/Female	4/3
Age	28.4±4.2 years
Weigh	72.3±12 Kg
Height	174.5±8 cm
Total number of experiments	98
Total number of impacts	42

1) First approximation.

Due to the particular implementation of the algorithm in the smart sensor microcontroller, the set of parameters (τ , T_{th} , A_{th} and E_{th}) take discrete values. The T_{th} - τ space of parameters was covered to find, in a first approximation, the most suitable values for the impact detection. The study varied the T_{th} parameter from the value 1 (7.8 ms) to 500 (3.91 s) and the τ parameter from the value 1 (25 ms) to 50 (1.25 s).

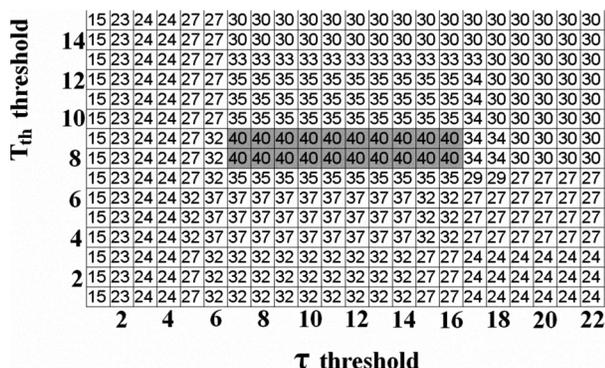


Fig. 3. F_{FA} values in the T_{th} - τ parameter space.

Maximum and minimum thresholds were set for the acceleration ($A_{max}=30$ (1.40 m/s²), $A_{min}=1$ (0.047 m/s²)) and for the energy ($E_{max}=20$ (0.176 m²/s⁴), $E_{min}=1$ (0.0088 m²/s⁴)) in the impact detection. Based on experimental acceleration results, the F_{FA} function achieved the maximum in the range of values from 8 (62.6 ms) to 9 (70.4 ms) for T_{th} , and from 7 (175 ms) to 16 (400 ms) for τ . For this reason, this set of values was proposed as suitable for the parameters in a first approximation (see Figure 3).

2) Selection of τ and T_{th} .

To maximize the distance between the energy threshold and the energy values associated with non-impact events and, thus, increase their specificity against impact events, the

value of τ that minimizes the F_C cost function was selected ($\tau=7$ (175 ms), see Figure 4) within the range obtained in the first phase. The T_{th} value selected, according to the procedure, was 9 (70.4 ms).

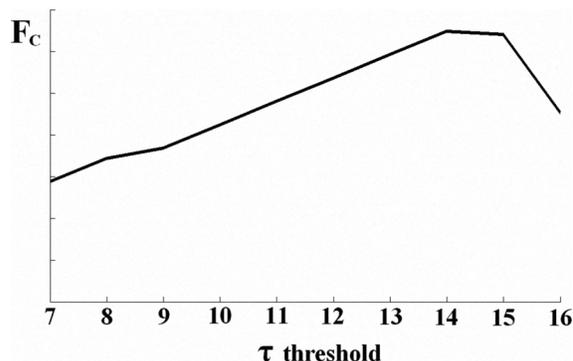


Fig. 4. F_C as a function of τ .

3) Selection of A_{th} and E_{th} .

Between the values of A_{th} and E_{th} thresholds (with 175 ms for τ and 70.4 ms for T_{th}), for which the F_{AE} evaluation function takes a value different from 0, we select the lowest (to increase the sensitivity to impacts), and at the same time, if the acceleration threshold is decreased, the number of false positives does not increase (robustness in the acceleration against false positives) and also if the threshold of energy is decreased (robustness in the energy against false negatives). In this way, the value 14 (0.656 m/s²) was chosen for A_{th} and 9 (0.079 m²/s⁴) for E_{th} (see Figure 5).

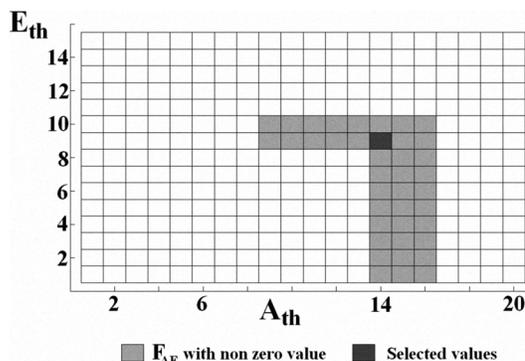


Fig. 5. Results for F_{AE} in the threshold space for A_{th} y E_{th} .

B. Validation of the results.

New experiments were conducted with the obtained parameters in the optimization procedure to validate them in impact detection algorithm of the ACSS. The same impact and non-impact activities previously described were performed in 4 new volunteers (see Table II). The ACSS correctly detected the impact event in all impact activities (number of false negatives is 0). Furthermore, any impact event was not detected during non-impact activity (number of false positives is 0). The results show the viability and robustness of the obtained parameters through the optimization procedure (100% success) in the implementation of the ACSS impact detection

algorithm.

TABLE II
CHARACTERISTICS OF THE EXPERIMENTS PERFORMED IN THE
VALIDATION OF THE RESULTS

Number of volunteers	4
Male/Female	3/1
Age	27.75±3.8 years
Weight	88.5±9 Kg
Height	177±4.5 cm
Total number of experiments	64
Total number of impacts	24
Total number of false positives	0
Total number of false negatives	0

Figure 6 shows sample values of the acceleration and energy in an impact activity (falling down on knees) and in another non-impact activity (walking fast) with the thresholds obtained in the execution of the procedure. We can see that in the case of the impact activity the thresholds are widely exceeded, while in an activity implying a heavy movement (walking fast), thresholds are well above the energy.

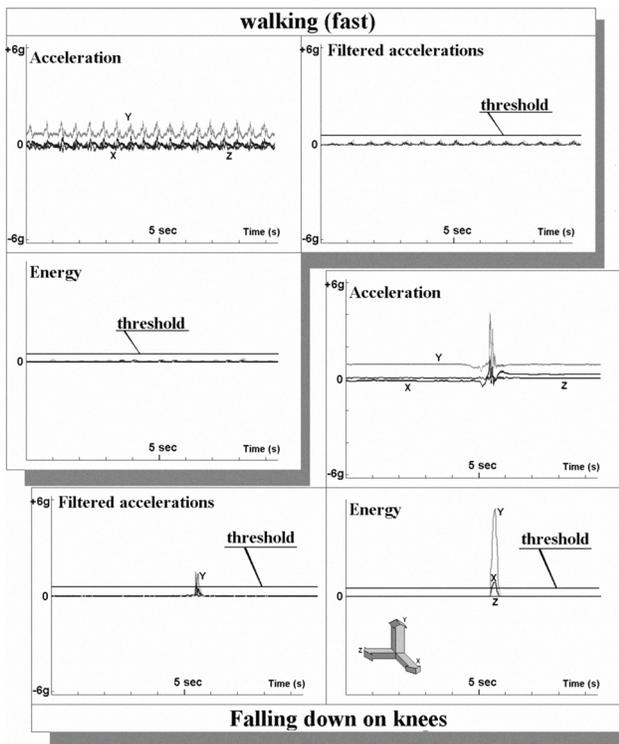


Fig. 6. Accelerations and Energy estimation in two different activities.

IV. CONCLUSIONS

The main aim of this work has been the development of a procedure that optimizes functional values of impact detection algorithm. This algorithm is deployed in the intelligent accelerometry sensor of the movement monitor presented in [9-12]. This iterative procedure increases the specificity and sensibility in the detection of impacts which are susceptible of being considered as a fall. The obtained parameters have been validated in a different series of experiments, achieving a 100% success in the impact detection, confirming the robustness of the procedure.

Furthermore, no impact event was detected during the non-impact activity (number of false positives is 0). Although experiments have been developed with the participation of 11 volunteers, it must be highlighted that a wide set of signals and experiments have been analyzed for each one. This optimization procedure will lead to a personalization of the device operation according to the subject and his/her environment by finding the most efficient parameters in each situation.

V. ACKNOWLEDGEMENTS

We are grateful to Gerardo Barbarov and Tomé Matos for their helpful support.

REFERENCES

- [1] N. Noury, et al., "Fall detection-Principles and methods," *Proc. 29th IEEE EMBS Annual International Conference*, pp. 1663-1666, 2007.
- [2] Xinguo Yu, "Approaches and principles of fall detection for elderly and patient", *Proc. 10th International Conference e-health Networking, Applications and Services*, pp. 42 - 47, Jul. 2008.
- [3] P. E. Cotter, S. Timmons, M. O'Connor, C. Twomey, D.O'Mahony, "The financial implications of falls in older people for an acute hospital", *Irish Journal of Medical Science*, vol. 175, pp. 11-3, 2006.
- [4] S. R. Lord, C. Sherrington, H. B. Menz, "Falls in Older People: Risk Factors and Strategies for Prevention", *Cambridge University Press*, 2001.
- [5] K.A. Bourke, W.J. van de Ven Pepijn, E. Chaya Amy, M. O'laighin Gearoid, J. Nelson, "The design and development of a long-term fall detection system incorporated into a custom vest for the elderly", *Proc. 30th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 2836-2839, Aug. 2008.
- [6] A. Dinh, D. Teng, L. Chen, Y. Shi, C. McCrosky, J. Basran, V. Del Bello-Hass, S.B. Ko, A. Ralhan, D. Williams, N. Windels, A. Choudhury, "A fall detection and near-fall data collection system", *Proc. 1st Microsystems and Nanoelectronics Research Conference*, pp. 117-120 Oct. 2008.
- [7] M. Kangas, A. Konttila, I. Winblad, T. Jämsä, "Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection", *Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, France*, pp. 1367-1370, Aug. 2007.
- [8] M.R. Narayanan, S.R. Lord, M.M. Budge, B.G. Celler, N.H. Lovell. "Falls Management: Detection and Prevention, using a Waist mounted Triaxial Accelerometer", *Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, France*, pp. 4037-4040, Aug. 2007.
- [9] L. Roa, M. Prado, J. Reina-Tosina, "Wearable system for the monitorization of movement, postural state and physical activity during 24 hours per day", *Spanish Office of Patents and Trademarks*, Application date: 2002-07-18, Patent ref.: P200201710, (in Spanish), 2002.
- [10] M. Prado, L. Roa, J. Reina-Tosina, "Viability study of a personalized and adaptive knowledge-generation telehealthcare system for nephrology (NEFROTEL)". *International Journal of Medical Informatics*, Volume 75, pp. 646-657, May 2006.
- [11] J.G. Jiménez, L.M. Roa, M. Prado, "Design of an Intelligent Accelerometric Unit of Second Generation to Monitoring the Human Movement", *Proc. 25th Annual Conference of the Spanish Society of Biomedical Engineering*, Spain, pp. 56-59 (in Spanish), Nov. 2007.
- [12] M.A. Estudillo, L.M. Roa, L.J. Reina, D. Naranjo, "A Proposal of a Fall Detection Algorithm for a Multidevice Personal Intelligent Platform", *Proc. 8th IEEE International Conference on Bioinformatics and Bioengineering*, Greece, pp. 1-4, Oct. 2008.

Propuesta de un protocolo de comunicaciones basadas en eventos para el POC. Aplicación a la detección de infecciones.

D. Naranjo Hernández^{2,1}, L.M. Roa Romero^{1,2}, L.J. Reina Tosina^{3,1}, T.E. Rodrigues de Matos¹, M.A. Estudillo Valderrama^{2,1}

¹ Grupo de Ingeniería Biomédica, Universidad de Sevilla, Sevilla, España

² Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN), Sevilla, España

³ Dpto. de Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad de Sevilla, Sevilla, España

Resumen

En este trabajo se realiza la propuesta de un protocolo de comunicaciones para el Punto de Cuidado del Paciente (POC) especialmente diseñado para una reducción del consumo de energía con transmisiones controladas por eventos de alarma. Para analizar las propiedades del mismo se ha simulado su comportamiento en una aplicación orientada a la detección de infecciones en pacientes con catéter. Los resultados obtenidos muestran sus buenas prestaciones de consumo y su viabilidad con tecnologías de comunicaciones de uso común.

1. Introducción

Las Redes de Sensores Corporales Inalámbricas (Wireless Body Sensor Network o WBSN) conforman una prometedora solución para una teleasistencia médica personalizada y ubicua [1]. Debido a sus características, la reducción del consumo de energía es un objetivo prioritario en las WBSN [2-3]. Una opción muy utilizada con este fin consiste en poner el dispositivo transceptor en un modo de bajo consumo cuando no tiene que transmitir [4]. En el presente trabajo se realiza la propuesta de un protocolo de comunicaciones para el POC especialmente diseñado para maximizar el tiempo del transceptor en bajo consumo. Este protocolo se ha puesto a prueba mediante un estudio por simulación para una aplicación particular de telemonitorización orientada a la detección de infecciones en pacientes con catéter, los cuales son de uso común en medicina [5-6] (oncología, nefrología, etc.).



Figura 1. Esquema del sistema de telemonitorización

La aplicación a este entorno particular ha sido motivada por el hecho de que la bacteriemia asociada a los catéteres es altamente prevalente, con el peligro de una evolución desfavorable a sepsis [6-7]. El aumento de morbimortalidad relacionado y los costes médicos asociados hacen esencial un diagnóstico precoz para iniciar el tratamiento lo antes posible [8]. En este sentido, variables fisiológicas como la temperatura, la presión

arterial, la presión parcial de CO₂ (pCO₂), el ritmo cardiaco y respiratorio pueden ser indicadores de infección [9], y su monitorización puede facilitar su detección.

2. Descripción del protocolo

La arquitectura del sistema de telemonitorización planteado se divide en tres ámbitos (ver Figura 1):

- El POC: constituido por la WBSN que monitorizará las variables fisiológicas de interés para la observación del estado del paciente. En este trabajo se han considerado sensores de temperatura, tensión arterial, ritmo cardiaco, frecuencia respiratoria, pCO₂ y pulsioximetría. La red de sensores mantendrá un enlace inalámbrico con un elemento de pasarela (Unidad Remota de Acceso o URA) hacia una Red de Área Extensa (Wide Area Network o WAN).
- El Centro de Gestión (CdG): recibe, procesa y gestiona la información y alarmas que llegan desde los POCs de cada paciente, activando en su caso mecanismos de respuesta al paciente.
- La WAN que proporciona el enlace a distancia entre el POC y el CdG.

Para comunicar los sensores y el CdG se hace necesario establecer un protocolo que defina la forma y procedimientos en el envío de la información. De acuerdo con el protocolo, la bioinformación se generará en el POC, pero su transmisión estará supeditada al modo de operación particular en el que se encuentre el dispositivo sensor. Se definen para cada uno de ellos los siguientes modos de operación que el CdG puede configurar.

- Modo 1: Transmisión continua de datos. Entrará en este modo de funcionamiento después de la detección y envío de una alarma hasta el momento en que ésta sea confirmada por el CdG mediante un comando, entonces entrará en el modo de funcionamiento de espera activa. El CdG puede retrasar la confirmación si se considera necesario recabar más información.
- Modo 2: Transmisión frente alarmas. Este es el modo de funcionamiento normal de los sensores con objeto de reducir al máximo su consumo en

comunicaciones. En este modo de operación no se enviará ningún dato hasta que se supere un umbral preestablecido, que puede ser un valor máximo o mínimo de la variable fisiológica monitorizada. Estos umbrales se fijarán de acuerdo con las definiciones de síndrome de respuesta inflamatoria sistémica y sepsis llevadas a consenso en [9]. La alarma que se genere incluirá también información almacenada durante un tiempo previo para su análisis posterior.

- Modo 3: Espera activa. No se enviará ningún dato en este modo, pero continuará su almacenamiento.

Los datos generados por los sensores y los comandos de configuración serán transmitidos a través del enlace inalámbrico existente entre los sensores y la URA. Esta información será empaquetada en una de las siguientes tramas (ver Figura 2):

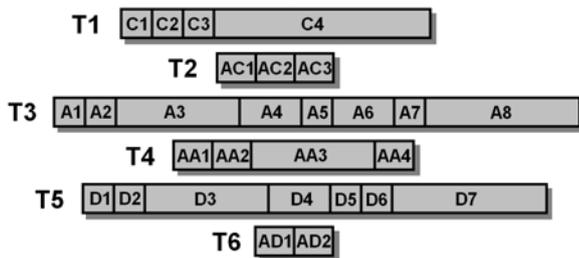


Figura 2. Formato de las tramas

T1: Trama de comando, que enviará el CdG a los dispositivos sensores para configurarlos (fijar los umbrales máximos y mínimos de las alarmas, modificar el modo de operación de los sensores, etc.). Formada por:

- C1 (1 byte): Con el valor binario 000 en los tres bits más significativos para indicar que se trata de un comando. El resto de bits conforman un número de secuencia que se incrementará tras recibir el asentimiento al comando. Este número de secuencia es particular para cada paciente.
- C2 (1 byte): Identificador binario del dispositivo para cada uno de los pacientes.
- C3 (1 byte): Los tres bits más significativos se corresponden con el número de bytes que conforman el parámetro del comando (N_p). Los 5 bits menos significativos son un identificador del comando y su funcionalidad para cada dispositivo sensor.
- C4 (N_p bytes): En este campo irá el parámetro de configuración asociado al comando si es que $N_p > 0$.

T2: Trama de asentimiento al comando, que enviará un dispositivo sensor al CdG para informar de la recepción correcta de un comando. Si no se recibe la trama de asentimiento, se iniciaría el reenvío de la misma transcurrido un tiempo. Está formada por:

- AC1 (1 byte): Con el valor binario 001 en los tres bits más significativos por ser una trama de asentimiento a un comando. El resto de bits indican el número de secuencia del comando asentido.
- AC2 (1 byte): Equivalente a C2.
- AC3 (1 byte): Los 5 bits menos significativos son el identificador del comando recibido.

T3: Trama de alarma, que enviará el sensor inteligente al CdG en el Modo 2 de operación cuando se supere un umbral en las variables fisiológicas monitorizadas. En ese momento se enviará una cantidad prefijada de bioinformación previa a la alarma almacenada por el dispositivo. Está formada por los siguientes campos:

- A1 (1 byte): Con el valor binario 100 en los tres bits más significativos si se trata de una trama de una alarma de prioridad baja y 110 si es de prioridad alta. El resto de bits conforman en binario el número de secuencia de la trama en la alarma, empezando por el valor 0 para la primera trama (la alarma puede estar dividida en numerosas tramas de alarma si el número de datos enviados en ella es elevado).
- A2 (1 byte): Equivalente a C2.
- A3 (4 bytes): En binario, instante en el que se ha producido la alarma, referido en segundos transcurridos desde el año 2000. Cada dispositivo sensor debe llevar la cuenta de estos segundos, por lo que se hace necesario un comando con un parámetro de 4 bytes que inicialice la cuenta al instante actual durante la inicialización del dispositivo.
- A4 (2 bytes): Informa sobre la frecuencia de muestreo del dispositivo sensor, definida como el número de segundos entre las muestras transmitidas de la señal fisiológica en la alarma. Un comando con un parámetro de 2 bytes debe fijar este valor al dispositivo durante su inicialización.
- A5 (1 byte): Los 4 bits más significativos se corresponden con un identificador del tipo de alarma particular detectada en el dispositivo. Toma el valor 0000 en binario si la alarma ha sido lanzada tras la recepción de un comando de activación de alarma virtual. Esta situación se produce cuando el CdG ha recibido una alarma de otro dispositivo y desea recibir también la bioinformación de este sensor (el instante de activación de la alarma virtual se define en el momento de recepción de este comando). Los 4 bits menos significativos indican el número de bytes de cada muestra enviada en la trama de alarma (T_a).
- A6 (2 bytes): Número binario que indica el número de muestras global de la alarma. Este valor debe ser fijado mediante un comando con un parámetro de 2 bytes durante el proceso de inicialización según el tiempo de información sensorial previa a una alarma de la que se quiera disponer en el CdG.
- A7 (1 byte): Número de muestras enviado en la trama actual de alarma (N_m).
- A8 ($N_m \times T_a$ bytes): En este campo se situarán de forma sucesiva las muestras de bioinformación que se enviarán en la trama actual de alarma. Se empieza en primer lugar por la más antigua.

T4: Trama de asentimiento a una trama de alarma, que el CdG enviará al dispositivo sensor para informar de su recepción correcta. Está formada por:

- AA1 (1 byte): Con el valor binario 101 en los tres bits más significativos si se trata de una trama de asentimiento de una alarma de prioridad baja y 111 si

es de prioridad alta. El resto de bits conforman en binario el número de secuencia de la trama en la alarma que se está asintiendo.

- AA2 (1 byte): Equivalente a C2.
- AA3 (4 bytes): Instante en el que se produjo la alarma que se está asintiendo (valor del campo A4).
- AA4 (1 byte): Los 4 bits más significativos identifican el tipo de alarma del dispositivo, tomando el valor de los 4 bits más significativos de A5.

T5: Trama de datos, que utilizará el dispositivo sensor para la transmisión continua de información al CdG (Modo 1). En ella se distinguen los siguientes campos:

- D1 (1 byte): Con el valor binario 010 en los tres bits más significativos para indicar que se trata de una trama de datos. El resto de bits conforman en binario el número de secuencia de la trama de datos en la secuencia de transmisión continua.
- D2 (1 byte): Equivalente a C2.
- D3 (4 bytes): En binario, instante de la primera muestra que se enviará en el paquete de datos, referido en segundos transcurridos desde el año 2000.
- D4 (2 bytes): Informa sobre la frecuencia de muestreo del dispositivo sensor, definida como el número de segundos entre las muestras transmitidas. Tiene el mismo valor que el campo A5.
- D5 (1 byte): Los 4 bits menos significativos indican el número de bytes cada muestra de datos (Nb).
- D6 (1 byte): Indica el número de muestras que se enviarán en cada trama de datos (Td). Este valor está asociado al tiempo que tarda el CdG en disponer de nuevos datos del dispositivo sensor. Un comando con un parámetro de un byte fija su valor durante la inicialización del dispositivo.
- D7 (Nd x Td bytes): En este campo se situarán de forma secuencial las distintas muestras de bioinformación que se enviarán en la trama de datos.

T6: Trama de asentimiento de datos, que el CdG utiliza para informar al dispositivo sensor de la recepción correcta de una trama de datos. Formada por:

- AD1 (1 byte): Con el valor binario 011 en los tres bits más significativos para indicar que se trata de una trama de asentimiento de datos. El resto de bits conforman en binario el número de secuencia de la trama en la datos que se está asintiendo.
- AD2 (1 byte): Equivalente a C2.

En la URA las tramas serán empaquetadas en una supertrama para su envío al CdG a través de la WAN (igual para el enlace inverso). En la supertrama se pueden distinguir los siguientes campos (ver Figura 3):

- S1 (1 byte): Los 4 bits más significativos se corresponden con el valor binario 0000 en el caso de que la supertrama sea enviada por la URA del paciente. Se utilizará el valor binario 0001 en el caso de que el origen de la supertrama sea el CdG. Los 4 bits menos significativos indican el número de tramas que vienen incluidas en la supertrama (puede ser 0 si es sólo para asentimiento de supertrama).

- S2 (2 bytes): Identificador binario del paciente origen o destino de la supertrama.
- S3 (1 byte): Número de secuencia de la supertrama en el enlace de comunicaciones paciente-CdG o en el enlace de comunicaciones CdG-paciente, siendo éstos diferentes (empezaría en el valor 1).



Figura 3. Formato de la supertrama.

- S4 (1 byte): Número de secuencia de la supertrama asentida. Se utiliza para informar al otro extremo del enlace de comunicaciones paciente-CdG de una recepción correcta de supertrama (empezaría en el valor hexadecimal 0x00). Se genera también una supertrama cada vez que haya que asentir una supertrama recibida (incluyendo tramas en su caso).
- S5 (2 bytes): Número de bytes resultado de la suma de los bytes de las tramas que se enviarán dentro de la supertrama (Ns).
- S6 (Ns bytes): En este campo se incluirán de forma secuencial las distintas tramas de la supertrama.
- S7 (2 bytes): Código de Redundancia Cíclica (CRC) ITU-T de 16 bits para la detección de errores como el utilizado en el estándar IEEE 802.15.4.

3. Resultados y discusión

Para analizar las prestaciones y viabilidad del protocolo planteado se ha implementado un generador de tramas programado en Matlab que simula el comportamiento de un sistema de monitorización de pacientes con catéter. Este simulador utiliza una densidad de probabilidad de distribución uniforme para la generación de eventos de infección con una tasa de 3.1 infecciones por cada 1000 días y catéter (parámetro ajustable) [6]. Cada evento de infección desencadena el envío de una o varias alarmas basadas en la superación de umbrales, que incluyen el envío de 12 horas de información previa (valor ajustable). La distribución aleatoria de los eventos de alarma es más evidente en el interfaz del CdG (ver Figura 4).

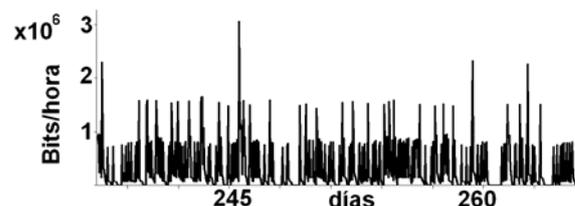


Figura 4. Ejemplo de recepción en el CdG durante un mes.

Los sensores simulados muestrean la información biomédica de forma automática con una determinada frecuencia de muestreo [10] (ver Tabla 1). Si un sensor no envía alarma pero otro sí, el CdG activará en él una alarma virtual mediante un comando. Después de la alarma, cada dispositivo permanece en el Modo 1 de operación durante un tiempo aleatorio comprendido entre 2 y 6 horas, enviando cada 300 segundos nuevas tramas de datos con la bioinformación recopilada. Las tramas de alarma y datos son empaquetadas en supertramas para su

envío al CdG. Además, se han incluido en la simulación los envíos necesarios de asentimiento de tramas y supertramas. El generador de tramas se ha utilizado para simular el sistema de telemonitorización con 5000 pacientes durante un año. Esta simulación se repitió 20 veces para obtener una mejor representación estadística de los valores obtenidos, suponiendo además una tasa global de error o pérdida en el envío de las tramas del 50% (condiciones desfavorables).

Se analizó en primer lugar el flujo de datos en el enlace de comunicaciones entre los distintos dispositivos sensores y la URA. Las tasas de transmisión máximas obtenidas para los sensores se muestran en la Tabla 1, junto con la tasa global del interfaz del POC.

Sensores	Bytes por muestra	Frecuencia de muestreo	Ascendente/ Descendente (bits/seg)
Temperatura	2 bytes	1/ minuto	84.5 / 4.5
Tensión arterial	4 bytes	1/ minuto	169 / 9
Ritmo cardiaco	1 bytes	1/ minuto	42.3 / 2.3
Respiratorio	1 bytes	12/ minuto	507 / 26.9
Sensor pCO ₂	2 bytes	12/minuto	1014 / 53.8
Pulsioximetría	2 bytes	12/minuto	1014 / 53.8
Interfaz POC			3023 / 343

Tabla 1. Parámetros en el POC

La Tabla 2 muestra la tasa máxima obtenida en el CdG para el sistema de monitorización planteado (transmisión de datos ante alarma) y puesta en comparación con el envío continuo de datos para la monitorización en el CdG.

Transmisión	Media	Valor de pico
Protocolo	5.23 Mbit/hora	17.1 Kbit/seg
Envío continuo	193.9 Mbit/hora	53.9 Kbit/seg

Tabla 2. Tasas máximas de recepción obtenidas en el CdG

El estudio por simulación del sistema de telemonitorización planteado para la detección de infecciones en pacientes por catéter ha mostrado la viabilidad del mismo con las tecnologías de comunicaciones actuales. Las tasas de transmisión que ofrecen los estándares inalámbricos de comunicaciones como Bluetooth o Zigbee son suficientes para el enlace con los dispositivos sensores. Por otro lado, las tasas de transmisión requeridas para el interfaz del POC y del CdG permiten hacer uso de Internet para establecer el enlace de comunicaciones, ya sea mediante una conexión ADSL o un teléfono móvil en el interfaz del POC. El protocolo propuesto reduce el consumo en comunicaciones de los dispositivos sensores, ya que éstos sólo tienen que transmitir datos cuando se detecta una alarma. La condición de diseño de bajo consumo del protocolo queda

patente en la Tabla 3 con datos simulados de acuerdo con [2]. También favorece al CdG (ver Tabla 2), ya que reduce sus requisitos en recepción y procesamiento frente a una transmisión continua de datos. Aunque los resultados obtenidos se han orientado a la detección de infecciones, el uso del protocolo podría beneficiar a otras aplicaciones con información sensorial basada en alarmas.

Consumo estimado de un transceptor Zigbee	Consumo medio durante un año
Sin transmisiones	93.66 Julios
Con el Protocolo	98.18 Julios
Envío continuo	2186.5 Julios

Tabla 3. Estimación del consumo del sensor de pulsioximetría

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado en parte por el Ministerio de Ciencia e Innovación (PSE-010000-2008-1) y la Junta de Andalucía (EXC/2005/TIC-314).

Referencias

- [1] Yang GZ, Yacoub M. Body Sensor Networks, Springer, London, 2006 (ISBN: 978-1-8462-8272-0).
- [2] Otal B, Verikoukis C, Alonso L. Optimizing MAC Layer Performance based on a Distributed Queuing Protocol for Wireless Sensor Networks. *Proc. of IEEE Global Conference on Communications*. USA, Dic. 2008, pp 1–5 (ISBN: 978-1-4244-3061-1).
- [3] Islam M, Ahmed K. Maximization of system lifetime in body sensor networks. *Proc. Int. Conf. Electrical and Computer Engineering (ICECE08)*. Dic. 2008, pp 92-95.
- [4] Merret GV. Energy- and Information-Managed Wireless Sensor Networks: Modelling and Simulation. Tesis Doctoral. Universidad de Southampton. UK. Oct. 2008.
- [5] Urrea M, Rozas L. La bacteriemia asociada al catéter venoso central: implementación de un nuevo protocolo de consenso. *Anales de Pediatría*, vol 71, num 1, Abril 2009, pp 20-24 (ISSN: 1695-4033).
- [6] Fructuoso M, Castro R, Oliveira L, Prata C, Morgado T. Infección de catéteres de hemodiálisis: una revisión retrospectiva. *Nefrología*, vol 29, num 2, 2009, pp 176-177 (ISSN: 1989-2284).
- [7] Diskin CJ, Stokes TJ, Dansby L, Radcliff L, Carter TB. Catheter locks, heparin and biofilm: what is the risk? *Nephrology Dialysis Transplantation*. vol 23, Junio 2008, pp 2708-2709 (ISSN: 1460-2385).
- [8] Nguyen HB et al. Severe Sepsis and Septic Shock: Review of the literature and Emergency Department Management Guidelines. *Annals of Emergency Medicine*. vol 48, num 1, 2006, pp 28-54 (ISSN:1097-6760).
- [9] Bone RC, Balk RA, Cerra FB, Dellinger RP, Fein AM, Knaus WA, Schein RM, Sibbald WJ. The ACCP/SCCM Consensus Conference Committee. *Chest*. vol 101, num 6, 1992, pp 1644-1655 (ISSN: 1931-3543).
- [10] Varshney U. Wireless Health Monitoring: Requirements and Examples. *Pervasive Healthcare Computing. Springer Science*. Abril 2009 (ISBN: 978-1-4419-0215-3).

Design and Implementation of a Distributed Fall Detection System—Personal Server

Miguel Ángel Estudillo-Valderrama, Laura M. Roa, *Fellow, IEEE*, Javier Reina-Tosina, *Member, IEEE*, and David Naranjo-Hernández

Abstract—In this paper, the main results related to a fall detection system are shown by means of a personal server for the control and processing of the data acquired from multiple intelligent biomedical sensors. This server is designed in the context of a telehealthcare system for the elderly, to whom falls represent a high-risk cause of serious injuries, and its architecture can be extended to patients suffering from chronic diseases. The main design issues and developments in terms of the server hardware and software are presented with the aim of providing a real-time analysis of the processed biosignals. As a result, the evaluation study of the implemented algorithm for fall detection through a set of laboratory experiments is presented, together with some important issues in terms of the device's consumption. The proposed algorithm exhibits excellent outcomes in fall detection.

Index Terms—Distributed processing, elderly, fall detection, minimal consumption, real time.

I. INTRODUCTION

FALLS pose a high risk for elderly people given the severity of the injuries that these cause on them [1], [2]. There have been many attempts to implement a system that detects falls in a complete and efficient way. In fact, the mere definition of the fall can be a complex task [3], as fall phenomenon has a large variety of cases. A search today on IEEEXplore with the terms “fall detection” yields only 48 results since 2008. This is a good example of the importance of the problem and represents a significant sample of the great efforts that are being undertaken for the implementation and commercial marketing of fall detection systems, as well as the competitive nature of this area of research.

Manuscript received March 10, 2009; revised June 18, 2009. First published September 22, 2009; current version published November 4, 2009. This work was supported in part by the Spanish Network Center of Biomedical Research in Bioengineering, Biomaterials and Nanomedicine (Fondo de Investigaciones Sanitarias, Instituto de Salud Carlos III), under Grant PI040687, and in part by the Dirección General de Investigación, Tecnología y Empresa, Government of Andalucía, under Grant EXC/2005/TIC-314.

M. A. Estudillo-Valderrama, L. M. Roa, and D. Naranjo-Hernández are with the Biomedical Engineering Group, and the Spanish Network Center of Biomedical Research in Bioengineering, Biomaterials and Nanomedicine, University of Seville, Seville 41092, Spain (e-mail: mestudillo@us.es; lroa@us.es; davidazuaga@gmail.com).

J. Reina-Tosina is with the Department of Signal Theory and Communications, and the Spanish Network Center of Biomedical Research in Bioengineering, Biomaterials and Nanomedicine, University of Seville, Seville 41092, Spain (e-mail: jreina@us.es).

Color versions of one or more of the figures in this paper are available online at <http://ieeexplore.ieee.org>.

Digital Object Identifier 10.1109/TITB.2009.2031316

The detection systems that have been employed till now can be classified as those that detect the fall in an autonomous way or those that need a notification from the user [4]. The latter ones have the great disadvantage that if the fallen person loses his/her conscience, then he/she cannot inform about the fall. Within the former ones, there have been several approaches used for acquiring signals related to the events of the fall, starting with the use of camera vision systems [5], [6], lasers [7] or infrared [8], switches in the shoes of the user being monitored [9], pressure sensors integrated in the chairs [10] or in the ground for the implementation of biomechanical models [11], or the study of the vibration and the sound caused by the collapse of the body on the floor [12], [13]. However, since the beginning of this research field, a large majority of sensing devices is based on kinematic measurements, such as goniometers, gyroscopes [14], and especially accelerometers. Even today, the benefits that accelerometer-based sensing presents are derived from the development of low consumption and small-sized microelectromechanical systems (MEMS) devices, which allow an easy positioning of the sensor with greater comfort for the patient as well as the acquisition of significant features about falls, such as the intensity of the impact at different frequencies and postural user estimation. In fact, commercial solutions that are available at present [15]–[17] use this type of technology, although they offer few details about the device reliability. The method employed in [15] reported a 90% fall detection without using personalization in the design of the system because wood phantoms were used. Moreover, the use of accelerometers allows us to estimate caloric consumption, where the literature is abundant [18], [19], and there are also commercial solutions [20].

For all the mentioned reasons, we will focus on fall detection systems based on accelerometers. From a kinematic signal-processing viewpoint, we can distinguish those systems that develop a predetection of the fall from those that do not. Among the first, we can highlight the work of Wu and Xue [21] and Bourke *et al.* [22], who, through human trunk analysis of the velocity in free fall, obtained some very remarkable results. However, we believe that the personalization would be better if its detection did not use the same threshold velocity for subjects of different weights. Moreover, the use of multiple sensors (accelerometers and angular detectors) along with an excessive transmission rate may limit the power autonomy of the system. There are several approaches among the systems that detect falls subsequent to the fall event, ranging from those that use neural networks [23] to others that implement an analysis in terms of vertical acceleration thresholds [24], or others based on the

impact and subsequent determination of the user posture for a long period of absence of movement [25], [26]. One of the major drawbacks of this technique, besides the delay in confirming the fall, is the anxiety caused to the patient when he/she does not receive a confirmation message for a period of time explaining that medical assistance is on way. Besides, subsequent attempts by the patient to stand by himself/herself may lead to the occurrence of false negatives. Moreover, in [27], periodograms are obtained from data acquired by a triaxial accelerometer sensor in order to detect common patterns that feed machine-learning models, which have the same disadvantage as that of neural networks: a large number of experimental data are needed so as to optimize its operation, which increases their processing load, and thus, their consumption. Kangas *et al.* highlighted [28] the good operation of the detectors based on an impact threshold followed by posture detection by means of accelerometers located at the waist of the user. One of the major drawbacks of most of the aforementioned monitoring systems is that their application domains are the users' homes and cannot be applied in all contexts within their place, for example, when taking a bath or when outdoor. Our group has already presented outcomes [29] in a previous accelerometric prototype sensor whose final design is a biocompatible lightweight and waterproof device that the patient does not have to take off, and therefore, it achieves a 24×7 monitoring in every context. In addition, our system, which has resulted in a patent [30], overtakes the previously mentioned limitations by establishing its operation in a distributed processing paradigm that pursues a fast detection of falls with the lowest consumption and technology cost.

From this review, we can conclude some of the major drawbacks that have not been solved yet, and lead to the objectives and motivation for our distributed fall detection system. First, our solution must have an extensible and modular design so as to permit its anthropometric personalization in order to yield a better detection. Also, the consumption of our devices must be minimized in order to have a long-term operation. Our system must have the autonomy to detect falls by itself with the highest accuracy in every context. Fall events must be detected in real time and with the smallest time delay. Finally, a bidirectional communication must be provided among system devices.

These objectives have guided the starting point of our design, and led to the proposal of a fall detection algorithm presented in a previous work [31], which we now optimize and validate for a battery of tests performed under laboratory conditions, with a high percentage of success. First, we start explaining the distributed processing developed in the monitor, which is mainly carried out by two devices that give rise to the two parts of the detection system. The first, known as accelerometer smart sensor (ACSS), detects an impact, while the second, the personal server (PSE), differentiates between fall impacts and nonfall impacts, and then acts accordingly. For a deeper analysis of the ACSS, we refer to [32]. In this paper, we go further into details about the implementation of the second device, which houses the fall detection algorithm and gives the name to this paper.

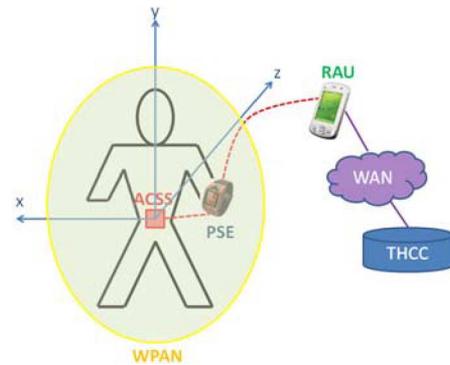


Fig. 1. Portable monitor architecture. ACSS: accelerometer smart sensor; PSE: personal server; RAU: remote access unit; WAN: wide area network; THCC: telehealthcare center.

II. SYSTEM DESCRIPTION

A. Fall Detection System

The design of our portable monitor does not restrict the sensor emplacement on the body so as to permit an easy access to its user interface. The monitor is embedded in a wireless personal area network (WPAN), which is composed of a PSE and a set of devices, as shown in Fig. 1.

The PSE is an electronic device that can be worn as a watch or a pendant. It manages the communications between the portable monitor and the remote access unit (RAU), which is an access point for the telehealthcare center (THCC). The monitor interface is integrated into the PSE, and thus, it is separated from the ACSS, which is the main sensor in our case for monitoring patient's movement and fall detection. The ACSS is a small-sized and low-power waterproof biocompatible device, composed mainly of a triaxial accelerometer with a dynamic range of $\pm 2g/\pm 6g$ and sampling frequency of 40 Hz up to 2560 Hz, a peripheral interface controller (PIC) microcontroller with an embedded algorithm capable of detecting impacts, which are possible falls, and a Zigbee transceiver to communicate with the PSE. It has been designed to be worn as an adhesive patch on the back of the patient at the height of the sacrum, which is near to the human body equilibrium point, as often referred to in the literature [33]. An in-depth analysis of the ACSS and the accelerometry data acquisition can be found in [32]. This paper focuses on the PSE, which provides an added feature for monitoring through a second processing stage of the accelerometric data previously treated by the ACSS to confirm whether or not a fall has happened corresponding to an impact event. This classification between impacts and falls in a distributed basis is one of the originalities of the system. Finally, wireless technologies used in the ACSS-PSE and PSE-RAU links are Zigbee and Bluetooth, respectively, whose selection is motivated in [34].

B. Distributed Processing Features

As explained in Section I, and to the best of our knowledge, there is no system that is able to detect falls in an effectively distributed processing and real-time operation. It is in this context that our approach takes special relevance. It consists of

defining a multitier process architecture in which each device of our system has what we refer to as “intelligence,” in order to meet the following features in an optimal way.

- 1) *Minimal device power consumption:* We would like the batteries of our system not to be replaced for long periods of time (days or even weeks). A good energy-consumption protocol is needed together with the elimination of unnecessary data transmissions.
- 2) *Multitier event-related calculation:* By using the embedded software, each device is capable of obtaining events or preobjectives related to the context of study, so that we can distribute the calculation problem in a bioinspired paradigm. In our case, the ACSS would detect a potential fall, from now onward referred to as impact, which the PSE, through its own real-time processing algorithm, may classify as a fall or not. Besides, as this paradigm employs the calculation power of each device, the latency time of the total calculation is minimized, and, as a consequence, real-time operation is facilitated.
- 3) *Easy redesign:* In case the core software modifications are needed, they should be done in the most transparent way by means of the multitier approach, which is based on the philosophy of a design space. For example, a technical programmer could adjust the PSE operating system from the THCC.
- 4) *Adaptability to the context and personalization to the end-user:* This is a key design aspect. For example, and in our fall detection system, posture thresholds may differ between handicapped and nonhandicapped people.
- 5) *Robust design:* High-layer devices must take care of the good operation of its lower layer devices, apart from themselves; hence, we have a dual verification of each device at the same time.
- 6) *In- and outdoor functionality:* In contrast to other fall detection systems, we pursue that our system works, with total guarantee, in any scenario where the patient could be. Our system architecture permits the online communication with the THCC through a Transmission Control Protocol (TCP)-IP-based protocol.

The principal innovation of this approach consists of giving not only the data acquisition and transmission role to our sensor, ACSS, but also to let it take an active part in the fall detection system. For this purpose, acceleration signals are analyzed distributedly between the ACSS and the PSE. Besides, the ACSS must have the ability to bidirectionally communicate with the upper device in the multitier hierarchy, the PSE, in both uplink (ACSS-PSE) and downlink (PSE-ACSS) data flow directions. PSE and ACSS follow a master–slave topology where PSE takes the master’s role and the ACSS is the slave.

The downlink flow is managed by the PSE, which sends a predefined set of commands to the ACSS to realize various activities: sending extratemporal register data for different kinds of analysis, such as setting personalized impact thresholds, or increasing the ACSS dynamic range or sampling rate so as to obtain an improved estimation of patient kinetic parameters.

The uplink flow is managed by the ACSS, which processes the accelerometer signal by means of its embedded impact-

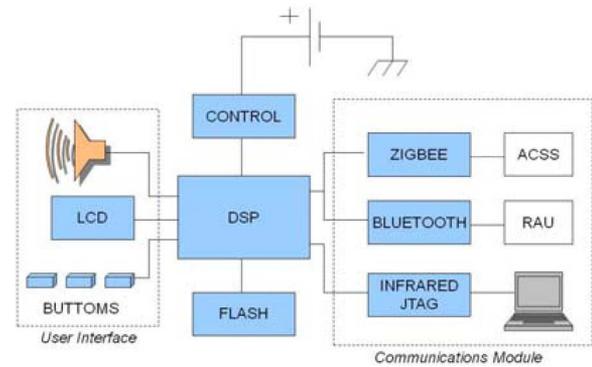


Fig. 2. Block diagram of the PSE hardware architecture.

detection algorithm and estimates whether an impact event has been detected. In case it occurs, the ACSS sends a short temporal data window to the PSE, which is large enough to confirm whether this impact event detected by the ACSS corresponds to a fall event or not, because impact and fall events are not biunivocal. By this small data window, we significantly reduce the data flow between both devices, and consequently, the transceiver power consumption. This reduction is a key design issue in any wireless telehealthcare system and justifies by itself the multitier approach based on two intelligent devices.

Fall events give rise to two automatic messages: an acoustic one for the patient to advise him/her not to move and stay calm because medical help is coming, while another message is sent to the RAU and subsequently to the THCC in order to alert the medical staff and automatically process the medical protocol involved in a fall event. The PSE-RAU also follows a master–slave basis. The RAU has calculation power enough to make high-level computations, and takes a special role in the standardization of the clinical information coming from different biosensors, as explained in the next section. Nevertheless, the functionality of the RAU falls out of the scope of this paper.

III. MATERIALS AND METHODS

A. PSE Design Architecture

All the features detailed before have been taken into account for the functional design of the PSE. Its core is a DSP, whose main software threads process real-time acceleration data and manage the main modules: communications module, user interface, and supervisory control module (see Fig. 2).

The communications module comprises the devices that permit the PSE to interact with its environment. We have employed wireless transceivers to communicate with the ACSS by means of Zigbee standard, with the RAU using Bluetooth, and finally, with a PC employing infrared communications for management and reprogramming tasks.

The user interface module pursues an easy and user-friendly interface, with which the patient can access some of the most important data being processed in the PSE, and also listens to voice message records stored in the flash memory or coming from the THCC.

The supervisory control modules ensure the perfect operation of the PSE and alert from some possible malfunction of any device of the monitor or prevent its occurrence, for instance, in case of a PSE's low battery level.

B. Standardization of the Information

We propose IEEE 1451 [35] as our medical information standard for monitoring the human movement in its application environment, the point-of-care scenario (PoC). This standard works with templates [transducer electronic datasheet (TEDS)] for each sensor in such a dynamical way that it facilitates the integration of new biosensors. This work philosophy completely matches our distributed processing approach, so that it could be easily developed in the firmware operating system embedded in our configurable smart sensors [36]. Network capable application processor (NCAP) can be incorporated in the PSE and RAU, the latter developing gateway functions in order to map this PoC standard to the ones used in the THCC scenario, which are HL7-CEN-compliant and based on the archetype-reference model paradigm [37]. A deeper analysis of this mapping process falls out of the scope of this paper.

C. Fall Detection Algorithm

In a previous work [31], the motivation of a new algorithm for the fast fall detection was proposed. This algorithm windowed the accelerometric data coming from the ACSS in 90-sample segments, and employed a double-threshold analysis at the same time and in real time regarding the excellent outcomes achieved separately by each analysis. A temporal analysis for the posture detection by means of calculating the vertical angle variation of the static accelerometry in these segments determined whether the user was in a lying posture or not. While estimating the user posture, a frequency analysis for the purpose of an impact confirmation in the PSE based on linear autoregressive (AR) Burg spectrum estimation was carried out. In case both thresholds were exceeded in a segment, a fall event was originated. The major design requirements taken into account for the algorithm implementation were derived from its real-time processing and minimal interference with other biosignal processing developed by the PSE. As a result, code size minimization and fast execution were pursued, obtaining an execution time of a few tens of microseconds while occupying less than 7% of the flash memory size.

In this paper, an evolution of the algorithm that takes complete advantage of the distributed processing explained previously is presented. The PSE develops an analysis of the accelerometric signals that correspond to a temporal window of two antecedent seconds ($t_i-2\text{sec}$) and two subsequent seconds ($t_i+2\text{sec}$) to the impact instant (t_i) detected by the ACSS. This device [32] has shown a 100% success rate in the impact detection for the set of developed laboratory experiments; therefore, we are highly confident of the fall detection in an impact event. This way, the fall detection algorithm analyzes just 4 s of accelerometer data, and hence, is called fast fall detection, in contrast to other systems based on a lack of movement in higher time periods [26]. This short time analysis produces a drastic reduction

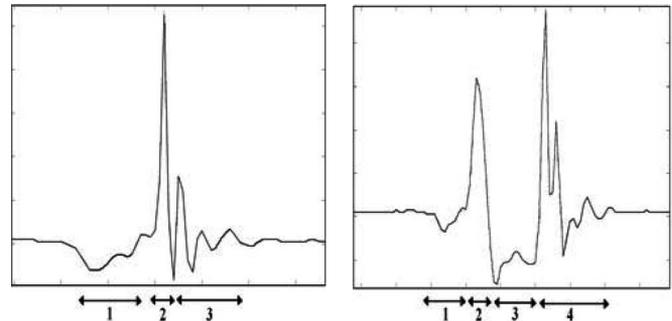


Fig. 3. (Left) Knee fall and (right) vertical jump experiment stretches (horizontal axis in number of samples at 40 Hz for the 4-s window, vertical axis in integer dynamic range ACSS units [32]).

in the communication overload between the ACSS and the PSE, and consequently, the transceivers consumption decrease significantly.

Other improvements made from the previous version of the algorithm pursue improved fall detection, such as the knee fall detection. In this fall, the user does not have to fall on the floor or remain in a lying posture. To improve the detection for this particular experiment, a temporal analysis of its common waveform was made from a wide set of experimental data (see Section IV-C). In Fig. 3, we can see an example of the vertical acceleration of a knee fall compared with another vertical impact experiment, which is the vertical jump.

If we analyze the temporal pattern of the knee fall, we can clearly distinguish a smooth decrease in the vertical acceleration component, which corresponds to the period of time when the person is falling (see Fig. 3, stretch 1). This fall precedes a high positive peak (stretch 2) that subsequently attenuates because of the force absorption of the impact (stretch 3). On the other hand, in the vertical jump experiment, we have a similar pattern at the beginning that shows us details about the person taking impulse before jumping (stretches 1 and 2). Nevertheless, there is a flying time period (stretch 3) that precedes the first body contact on the floor with the toetip that precedes the heel (stretch 4).

By studying this vertical accelerometer temporal pattern that precedes the knee fall, we have estimated that it approaches the normalized waveform shown in Fig. 4 (top). We also represent the convolution of this signal with the waveform of Fig. 3.

Therefore, if a cross detection is applied by using an adequate threshold, we can discriminate the knee fall detection from other experiments with a similar temporal evolution. Besides, the individual tends to be slightly lean after the knee impact, which implies an increase in the mean of the z -coordinate with regard to the mean before the impact.

This convolution procedure could be extended to other fall patterns that may not have been considered due to the huge diversity of cases of the fall phenomenon. This way, these patterns can be easily integrated in our algorithm.

In Fig. 5, we show a flow diagram that summarizes the PSE fall detection algorithm after the proposed improvements. The PSE processing filtering consists of a seven-order elliptic HP

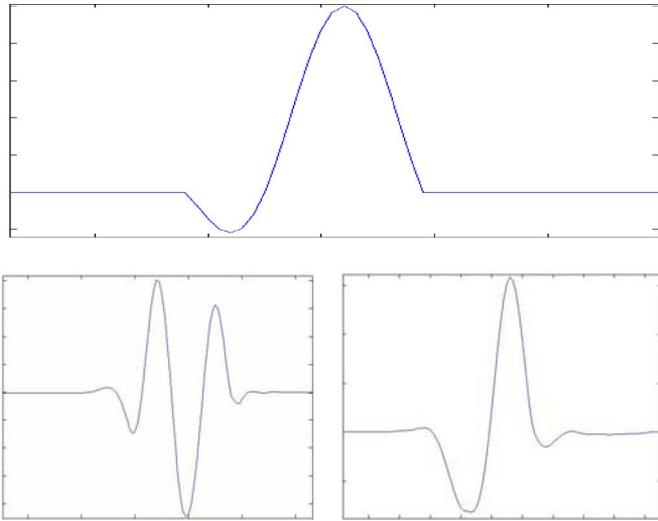


Fig. 4. (Top) Built waveform and its convolution with the vertical component of (bottom, left) knee fall and (bottom, right) vertical jump (horizontal axis in number of samples at 40 Hz for the 4-s window, vertical axis in integer dynamic range ACSS units [32]).

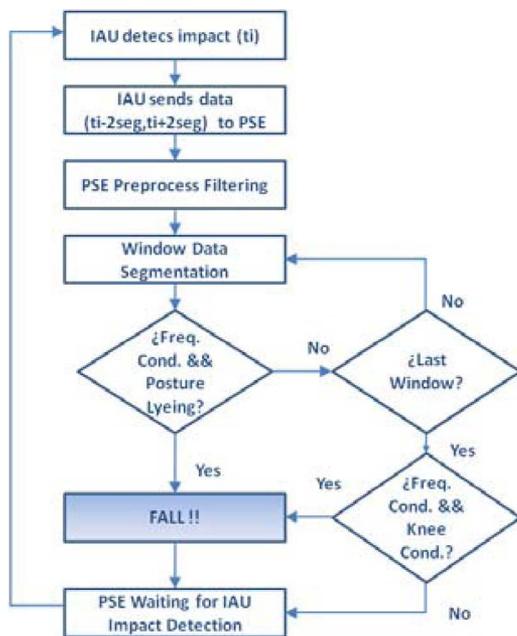


Fig. 5. Algorithm flow diagram. Freq. Cond.: frequency condition; Knee Cond.: knee fall condition.

filter that we use to separate static and dynamic accelerations with the aim of a better posture detection.

The evolution of the algorithm has resulted in just a 10% increase of the execution time and size code embedded in the flash memory compared to the original algorithm. This increase does not worsen the algorithm performance.

IV. RESULTS

A. System Prototyping

In this section, we present some of the major details of the hardware implementation of the PSE preindustrial prototype



Fig. 6. PSE hardware prototype.

developed by the authors, as shown in Fig. 6. The most important PSE design requirements were a small-sized, user-friendly interface, and a minimal economical cost of its embedded electronic devices. For the achievement of the latter, we searched for an adequate cost-efficiency balance.

The DSP is a floating-point TMS320C6727 from Texas Instruments (TI) Incorporated, which operates at 300 MHz and has many embedded peripherals. Among them, it has a 384 kB ROM memory in which nonmodifiable initialization software modules are stored. A high calculation power, low consumption, and the possibility of using development tools to facilitate DSP programming were key issues in its choice.

The Zigbee transceiver is a CC2430 module from Chipcon (TI) that establishes the communication link between PSE and ACSS following the IEEE 802.15.4 standard at a rate of 250 kb/s. The information framing is processed by its integrated microprocessor.

An STLC2500C device from ST Microelectronics is the Bluetooth transceiver used to communicate the PSE with the RAU that employs the IEEE 802.15.1 standard at 2 Mb/s. It also has a microprocessor that takes care of the framing task.

The infrared transceiver is an HSDL 3021 device from Avago Technology, which permits the access to the PSE from a PC. This task is shared with a Joint Test Action Group (JTAG) connector.

The volatile memory is a 1 MB flash S29AL008D from Spanion, which stores both data and program code. This memory facilitates the updating of the signal processing modules.

The user interface is composed of a liquid crystal display (LCD) (EM6125 COG Module from EM Microelectronic) that allows the interaction between the end-user and the PSE; an audio module equipped with a speaker (CUI, Inc.); an analog amplifier (TPA302) and an audio codec (TLV320AIC23B), both from TI; and a set of four buttons (UB model from Nikkai Switches), one of which serves as a luminous alarm button that communicates directly with the THCC and the others are used for the menu navigation and selection of the desired option.

The control and supervision module is based on a lookout device from Maxim (MAX6374) that supervises the activity of the microprocessor acting as a watchdog, and the TI devices that monitor the battery (BQ27200) and control its charging process (BQ24010). An additional digital logic was necessary for the correct bootload of the device.

The selection of small rechargeable battery that fulfills the restriction of hazardous substances (RoHS) directive and is able

to attend the device power demand during the highest period of time was a remarkable search task. Finally, a lithium polymer AE385067P Vizhuel battery was chosen, which provides a nominal capacity of 1300 mAh within a physical device volume of 13.47 cm³.

B. Consumption and Real-Time Operation

Three operation modes have been defined for an estimation of the PSE consumption according to the workload of the DSP CPU as well as its active peripherals.

- 1) *Normal operation*: All the peripherals being used by the PSE are working. The CPU load is 60%.
- 2) *Configuration mode*: The active peripherals are the external memory interface (EMIF), the I2C port that controls the LCD, the general-purpose inputs/outputs (GPIOs) that communicate with the infrared transceiver, and another I2C port that monitors the battery. The CPU load decreases to 35% because device operation only executes control routines and does not process any data.
- 3) *Power saving*: The DSP stops any communication with the peripherals and the CPU executes only control routines, so its load is 25%. CPU frequency is decreased down to 9.375 MHz.

However, apart from the DSP, the highest consumption is due to the transceivers in the communication module. This is the reason why it is pursued as a minimization of the amount of time in which they are awoken by means of the Master-Command Sensor-Data Medium Access Control (MCSD-MAC) protocol, which defines a series of reception and transmission slots in a superframe, whose length is configurable by the PSE. The Zigbee transceiver can reduce its consumption by sleeping in the time periods in which it does not have to send or receive any data, as well as by disabling its radio frequency stage.

If a 1-s period between reception slots in the PSE is defined, we can calculate its consumption from the previously defined operating modes, the estimated DSP CPU consumption provided by the manufacturer [38], and the device datasheets within the PSE prototype. For example, if we suppose that ten samples are exchanged between ACSS and PSE together with other configuration data, and also that the CPU is in low-consumption mode for 75% of the time, then we obtain an autonomy of 13.77 h for the selected battery. A battery with the double nominal capacity provides 32.96 h of autonomy, but was not chosen because of its large size.

This autonomy can be significantly increased if we add a set of consumption-reduction techniques centered in the DSP CPU for the optimal management of the operating modes. Besides, given that it is not necessary to have the PSE attached to the patient, it can be charged while he/she stays in a fixed place, for instance, when eating or sleeping. Finally, by using two batteries, we can duplicate the temporal autonomy.

C. Fall Detection

For the purpose of the algorithm validation, we have worked with two sets of fall experiments comprising, in all, 332 samples developed on thin mats under control in our laboratory facilities

TABLE I
LABORATORY FALL DETECTION EXPERIMENTS

Impact	Experiment	Event Detection Accuracy Rate
N	Low speed walking	100%
N	Normal speed walking	100%
N	Fast speed walking	100%
N	Go up stairs	100%
N	Go down stairs	100%
N	Pick-up an object from the floor	100%
N	Pick-up an object from the floor bending the knees	100%
N	Standing from a chair	100%
N	Sit-down calm on a chair	100%
Y	Sit-down abruptly on a chair	100%
Y	Vertical jump	90.16%
Y	Fall on the knees	100%
Y	Fall to the floor	100%
Y	Fall to the floor from a chair	100%
Y	Fall from the bed	100%

by 31 young and healthy males and females with ages of 28 ± 4 years, weights of 72 ± 14 kg, and heights of 174 ± 8 cm. The first set of experiments was made with the ACSS previous design, while the second set was developed with the new one [32]. The latter was extended to new volunteers and experiments, such as picking up objects from the floor or different knee fall patterns for the sake of implementing a more robust detector [39].

In both cases, impact and nonimpact experiments were distinguished for data analysis. The former were capable of originating a fall event, while the latter were mainly used for a first offline validation of the algorithm in which ACSS impact detection was not considered, as well as for the optimization of the knee fall spectral and temporal thresholds. The developed experiments are summarized in Table I with its detection accuracy rate. This rate represents the quotient between the number of correctly classified repetitions of an experiment and the total of them.

Laboratory experiments have been developed in the worst possible cases so as to analyze the robustness of the algorithm. Considering this, we can see that the unique experiment that has not been 100% accurately classified is the vertical jump. This is due to the difficulties found in differentiating between “vertical jump” and “falling on knees” experiments in case both waveforms are similar and the patient posture does not vary from the vertical position, for example, if the knee impact produces rising peaks appreciable enough in the vertical component, or in case of a very small flying time in the vertical jump. This shortcoming could be solved with a deeper temporal analysis that takes into account more variables and different thresholds, but as it relates to experiments that do not originate false negatives and are difficult to be reproduced by elders who do not remain in a completely vertical posture during the knee fall, we consider them as insignificant.

The sensitivity and specificity rates of this set of experiments are 100% and 95.68% respectively, and therefore, we detected the total of fall events with a very small percentage of false positives. This percentage can be easily overcome because the

patient has, at any moment, the capacity of manually canceling the fall alarm through the user interface.

D. PSE Personalization

In order to provide a personalization of the PSE, a 15-day clinical protocol, according to the requirements of a set of geriatricians, was defined. In this protocol, we execute various threshold optimization techniques from typical daily activities data being monitored while the elders are carrying the PSE and ACSS under clinical control. Among these techniques, we must highlight receiver operating characteristics (ROCs) [40], which have demonstrated good results in the context of study [23], [29]. Besides, we take advantage of this period of time to train the end-users in the device operation.

V. CONCLUSION AND FUTURE WORKS

A. Conclusion

In this paper, some implementation details of a PSE integrated into a human movement monitoring and fall detection system have been presented. The major contribution of this system resides in the application of a distributed processing paradigm that is directly related to the intelligence provided to the different sensors that make up the monitor. This paradigm makes possible the incorporation of some of the most important features not found in other fall detection systems, such as the fast fall detection in ubiquitous contexts in real time with minimal computational and consumption costs.

As a result of this approach, we propose a fall detection algorithm distributed between two intelligence devices (ACSS and PSE) and based on impact detection followed by user posture estimation, which is completed with an additional time analysis in the PSE for the sake of detecting some problematic fall events, such as the knee fall. This additional time analysis is based on the convolution with previously defined waveforms, and can be easily extended to other cases with minimal consumption costs. The results obtained with our detection system (100% sensitivity, 95.68% specificity), and the fact that its speed employs just 4 s of analysis of accelerometric data show that we have met our objectives.

In summary, the results obtained with this bioinspired paradigm represent a number of advantages compared to other research and commercial fall detection systems: ease of personalization, modular design, real-time data processing, fast fall detection, and minimal consumption.

B. Future Works

One of our research lines concerning the monitor system is the optimization of the communication protocols between ACSS-PSE and PSE-RAU represented in the implementation of the MCSD-MAC, as well as the possible integration of new low-consumption wireless technologies [41].

The intelligence provided to the sensors facilitates the standardization of the accelerometric data by means of IEEE 1451, as well as other biosignals processed by the PSE. The impact detection algorithm embedded in the ACSS and its emplacement

also permit to estimate the caloric consumption by means of linear regression models [18], [19] and other analytical tools that can be implemented easily in the PSE. This caloric consumption would also permit us to detect abnormal motionless periods of the patient that could be the object of an inactivity-based alarm.

Finally, the next step is a second validation stage of the proposed algorithm with actual elderly users in a retirement home. For this purpose, we are now implementing the final hardware design for the ACSS and also improving the PSE prototype.

ACKNOWLEDGMENT

The authors are grateful to G. Barbarov for his helpful support in the hardware and software development of the ACSS. They are also thankful to the reviewers for their helpful comments.

REFERENCES

- [1] D. Hyndman, A. Ashburn, and E. Stack, "Fall events among people with stroke living in the community: Circumstances of falls and characteristics of fallers," *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 83, pp. 165–170, 2002.
- [2] P. Rajendran, A. Corcoran, B. Kinoshian, and M. Alwan, "Falls, fall prevention and fall detection technologies," in *Eldercare Technology for Clinical Practitioners*. Totowa, NJ: Humana Press, 2007, pp. 187–202.
- [3] S. R. Lord, C. Sherrington, H. B. Menz, and J. C. T. Close, *Falls in Older People: Risk Factors and Strategies for Prevention*. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2007.
- [4] Y.-C. Chen and C.-C. Wang, "RFID emergency notification system for fall accidents at home," in *Proc. Conf. e-Health Netw., Appl. Serv., 4th Int. Conf. Intell. Comput. Commun. Process.*, 2007, pp. 323–326.
- [5] H. Foroughi, H. S. Yazdi, H. Pourreza, and M. Javidi, "An eigenspace-based approach for human fall detection using integrated time motion image and multi-class support vector machine," in *Proc. 4th Int. Conf. Intell. Comput. Commun. Process.*, 2008, pp. 83–90.
- [6] F. Zhengming, E. Culurciello, P. Lichtsteiner, and T. Delbruck, "Fall detection using an address-event temporal contrast vision sensor," in *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits Syst.*, May 2008, pp. 424–427.
- [7] Y. Hirata, S. Komatsuda, and K. Kosuge, "Fall prevention control of passive intelligent walker based on human model," in *Proc. IEEE Int. Conf. Intell. Robots Syst.*, 2008, pp. 1222–1228.
- [8] S. Srinivasan, J. Han, D. Lal, and A. Gacic, "Towards automatic detection of falls using wireless sensors," in *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2007, pp. 1379–1382.
- [9] A. Barrett, M. O'Connor, K. Culhane, A. M. Finucane, and G. Ó. Laighin, "A footswitch evaluation of the gait of elderly fallers with and without a diagnosis of orthostatic hypotension and healthy elderly controls," in *Proc. 30th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2008, pp. 5101–5104.
- [10] H. Knight, J.-K. Lee, and H. Ma, "Chair alarm for patient fall prevention based on gesture recognition and interactivity," in *Proc. 30th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2008, pp. 3698–3701.
- [11] V. Michel-Pellegrino, D. J. Hewson, M. Drieux, and J. Duchene, "Evaluation of the risk of falling in institution-dwelling elderly: Clinical tests versus biomechanical analysis of stepping-up," in *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2007, pp. 6121–6124.
- [12] D. Litvak, I. Gannot, and Y. Zigel, "Detection of falls at home using floor vibrations and sound," in *Proc. IEEE 25th Conv. Electr. Electron. Eng.*, 2008, pp. 514–518.
- [13] M. Popescu, Y. Li, M. Skubic, and M. Rantz, "An acoustic fall detector system that uses sound height information to reduce the false alarm rate," in *Proc. 30th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2008, pp. 4628–4631.
- [14] A. K. Bourke and G. M. Lyons, "A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor," *Med. Eng. Phys.*, vol. 30, no. 1, pp. 89–90, 2008.
- [15] (2009, Mar.). [Online]. Available: <http://www.tunstall.co.uk/>
- [16] (2009, Mar.). [Online]. Available: <http://www.brickhousesecurity.com/>
- [17] (2009, Mar.). [Online]. Available: <http://www.ilifesolutions.com/>
- [18] G. Plasqui and K. R. Westertep, "Physical activity assessment with accelerometers: An evaluation against doubly labeled water," *Obesity*, vol. 15, pp. 2371–2379, 2007.

- [19] S. E. Crouter, J. R. Churilla, and D. R. Bassett, "Estimating energy expenditure using accelerometers," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 98, no. 6, pp. 601–612, 2006.
- [20] (2009, Mar.). [Online]. Available: <http://www.theactigraph.com/> 2009.
- [21] G. Wu and S. Xue, "Portable preimpact fall detector with inertial sensors," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 16, no. 2, pp. 178–183, Apr. 2008.
- [22] A. K. Bourke, K. J. O'Donovan, and G. M. O'Laighin, "Distinguishing falls from normal ADL using vertical velocity profiles," in *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2007, pp. 3176–3179.
- [23] D. Giansanti, G. Maccioni, S. Cesinaro, F. Benvenuti, and V. Macellari, "Assessment of fall-risk by means of a neural network based on parameters assessed by a wearable device during posturography," *Med. Eng. Phys.*, vol. 30, no. 3, pp. 367–372, 2008.
- [24] A. K. Bourke, J. V. O'Brien, and G. M. Lyons, "Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm," *Gait Posture*, vol. 26, no. 2, pp. 194–199, 2007.
- [25] A.-Y. Jeon, S.-Y. Ye, J.-M. Park, K.-N. Kim, J.-H. Kim, D.-K. Jung, G.-R. Jeon, and J.-H. Ro, "Emergency detection system using PDA based on self-response algorithm," in *Proc. Int. Conf. Convergence Inf. Technol.*, 2007, pp. 1207–1212.
- [26] D. M. Karantonis, M. R. Narayanan, M. Mathie, N. H. Lovell, and B. G. Celler, "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 10, no. 1, pp. 156–167, Jan. 2006.
- [27] M. Marschollek, K.-H. Wolf, M. Gietzelt, G. Nemitz, H. M. Schwabedissen, and R. Haux, "Assessing elderly persons' fall risk using spectral analysis on accelerometer data—A clinical evaluation study," in *Proc. 30th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2008, pp. 3682–3685.
- [28] M. Kangas, A. Konttila, I. Winblad, and T. Jämsä, "Determination of simple thresholds for accelerometry-based parameters for fall detection," in *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2007, pp. 1367–1370.
- [29] M. Prado, L. Roa, and J. Reina-Tosina, "Viability study of a personalized and adaptive knowledge-generation telehealthcare system for nephrology (Nefrotel)," *Int. J. Med. Inf.*, vol. 75, no. 9, pp. 646–657, 2006.
- [30] L. Roa, M. Prado, and J. Reina-Tosina, "Wearable system for the monitorization of movement, postural state and physical activity during 24 hours per day," Patent P200201710, Jul. 2002.
- [31] M. A. Estudillo-Valderrama, L. Roa, J. Reina-Tosina, and D. Naranjo-Hernández, "A proposal of a fall detection algorithm for a multidevice personal intelligent platform," in *Proc. 8th IEEE Int. Conf. Bioinf. Bioeng.*, 2008, pp. 1–4.
- [32] D. Naranjo-Hernández, L. Roa, J. Reina-Tosina, M. A. Estudillo-Valderrama, and G. Barbarov, "Design and implementation of a distributed fall detection system. Accelerometer smart sensor," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, to be published.
- [33] C. V. C. Bouten, M. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde, and J. D. Janssen, "A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 44, no. 3, pp. 136–147, Mar. 1997.
- [34] J. Reina-Tosina, L. Roa, and M. Prado, "Design of antennas for a wearable sensor for homecare movement monitoring," in *Proc. 28th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2006, pp. 5972–5976.
- [35] *IEEE Standard for a Smart Transducer Interface for Sensors and Actuators—Common Functions, Communication Protocols, and Transducer Electronic Data Sheet (TEDS) Formats*, IEEE Standard 1451.0, Sep. 2007.
- [36] P. Hu, R. Robinson, and J. Indulska, "Sensor standards: Overview and experiences," in *Proc. 3rd Int. Conf. Intell. Sens., Sens. Netw. Inf.*, 2007, pp. 485–490.
- [37] M. Eichelberg, T. Aden, and J. Riesmeier, "A survey and analysis of Electronic Healthcare Record Standards," *ACM Comput. Surv.*, vol. 37, pp. 277–315, 2005.
- [38] B. Cobb. (2009, Mar.). *TMS320C672x Power Consumption Summary* [Online]. Available: <http://www.ti.com/litv/zip/spraaa4b>
- [39] N. Noury, A. Fleury, P. Rumeau, A. K. Bourke, G. O. Laighin, V. Rialle, and J. E. Lundy, "Fall detection—Principles and methods," in *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE EMBS*, 2007, pp. 1663–1666.
- [40] T. Fawcett "ROC graphs: Notes and practical considerations for researchers," HP Lab., Palo Alto, CA, Tech. Rep., 2004.
- [41] M. Prado and L. Roa, "Wearable real-time and adaptive feedback device to face the stuttering: A knowledge-based telehealthcare proposal," *Med. Care Computetics*, vol. 4, pp. 147–156, 2007.

Miguel Ángel Estudillo-Valderrama was born in Madrid, Spain. He received the Telecomm. Eng. degree in 2005 from the University of Seville, Seville, Spain, where he is currently working toward the Ph.D. degree at the Biomedical Engineering Group.

His current research interests include the development of intelligent biosensor networks and bioelectromagnetics.

Laura M. Roa (M'93–SM'96–F'03) was born in Cádiz, Spain. She received the Ph.D. degree (*cum laude*) from the University of Seville, Seville, Spain, in 1980.

She is a Titular Professor of systems and automatics engineering at the University of Seville, where she founded the Biomedical Engineering Research Group in 1988 and is currently the In-Charge. Her research interests include computational modeling of physiological systems, telehealthcare systems based on knowledge, new trends for elderly care, and bioelectromagnetics.

Prof. Roa is a Fellow of the American Institute for Medical and Biological Engineering and the International Academy for Medical and Biological Engineering Sciences, and a member of the Royal Medical Academy of Seville, Spain. She is currently the President of the Spanish Biomedical Engineering Society. She is also member of the Advisory Board of the IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE.

Javier Reina-Tosina (S'99–M'06) was born in Seville, Spain. He received the Telecomm. Eng. and Doctor degrees from the University of Seville, Seville, Spain, in 1996 and 2003, respectively.

Since 1997, he has been with the Department of Signal Theory and Communications, University of Seville, where he is currently an Associate Professor. His research interests include the integration of information technologies in biomedicine, intelligent devices for homecare, and bioelectromagnetics.

David Naranjo-Hernández was born in Azuaga, Spain. He received the Telecomm. Eng. degree in 2007 from the University of Seville, Seville, Spain, where he is currently working toward the Ph.D. degree at the Biomedical Engineering Group.

His current research interests include smart sensor networks and bioelectromagnetics.

Análisis del Procesamiento Distribuido aplicado a una Red de Sensores Biomédica

M.A. Estudillo Valderrama^{2,1}, L.M. Roa^{1,2}, L.J. Reina Tosina^{3,2}, G.A. Barbarov Rostán^{2,1}, D. Naranjo Hernández^{2,1}

¹ Grupo de Ingeniería Biomédica, Universidad de Sevilla, {mestudillo.lroa@us.es, gbarbarov.davidazuaga@gmail.com}

² Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN)

³ Depto. De Teoría de la Señal y las Comunicaciones, Universidad de Sevilla, jreina@us.es

Resumen

En este trabajo se analizan las ventajas principales de una metodología de procesamiento distribuido desarrollada en el contexto de las Redes de Sensores Biomédicos en comparación con otras arquitecturas de comunicaciones concentradas presentes en la literatura. Estas ventajas son resaltadas en el ámbito de un sistema de detección de caídas desarrollado por los autores. Como resultado, se muestra una reducción en el consumo energético de los dispositivos pertenecientes al sistema, así como mayores facilidades en términos de la personalización del sistema al usuario final.

1. Introducción

Los continuos avances en el campo de la Inteligencia Ambiental (AmI) aplicada a las personas mayores, con enfermedades crónicas o discapacidades persiguen la mejora de su calidad de vida mediante una comunicación más eficiente entre los distintos actores y dispositivos que facilitan la monitorización del usuario tanto hospitalaria como en su domicilio [1-3]. Estos avances están siendo principalmente favorecidos por el desarrollo de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones junto con dispositivos MEMS con cada vez mayor capacidad de procesado y toma de decisión, que permiten la implementación de sistemas portables y Redes inalámbricas de Sensores Biomédicos (RSB) [4]. La evolución de las RSB está íntimamente ligada con los requisitos y necesidades de los usuarios finales. El usuario demanda dispositivos ligeros, de mínimo consumo, con procesamiento de datos y generación de alarmas embebidos, y con una conexión permanente con el centro sanitario [5]. La inmunidad frente a las interferencias, la cobertura o la tasa de transmisión de datos son otras prestaciones a tener en cuenta [6].

Bluetooth y Zigbee son buenos ejemplos de los estándares inalámbricos que han emergido fruto de la fundación de alianzas estratégicas entre empresas del sector, que han establecido la topología de la arquitectura de comunicaciones RSB junto con el rol que toma cada dispositivo dentro de ella. Esta topología usualmente consiste en una estrella donde coexisten un conjunto de dispositivos sensores gestionados por uno central que sólo se preocupa de enlazar con un dispositivo más potente para el procesamiento de las bioseñales [7-9]. Muy pocos sistemas biomédicos muestran un procesamiento de las

bioseñales realmente pervasivo [10], pero otros muestran excelentes resultados en otros campos, como la seguridad de las comunicaciones [11] o la optimización del consumo [12]. Sin embargo, la continua búsqueda de una solución simple y de máxima autonomía puede llevar a plantearnos eliminar este dispositivo central en la etapa de diseño de la red RSB. Esta última cuestión es un aspecto de diseño fundamental en cualquier RSB y está siendo considerada en el desarrollo de nuevos estándares de muy bajo consumo (ULP en inglés) como Wibree [13], o en los avances en nuevas propuestas como las Comunicaciones Intracorporales [14], que emplean el cuerpo humano como canal de comunicaciones y como consecuencia evitan las interferencias caudas por la saturada banda de frecuencias ISM empleada por los estándares inalámbricos.

En este trabajo se analizan las prestaciones obtenidas mediante un diseño distribuido comparado con otros enfoques centralizados en el contexto de las RSB. Para poner de manifiesto la aplicabilidad del escenario distribuido, se analizan las ventajas obtenidas en la detección de caídas, aunque el diseño completamente transparente al ámbito de aplicación biomédico. Finalmente, se presentan resultados en términos del aumento de la autonomía del sistema.

2. Análisis Comparativo de las RSB

2.1. Escenarios

Podemos clasificar las arquitecturas de comunicaciones de las RSB en dos, como se muestra en la Figura 1:

- Escenario Concentrado: en este caso, un único sensor debe tener diferentes funcionalidades resumidas en tres pasos. Primero, debe recoger la bioseñal, después procesarla para tomar una decisión en el contexto de aplicación biomédica del sensor, y finalmente debe enviar por medio de una pasarela o por sí mismo la información al Centro Proveedor de Recursos (CPR) para su almacenamiento. Una variante de este escenario consiste en que el único sensor sólo recoja la señal, mientras que el CPR realiza el procesado y toma la correspondiente decisión.
- Escenario Distribuido: dos o más dispositivos, están embebidos en la RSB y juegan un papel activo en la decisión o detección asociada a la bioseñal recogida

por el primer sensor, que realiza un primer procesamiento de la señal antes de enviarla al siguiente sensor, denominado Servidor Personal (PSE), que tiene mayor capacidad de cálculo para generar realizar un procesamiento más profundo de la bioseñal. El último dispositivo sirve de nuevo como pasarela a la red WAN y enlaza el RSB con el CPR.

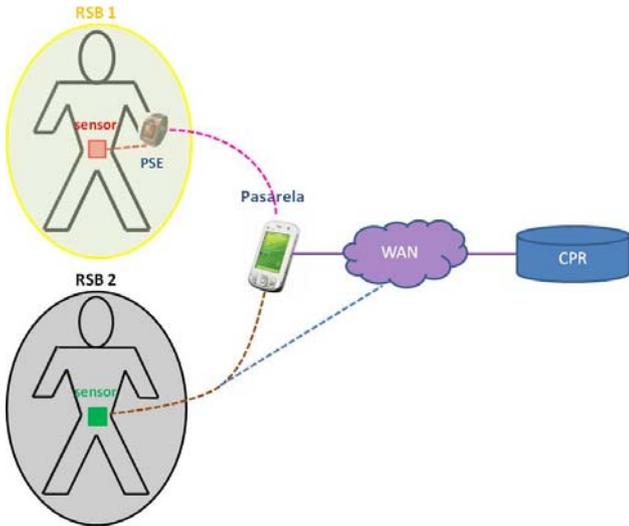


Figura 1. Diagrama de bloques de los dos Escenarios: Distribuido (RSB1) y Concentrado (RSB2).

Para analizar las prestaciones proporcionadas por el escenario RSB1, nos centraremos en el diseño de un sistema de detección de caídas desarrollado por nuestro Grupo de Investigación [15]. Este sistema realiza una detección de caídas distribuida mediante dos dispositivos: el Sensor de Acelerometría Inteligente (SAI) y el PSE. El primero registra los datos acelerométricos mediante un acelerómetro triaxial y realiza un primer preprocesado antes de comunicarse con el PSE, que toma la decisión final de la ocurrencia de una caída a través de los datos enviados por el SAI.

2.2. Prestaciones del Procesamiento Distribuido

A continuación se analizan las principales ventajas de este enfoque (RSB1 en la Figura 1) en comparación con el escenario concentrado (RSB2). Para conseguir estas ventajas, el primero define una arquitectura de procesamiento multicapa en que coexisten un conjunto de Sensores Inteligentes (SI), capaces de desarrollar las siguientes prestaciones:

- Mínimo consumo de potencia: se requiere un protocolo para la gestión óptima de los modos de operación del SI para así reducir al máximo las transmisiones de datos innecesarias y dormir al dispositivo la mayor parte del tiempo. Esto no es posible en RSB2 si el sensor no procesa los datos y tiene que enviarlos todos al CPR.
- Cálculo de eventos relacionados: el SAI detectaría una potencial caída, de ahora en adelante denominada impacto, que el PSE clasifica en tiempo real como caída o no.

- Fácil rediseño y personalización: este es un aspecto clave para la mejora de la calidad de vida del usuario y se realiza por medio de la reprogramación del software embebido en los SI por medio de un protocolo de comandos adaptable entre el SAI y el PSE.
- Diseño robusto: los dispositivos pertenecientes a las capas superiores, como el PSE, deben cuidar del buen funcionamiento de los dispositivos de capas inferiores además de ellos mismos.
- Funcionamiento multimodal: el PSE debe diseñarse para gestionar las comunicaciones inalámbricas y procesar los datos procedentes de un conjunto de sensores biomédicos heterogéneos portados por el usuario. Esta naturaleza multimodal no es considerada en el escenario RSB2, que está más orientado a un diseño único, por tanto su posible adaptación sería más difícil y cara [16].

La principal innovación de este enfoque consiste no solo en dar el rol pasivo de la adquisición y transmisión de datos a los dispositivos pertenecientes a la arquitectura, sino permitirle su participación activa en conjunto del sistema de detección de caídas. Para este fin, las señales de aceleración son analizadas distribuidamente entre el SAI y el PSE, y por tanto se requiere que los dispositivos sensores mantengan una comunicación bidireccional con los superiores en la jerarquía multicapa, tanto en los enlaces de subida (SAI-PSE) como en los de bajada (PSE-SAI).

El algoritmo distribuido comienza con el SAI, que procesa la señal acelerométrica y detecta si se ha producido un evento de impacto. En caso de que ocurra, envía una ventana temporal de tan solo 4 segundos al PSE, pero suficientemente grande como para permitirle confirmar si este impacto detectado por el SAI corresponde o no con un evento de caída. Por medio de esta pequeña ventana, el flujo de datos entre ambos dispositivos se disminuye considerablemente y como consecuencia su consumo. Esta reducción justifica por sí mismo el enfoque multicapa basado en dos dispositivos inteligentes y se detalla en el apartado de resultados.

3. Materiales

3.1. Arquitectura Hardware del Sensor Inteligente

En la Figura 2 se muestra la arquitectura hardware típica de un Sensor Inteligente. Su CPU es un microprocesador que ejecuta el software básico para el funcionamiento del dispositivo, y también procesa la información biomédica antes de enviarla al siguiente dispositivo en la RSB, en caso de que se implemente el escenario distribuido. En caso contrario, solo enviaría los datos por medio de un enlace de radio frecuencia a la WAN.

El Módulo de Comunicaciones comprende a los dispositivos que permiten al SI interactuar con su entorno. Las soluciones más adoptadas para comunicar con otros dispositivos pertenecientes a la RSB son estándares RF como Bluetooth o Zigbee, pero como

5. Conclusiones

En este estudio se muestran las principales ventajas de un escenario distribuido frente a otras arquitecturas de comunicaciones concentradas empleadas en el dominio de las RSB. La principal ventaja es la mayor autonomía del sistema, que se está relacionada con el tiempo de operación del Módulo Sensor, y es todavía más evidente si necesitamos muestrear los datos a mayor frecuencia, como se requiere en otras señales biomédicas, como el ECG [17].

Otras desventajas del escenario concentrado son que el SI debe distinguir caídas de entre eventos de impacto en todos los contextos, por ejemplo cuando el usuario está tomando un baño, lo que limita severamente su diseño. Además, debe tener una interfaz de usuario en caso de que el usuario quiera confirmar o cancelar una alarma, lo cual sería difícil si el dispositivo está colocado en la espalda, como recomiendan la mayoría de los autores [18], [19]. Finalmente, el único sensor tendría que comunicarse con otro que hiciera de pasarela hacia el CPR. En caso contrario tendría que proporcionar acceso WAN, lo que limitaría en gran medida su tamaño y autonomía. La pasarela no aprovecharía sus recursos de cálculo para participar en el proceso de detección de caídas y reducir el consumo del sistema global.

Los significativos resultados en términos de consumo de potencia obtenidos por el escenario distribuido justifican su elección en la etapa de implementación de la RSB y nos invita a investigar en otros aspectos de diseño.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN, Fondo de Investigaciones Sanitarias, Instituto de Salud Carlos III) y por la Dirección General de Investigación, Tecnología y Empresa, Gobierno de Andalucía adscrito a los proyectos EXC/2005/TIC-314 y P08-TIC-04069.

Referencias

- [1] J. Abascal, Ambient Intelligence for People with Disabilities and Elderly People. *Proceedings of the ACM/SIGCHI Ambient Intelligence for Scientific Discovery Workshop*, 2004.
- [2] F.J. Sainz-Salces, M. Baskett, et al. Ambient Interfaces for Elderly People at Home. *Ambient Intelligence in Everyday Life*, 2006, 256-284.
- [3] N. Sánchez-Pi, J. Manuel-Molina. A Smart Solution for Elders in Ambient Assisted Living. *Bioinspired Applications in Artificial and Natural Computation*, 2009, pp. 95-103.
- [4] G. Tröster. The agenda of wearable healthcare. *Yearbook of Medical Informatics, Int. Medical Association*, 2005, pp. 125-138.
- [5] A. Lymberis. Wearable health systems and applications: the contribution of information and communication Technologies. *Proc. 27th IEEE-EMBSE Ann. Int. Conf.*, 2005, pp. 4149-4152.

- [6] M. Dohler. Wireless Sensor Networks: The Biggest Cross-Community Design Exercise To-Date. *Recent Patents on Computer Science*, 2008, pp. 9-25.
- [7] W. Soon, I. Pek, et al. Ambulatory Monitoring of Human Posture and Walking Speed using Wearable Accelerometer Sensors. *30th Annual International IEEE EMBS*, pp. 5184-5187, 2008.
- [8] A. Astaras, M. Arvanitidou, et al. An Integrated biomedical system for sleep monitoring employing a portable body area network of sensors (SENSATION). *30th Annual International IEEE EMBS*, 2008, pp. 5254-5257.
- [9] A. Dinh, D. Teng, et al. Data acquisition system using six degree-of-freedom inertia sensor and zigbee wireless link for fall detection and prevention. *30th Annual International IEEE EMBS*, 2008, pp. 2353-2356.
- [10] W.-Y. Chung, S.-C. Lee, S.-H. Toh. WSN based Mobile u-Helathcare System with ECG, Blood Pressure Measurement Function. *30th Annual International IEEE EMBS*, 2008, pp. 1533-1536.
- [11] O. Garcia Morchon, H. Baldus. Efficient Distributed Security for Wireless Medical Sensor Networks. *International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, 2008, pp. 249-254.
- [12] H.C. Kwon, D. Na, et al. An Energy-Efficient Communication Method Based on the Relationships between Biological Signals for Ubiquitous Health Monitoring. *30th Annual International IEEE EMBS*, 2008, pp. 1541-1544.
- [13] <http://www.wibree.com/> (Consultado: Julio 2009).
- [14] H.-J. Yoo, N. Cho. Body Channel Communication for Low Energy BSN/BAN. *IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems*, 2008, pp. 7-11.
- [15] M.A. Estudillo-Valderrama, L. Roa, J. Reina-Tosina and D. Naranjo-Hernández. A Proposal of a Fall Detection Algorithm for a Multidevice Personal Intelligent Platform. *8th IEEE International Conference on Bioinformatics and BioEngineering*, 2008, pp. 1-4.
- [16] L. Roa, J. Reina-Tosina, M.A. Estudillo. Virtual Center for the Elderly: Lessons Learned. *Distributed Computing, Artificial Intelligence, Bioinformatics, Soft Computing, and Ambient Assisted Living*, 2009, pp. 722-726.
- [17] M. Paksuniemi, H. Sorvoja, et al. Wireless sensor and data transmission needs and technologies for patient monitoring in the operating room and intensive care unit. *Proc. 27th IEEE EMBS Annual International Conference*, 2005, pp. 5182-5185.
- [18] D. M. Karantonis, M. R. Narayanan, M. Mathie, N. H. Lovell, and B. G. Celler. Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 2006, pp. 156-167.
- [19] C. V. C. Bouten, M. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde, and J. D. Janssen. A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1997, pp. 136-147.

Distributed Processing Methodology for Biomedical Sensor Networks: An Optimal Approach

Miguel A. Estudillo-Valderrama, Laura M. Roa, *Fellow Member, IEEE*, Javier Reina-Tosina, *Member, IEEE*, and David Naranjo-Hernández

Abstract—In this paper, the major advantages of a distributed processing methodology developed in the context of Biomedical Sensor Networks (BSN) are compared to the most usual wireless communication topology architectures developed in the literature. These advantages are highlighted in the context of a distributed fall detection system developed by the authors in terms of more facilities for system personalization to the end user and multimodal functionality in order to extend the biomedical application domain of the system. As the main result, a lower power consumption of the devices pertaining to the system is shown.

Index terms—distributed processing, biomedical sensor, power consumption, smart sensor, wireless network.

I. INTRODUCTION

THE continuous population ageing and the increase of chronic diseases [1] requires a greater presence of remote care systems in order to reduce state healthcare costs and improve the quality of life of the end users by minimizing their stays at the hospitals. This landscape forces the seek for a more agile and adaptive communication between the patient and the medical staff, together with the development of tools that ease the transfer and sharing of biomedical information among different medical teams, for the purposes of knowledge generation and personalized care. Among the new methods that are effectively addressing these challenges, an essential role is being played by information and communication technologies (ICT).

The advance experimented by the ICT's has become a key ally in the development of patient monitoring systems, together with the search of minimal invasive biomedical sensors that permit to collect the physiological variables of clinical interests [2]. One of the fields in which these technologies arise is the patient's home, where portable systems and sensor networks are main actors [3].

The evolution of WSN (Wireless Sensor Networks) and WPAN (Wireless Personal Area Networks) in the

biomedical context, from now on referred to as BSN, is strongly related to the end-user needs. The patient demands light devices, with a minimal consumption, embedded data processing and alarm generation, and also with a permanent 24/7 connection with the health center [2]. The immunity to interferences, signal coverage or data transmission rate are other features to take into account [4].

Bluetooth and Zigbee are good examples of the wireless standards emerged from the boost of strategic alliances among enterprises, and have established the BSN topology architecture together with the role taken by each device inside it. This topology usually consists in a star where there is a set of sensor devices managed by a central device that only takes care of linking to a more powerful device for data processing as we can see in the literature [5]-[7] and fall detection systems commercial areas [8],[9], or even is retransmitted to other sensor [10]. Very few biomedical systems show a real biosignal pervasive processing [11], but others exhibits good outcomes in other research areas, like power consumption optimization [12] or communications security [13]. However, the continuous seek for a simple and minimal power consumption system could lead to the question of removing this device at the BSN design stage for the sake of system simplicity or even for a possible increase of power autonomy. This issue is a key design aspect in every BSN and in fact is being considered in the development of new ULP standards like Wibree [14], or in the advances in novel approaches like Intrabody Communications (IBC) [15], which use the human body as the communication channel and consequently avoid the interferences caused by the saturated ISM frequency band.

Regarding the above discussion, in this work we demonstrate the main advantages achieved with a Distributed Processing Scenario as opposite to other centralized approaches in the context of BSN's. This scenario has been applied to the fall detection, but is completely transparent to the biomedical context of application. Finally, results in terms of enhanced power autonomy are presented, which are decisive in the design of BSN's.

II. MATERIAL AND METHODS

A. BSN Design Methodologies

Two are the main methodologies in which we can classify the communications architecture employed in the BSN

Manuscript received July 10, 2009. This work has been supported in part by the Spanish Network Center of Biomedical Research in Bioengineering, Biomaterials and Nanomedicine (CIBER-BBN, Fondo de Investigaciones Sanitarias, Instituto de Salud Carlos III) to to develop the intramural project PREDIRCAM, and by the Dirección General de Investigación, Tecnología y Empresa, Government of Andalucía under Grant EXC/2005/TIC-314 and P08-TIC-04069.

M. Estudillo, L.M. Roa and D. Naranjo are with CIBER-BBN and the Biomedical Engineering Group, University of Seville, Spain (e-mail: mestudillo@us.es, lroa@us.es, davidazuaga@gmail.com).

J. Reina-Tosina is with the Dept. of Signal Theory and Communications, University of Seville, and CIBER-BBN, Spain (e-mail: jreina@us.es).

corresponding to the scenarios shown in Figure 1:

- **Single Sensor Scenario:** in this case, the single sensor must have different functionalities summed up in three steps. First, it must collect the biosignal, then process it to make a decision in the biomedical application context of the biosensor, and finally it must send the generated knowledge to the Resources and Provider Virtual Center (RPVC) for its storage by means of a dummy Gateway device or by itself. A variant of this scenario consists in just a biosignal pick-up functionality of the single sensor, while the RPVC makes the processing and takes the corresponding decision.
- **Distributed Processing Scenario:** in this scenario, two or more devices, from now on called Smart Devices, are embedded in the BSN and take an active role in the decision or detection associated to the biosignal being collected by the first device, which also makes a first processing of the biosignal before sending it to the next device, referred as Personal Server (PSE), with higher calculation capabilities to provide a deeper knowledge from the biosignal, and so on. The last device serves again as a gateway to the WAN that links the BSN to the RPVC.

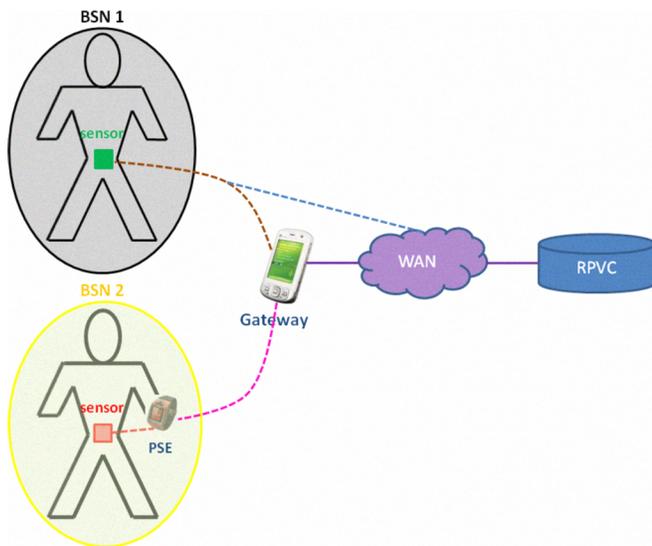


Fig. 1. Block Diagram of the two Scenarios: Single Sensor Scenario (BSN1) and Distributed Processing Scenario (BSN2).

For the purpose of a better explanation of the features provided by the second scenario (BSN2), we will focus in the design of a fall detection system developed by our Research Group [16] that is unprecedented in the literature in terms of distributed processing and real-time operation. This system makes a distributed fall detection by means of two devices: the Accelerometer Smart Sensor (ACSS) and

the PSE. The first one collects the accelerometric data through a triaxial accelerometer and makes a first preprocessing before communicating with the PSE, which takes the final decision of the occurrence of a fall from the data sent by the ACSS.

B. Distributed Processing Features

In this subsection the main advantages of this approach (BSN2 in Figure 1) are analyzed in comparison to the BSN1 Scenario. In order to achieve these features, the former defines a multitier process architecture in which each Smart Sensor (SD) of the system has what we refer to as “intelligence”, in order to meet the following features in an optimal way:

- **Minimal device power consumption:** an optimal operation mode protocol is needed to decrease unnecessary data transmissions and to sleep the device the majority of time. This is not possible in BSN1 if the sensor do not process the data and has to send it all to the RPVC,
- **Multi-tier event-related calculation:** each device is capable of obtaining events within the context of study. In our fall detection system the ACSS would detect a potential fall, from now on referred to as impact, which the PSE classifies as a fall or not in real-time.
- **Easy re-design and personalization to the end-user:** this is a key design aspect for the improvement of the quality of life of the patient and is provided by the easy modification of SD embedded software through a customizable command protocol with the PSE.
- **Robust design:** high-layer devices, like the PSE, must take care of the good operation of its lower-layer devices, apart from themselves. This dual verification is unfeasible with just one device.
- **In- and Out-door functionality in any context:** it is pursued that the system works in any place where the patient could be with total guarantee.
- **Multimodal functionality:** the PSE must be designed in order to manage the wireless communications and process data from a variety of heterogeneous biomedical sensors attached to the patient, under the umbrella of the concept of “design-for-all”. This multimodal nature is not considered in BSN1 scenario, which is more oriented to a single design; hence, its possible redesign is more difficult and expensive.

The principal innovation of this approach consists in giving not just the data acquisition and transmission role to the devices pertaining to our architecture, but to let them take an active part in the overall fall detection system. For this purpose, acceleration signals are analyzed distributedly between the ACSS and the PSE, and subsequently, sensor devices are required to bidirectionally communicate with the upper ones in the multitier hierarchy, in both uplink (ACSS-

PSE) and downlink (PSE-ACSS) data flow directions. A master-slave topology has been implemented to rule this communication, where the PSE takes the master role and the SD is the slave.

The distributed algorithm starts with the ACSS, which processes the accelerometer signal and estimates whether an impact event has been happened. In case it occurs, the ACSS sends a short 4-seconds temporal data window to the PSE, but big enough to enable the PSE to confirm whether this impact event detected by the ACSS corresponds or not to a fall event. By this small data window we significantly reduce the data flow between both devices and consequently the transceiver power consumption. This reduction justifies by itself the multitier approach based on two intelligent devices and is detailed in the results section.

C. Smart Device Hardware Design Architecture

In Figure 2 the typical hardware architecture of a SD is shown. Its CPU is a microprocessor that executes the core software of the device, and also processes the biomedical data before sending it to the next device in the BSN, in case this SD follows the Distributed Processing scenario. Otherwise, it just sends the data by means of its Radio Frequency (RF) link to the WAN.

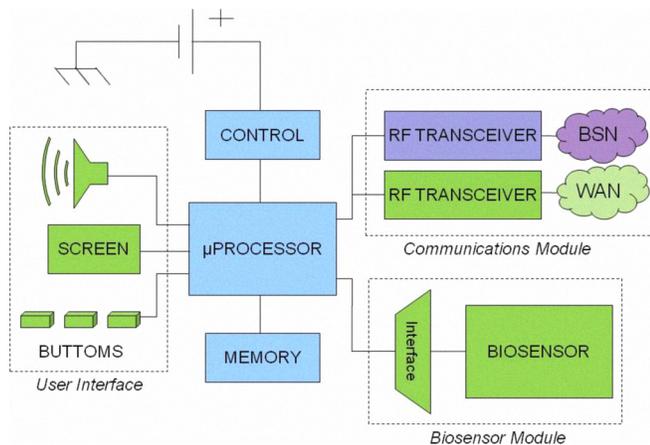


Fig. 2. Block diagram of the Smart Device hardware architecture. Green color represents modules that do not appear in every Smart Device.

The communications module comprises the devices that permit the SD to interact with its environment. The most adopted solutions to communicate with other BSN devices are RF wireless standards like Bluetooth or Zigbee, but as we detailed before in the introduction, IBC are taking an increasingly higher relevance.

The user interface module pursues an easy and user-friendly interface, with which the patient can access to some of the most important data being processed in the SD, and also listens to voice message records stored in the memory or coming from the RPVC.

The supervisory-control modules takes care of the perfect operation of the SD and alerts from some possible malfunction of any device of the system or prevent it from happening, for instance in case of a SD low battery level.

Finally, the Biosensor module comprises the medical

biosensor that collects the monitorized biosignal and the hardware interface that adapts this signal for its transmission. This module does not appear in case the SD is not the final biosignal collector.

D. Hardware Design for the Fall Detection

The fall detection algorithm demands the presence of a DSP in order to meet its requirements in real-time, which consist in a double time-frequency analysis at the same time [16].

If a Single Sensor scenario (BSN1 in Figure 1) is selected, a triaxial accelerometer must be incorporated to the SD for the purpose of monitoring the accelerometric data to be processed by the DSP. Besides, a Flash memory is needed in order to storage this data together with the fall detection algorithm. We need a transceiver to communicate the result of the data processing and the possible fall alarm to the RPVC by means of a Bluetooth link to the Gateway, or employing a WAN transceiver, for example GSM (blue dotted line in Figure 1), to directly communicate to the RPVC. Finally, a user interface must be provided in case the patient would like to interact with the device.

On the other hand, if a Distributed Processing is chosen for the fall detection system architecture, two devices are needed: the ACSS and the PSE. The first makes an impact detection and sends a small temporal data window (4 seconds) to the second, the PSE, which determines whether a fall has happened corresponding to that impact. The hardware of the ACSS consists basically in a PIC for CPU tasks, a memory, a triaxial accelerometer, and a Zigbee transceiver for its communication with the PSE. The latter must have a DSP, a Flash Memory, and two transceivers for its Zigbee communication to the ACSS and its Bluetooth communication to the Gateway.

III. RESULTS

Although there are a number of improvements that can be achieved with the distributed approach, the easiest aspect to assess are the relative to device power consumption. This is the reason why this section is centered in this design issue without detracting from others.

Three operation modes have been defined for an estimation of the SD consumption according to the work load of the DSP CPU as well as its active peripherals: Normal Operation, where all the Smart Device Modules are working and the CPU load is 60%; Configuration mode, where the only active module is the User Interface and the CPU load decreases to 35% because no data is processed; Power Saving Mode, where the CPU clock frequency is reduced to the thirty-second part and its load if 25%.

The power consumption of both scenarios has been compared in terms of the autonomy of a single battery of 1000mAh attached to the SD in each scenario. In case we employ the BSN1 Scenario, the CPU of the DSP must be active for the sake of accelerometer data acquisition 40 times per second in case of an accelerometer frequency sample of

40Hz. In this case, the latency time of this acquiring process together with the impact event algorithm execution time has been experimentally estimated in 34.43ms per second. This amount of time is the main drawback compared to the BSN2 scenario. In this case, the DSP of the PSE can be in Power Saving mode apart from the tens of microseconds it spends processing the 4 second data coming from the ACSS in case it detects an impact. On the other hand, the ACSS PIC is only awoken by the interrupts generated by the accelerometer at the sample time. Besides, ACSS consumption is significantly decreased because no User Interface Module peripherals are needed, and its autonomy is estimated in a month.

In Figure 3 it is shown the significant increase (32%) in terms of simulated device autonomy in the Distributed Processing Scenario for the PSE in comparison with the SD used in the Single Sensor Scenario. BSN1b is the worst case in which the SD just collects the data and has to send it all to be processed by other device.

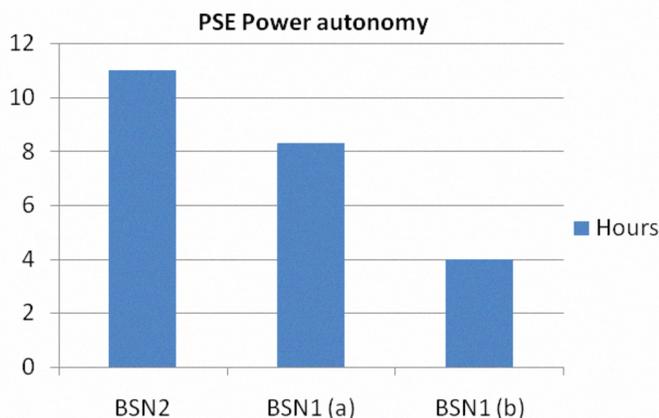


Fig. 3. PSE Power autonomy in number of hours for different Scenarios.

IV. CONCLUSIONS

In this paper, the main advantages of a Distributed Processing Scenario compared to other topology architectures usually employed in the BSN domain are presented. The higher autonomy is principally due to the Sensor Module latency time and it is even more evident if we had to sample the data at a higher rate, as it is required in other biomedical monitoring domains [17].

Other drawbacks of the Single Sensor Scenario are that the SD must distinguish falls from other impact events in every context, for instance when the end-user is taking a bath, what severely limits its size. Moreover, a user-friendly interface should be provided in case the user would like to confirm or cancel a fall alarm, which would be difficult to use in case the device is attached at the back, as it is recommended by the authors [18]. Finally, this single sensor would have to communicate to another device which serves as gateway (otherwise the single sensor would have to provide a WAN access, what limits its size and power autonomy by far) to the RPVC. This gateway, with more power calculation resources, would not take advantage of

them to take an active role in the fall detection and reduce the consumption of the whole system.

The result in terms of device power consumption for a fall detection system justifies by itself the election of this scenario at the BSN design stage and encourages our research in other design issues.

REFERENCES

- [1] D. Abegunde, A. Stanciole, "An estimation of the economic impact of chronic non-communicable diseases in selected countries," *World Health Organization* (2006).
- [2] A. Lymberis, "Wearable health systems and applications: the contribution of information and communication Technologies," *Proc. 27th IEEE-EMBSE Ann. Int. Conf.*, pp. 4149-4152, 2005.
- [3] G. Tröster, "The agenda of wearable healthcare," in *Yearbook of Medical Informatics, Int. Medical Association*, pp. 125-138, 2005.
- [4] M. Dohler, "Wireless Sensor Networks: The Biggest Cross-Community Design Exercise To-Date," *Recent Patents on Computer Science*, Vol. 1, No. 1, pp. 9-25, 2008.
- [5] W. Soon, I. Pek, et al., "Ambulatory Monitoring of Human Posture and Walking Speed using Wearable Accelerometer Sensors," *30th Annual International IEEE EMBS*, pp. 5184-5187, 2008.
- [6] W.-T. Huang, C.-H. Chen, et al., "Exquisite Textiles Sensors and Wireless Sensor Network Device for Home Health Care," *30th Annual International IEEE EMBS*, pp. 546-549, 2008.
- [7] A. Astaras, M. Arvanitidou, et al., "An Integrated biomedical system for sleep monitoring employing a portable body area network of sensors (SENSATION)," *30th Annual International IEEE EMBS*, pp. 5254-5257, 2008.
- [8] <http://www.tunstall.co.uk/> (Last visited: July 2009).
- [9] <http://www.brickhousesecurity.com/> (Last visited: July 2009).
- [10] A. Dinh, D. Teng, et al., "Data acquisition system using six degree-of-freedom inertia sensor and zigbee wireless link for fall detection and prevention," *30th Annual International IEEE EMBS*, pp. 2353-2356, 2008.
- [11] W.-Y. Chung, S.-C. Lee, S.-H. Toh, "WSN based Mobile u-Healthcare System with ECG, Blood Pressure Measurement Function," *30th Annual International IEEE EMBS*, pp. 1533-1536, 2008.
- [12] H.C. Kwon, D. Na, et al. "An Energy-Efficient Communication Method Based on the Relationships between Biological Signals for Ubiquitous Health Monitoring," *30th Annual International IEEE EMBS*, pp. 1541-1544, 2008.
- [13] O. Garcia Morchon, H. Baldus, "Efficient Distributed Security for Wireless Medical Sensor Networks," *International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, pp. 249-254, 2008.
- [14] <http://www.wibree.com>. (Last visited: July 2009).
- [15] H.-J. Yoo, N. Cho, "Body Channel communication for low energy BSN/BAN," *IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems*, pp. 7-11, 2008.
- [16] M.A. Estudillo-Valderrama, L. Roa, J. Reina-Tosina and D. Naranjo-Hernández, "A Proposal of a Fall Detection Algorithm for a multiDevice Personal Intelligent Platform," *8th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering*, pp. 1-4, 2008.
- [17] M. Paksuniemi, H. Sorvoja, A. Alasaarela, and R. Myllyla, "Wireless sensor and data transmission needs and technologies for patient monitoring in the operating room and intensive care unit," *Proc. 27th IEEE EMBS Annual International Conference*, Shanghai, China, pp. 5182-5185, 2005.
- [18] D. M. Karantonis, M. R. Narayanan, M. Mathie, N. H. Lovell, and B. G. Celler., "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 10, no. 1, pp. 156-167, 2006.

A Proposal of a Fall Detection Algorithm for a MultiDevice Personal Intelligent Platform

Miguel A. Estudillo-Valderrama, Laura M. Roa, Javier Reina-Tosina and David Naranjo-Hernández

Abstract—In this paper methodological and design issues about the development of a personal platform for the control and processing of data acquired from intelligent biomedical sensors are presented. This platform is designed in the context of a telehealthcare system for the elderly with chronic diseases, and one of its objectives is to monitor and detect fall events. The main feature of the device is its on-line personalization to the patient through adaptive knowledge generation in real-time, which will result in special time execution requirements. As a result a fall detection algorithm proposal is described and analyzed.

I. INTRODUCTION

THE patient-doctor interaction model classically represented by the teleconsultation process and considered the telemedicine paradigm is being overtaken by the needs of new medical care context. Advances in diagnostic and therapeutic techniques and better health-social conditions of the population are serving to sustain the increasing incidence of chronic diseases due to the progressive ageing of population. The benefits that telemedicine and in general the Health Information Technologies (HIT) can provide to the attention of these patients pretend to overcome the classical centralized model [1] by considering heterogenous health information besides Electronic Health Record (EHR).

The authors have recently shown the advantages of a methodology bound to the teleassistance domain based on the knowledge generation concept. By means of this paradigm, HIT are capable of providing personalized and adaptive biomedical knowledge for a patient in such a way that cannot be carried out by current telehealthcare models, which results in an increase of his/her quality of life. The idea and principal innovation of this paradigm is its capacity of creating real-time personalized knowledge in opposition to other monitorization devices that make an off-line data process. This methodology shows advantages, for example, in fall detection [2]. We employ a multilayer process architecture, whose first layer is defined by a platform of several intelligent sensors that send captured and processed data to a second layer, which creates a computational image of patient's state, centered in the desired biomedical domain and processed by a set of distributed subsystems.

Manuscript submitted July 5, 2008. This work was supported by the Spanish Network Center of Biomedical Research in Bioengineering, Biomaterials and Nanomedicine (CIBER-BBN).

M. Estudillo, L. Roa and D. Naranjo are with the Biomedical Engineering Group, University of Seville, Spain, m.estudillo@gmail.com, lroa@us.es, davidazuaga@gmail.com.

J. Reina-Tosina is with the Dept. of Signal Theory and Communications, University of Seville, Spain, jreina@us.es.

It is important to highlight the multimodal nature of the intelligent platform because it is able to manage and process heterogenous signals from various devices, ranging from those given by classical biomedical sensors (ECG, EEG, etc.) to vocal sounds, which is the case of a therapeutic-prosthesis for stuttering based on adaptive auditive feedback [3].

From the point of view of movement monitoring and falling detection, the ability to measure the movement in an objective manner at low cost is a fundamental requirement. For this purpose different types of sensors fixed to the body have been used [4]-[5], like accelerometers, gyroscopes or goniometers. Accelerometers are the most advantageous: they respond to frequency and intensity movement, some types can be used to measure the tilt and movement of the body, and technical advances in the field of MEMS systems have made possible the existence of commercial miniature accelerometers, cheap and reliable.

Other monitoring systems based on acceleration measurements are constrained in their application domain to the subject's home, leaving him/her unprotected when he/she leaves home or in case of being undressed [6]. The last situation is more dangerous because it usually occurs in moments when the subject is in the bathroom or in the bedroom, with a high probability of suffering a fall [7]. In addition to this, the importance of an appropriate emplacement of the device in the body must be taken in account. This location is near the center of gravity of the subject, that is, in the back, in the median plane at the height of the sacrum [5]-[6], which is a requirement not fulfilled by all monitoring systems [8].

The above limitations are overtaken by the movement monitor that the Biomedical Engineering Group has patented [9]-[10]. In this work we present a first approach to the design and functional aspects of a falling detection algorithm integrated in what we refer to as Multidevice Personal Intelligent Platform.

II. SYSTEM DESCRIPTION

The design of our portable monitor pursues a 24/7 supervision of the user in- and outdoors. It permits patient's monitoring in high risk situations and eliminates acceleration components due to the relative movement in the human body-sensor interface. The monitor architecture does not restrict the emplacement of the sensor on the body so as to permit an easy access to its interface by the user. The monitor is embedded in a wireless personal network (WPAN) and it is composed by a Multidevice Personal Intelligent Platform (PIP) and a set of sensors as shown in Fig. 1.

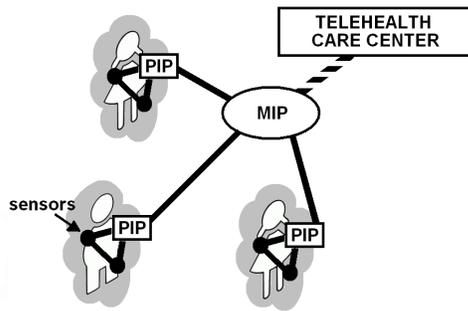


Fig. 1. Scheme of the proposed Multidevice Personal Intelligent Platform.

The PIP takes the master role in the WPAN and processes in real-time data captured by the biosensors, which take the role of slave in this topology. The PIP manages the communications between the portable monitor and the Multi-person Intelligent Platform based on standards (MIP), which is an access point to the Telehealthcare Center. The monitor interface is integrated into the PIP and thus is separated from the Intelligent Accelerometer Unit (IAU), which is the main sensor in the case of patient movement monitoring, and has been designed to be worn as an adhesive patch on the back of the patient at the height of the sacrum. Wireless technologies used in the IAU-PIP and PIP-PIM links are Zigbee and Bluetooth respectively, which selection is motivated in [11].

Acceleration signals are analyzed in a distributed manner between the IAU and the PIP. The IAU realizes a preprocessing of the sampled signals at a frequency higher than needed in order to estimate the kinetic and postural parameters. This previous analysis is performed so as to detect signal properties which suggest falling event occurrences and postural transitions. Detected events and properties together with accelerometer signals are sent to the PIP. The latter realizes the real-time process of the acceleration signal. With this distributed methodology we are able to decrease the process load in the PIP and consequently the data flow between devices, which reduces power consumption.

A. PIP Functions

The main functions to be met by the PIP operating system embedded in a DSP are:

- Managing the communications with peripherals: it must be able to meet the demands from different peripherals, mainly in terms of inter-device communications standards like I2C, SPI, etc.
- Managing the internal PIP operation: it should be responsible for tasks such as device re-programming and updating the mathematical model; reviewing and diagnosing device status; managing the admission of new sensors in the WPAN or the revision of the state of both PIP and sensors.
- Processing bio-signals from sensors in real time and operating accordingly. As an example, and for our particular case of detecting falls functionality, this processing should allow to adapt the parameters of the implemented algorithm in the IAU to user and context.

A modular design has been followed for the PIP software development, in which the different applications are integrated into a set of threads that correspond to the main functionalities of the PIP as explained below.

III. MATERIAL AND METHODS

A. Methodology

A concurrent application design has been implemented through threads, in a way that maximizes its robustness and can reduce the DSP processing load as much as we can, which should be available as long as possible to execute the real-time thread processing during normal operation. Three main threads are executed that correspond to the previously described functionality: Peripherals Management Thread, PIP Management Thread, and Signal Processing Thread. When none of the threads is running or if processing thread terminates, the energy saving module runs, resulting in a decrease in the switching frequency of the state logic in the DSP CMOS circuitry and a state of inactivity in the CPU, pending on an interruption that removes from this state [12]. More details of the hardware of the PIP and IAU are contained in [13]-[14].

The 24/7 system availability is crucial, which requires us to oversee the battery state. For this reason a specific module has been developed that, in conditions of low power battery, makes a safeguard of the instant, event, last captured data and other state data together with system identifiers, with the aim of returning the PIP to the same state after it recovers the power.

B. Development Tools

In order to meet the mentioned functions, some software modules have been implemented by using a set of development tools [15]. On the one hand, Code Composer Studio v3.1 together with a TI Development Kit (TMS320C6713 DSK) allow us to program the DSP both with assembly and high-level programming languages. They also provide several management utilities for the internal processor and Kit's embedded peripherals using the DSP / BIOS tool. On the other hand, we are using Matlab and more particularly the Embedded Tools for TI C6000 DSP and Real Time Workshop packages, that make possible to compile and run optimized C code in the DSP for the development of the thread of accelerometric signals processing. In addition, the Link for Code Composer Studio package allows us to communicate with the DSP development board as well as to perform a parallel processing of the data between the board and Matlab.

C. Fall Detection

In order to comply with the real time requirements, we propose an algorithm for accelerometric data processing based both on frequency and time analysis separately. This kind of analysis pursues a double objective detailed in relevance order:

- First, to make a precise detection in terms of sensitivity and specificity [16] and in a short time. This way we can

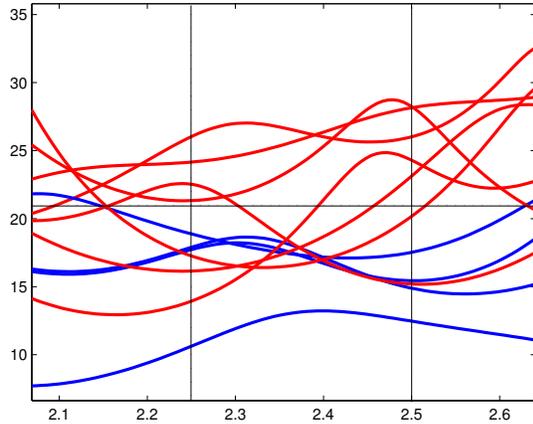


Fig. 2. Magnitude Threshold (horizontal axis in hertz, vertical axis in dB).

avoid the latency time common in algorithms based on a lack of movement basis.

- Second, and directly related to the foregoing, to implement a light computational algorithm in order not to overload the PIP, which has to manage, control and process data from several biosensors. As a consequence, code size and execution time are parameters to be minimized in our algorithm.

We employ a frequency technique for impact detection based on Linear AR-Burg spectrum estimate of small temporal segments. We have chosen AR modeling because of its simplicity to obtain the spectrum and also because this model provides the maximum spectral estimate [17]. In fact, AR-Burg modeling has been successfully applied in similar contexts of application, like tremor detection in Parkinson patients [18].

The time analysis is based on the outcomes of [2] to find the posture of the patient employing a triaxial accelerometer. They classified the posture of the patient by means of calculating the vertical angle variation in segments of time. By this way we can estimate almost instantly the posture without delaying the algorithm process.

IV. RESULTS

A. Fall Detection Algorithm

In terms of filtering, it must be said that acceleration data provided by the IAU are filtered by means of the filters detailed in [2] so as to estimate the vertical angle of the patient in step number 3. Data used to find the thresholds as well as to validate the algorithm have been taken from the set of laboratory experiments carried out by our group [10]. The steps followed by the algorithm to estimate the possible falls can be divided into two parts:

- In the first part our goal is to find the most general possible thresholds to be used in our algorithm. For this reason we calculate the sixth order AR-Burg model of the entire acceleration signal for each axis and each activity, and then we obtain the frequency spectrum of

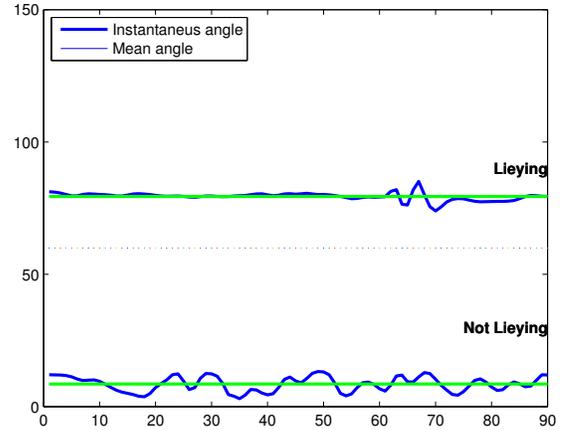


Fig. 3. Angle Threshold (horizontal axis in number of samples, vertical axis in degrees).

these models. We have observed that the majority of risky fall activities signals have frequency components over a threshold of 21 dB in the frequency range of 2.25 – 2.5 Hz, as depicted in Fig. 2.

- The second part of the algorithm covers the following, for each accelerometer axis:
 - 1) Segmentation of the signal in 90-sa segments, what implies a temporal window of 7.425 s.
 - 2) Calculation of the sixth order AR-Burg model for each segment and corresponding spectrum.
 - 3) Obtain the mean angle M_a for each segment.
 - 4) Calculation of the number of samples that exceed 21 in each segment, together with the percentage of axis that goes above the cited threshold.
 - 5) If this percentage is greater than 2 per cent, we fill a binary vector V_b with a one. Otherwise we put a 0 in the vector component of the axis.
 - 6) If V_b has one or more components with value 1, i.e. one or more axis exceed the previous threshold, and the mean angle for this segment is greater than 60° , which corresponds to a *lying* posture (see Fig. 3), we determine that a fall has occurred in this segment.

B. Size and Execution Time Estimates

Our DSP has a memory ROM that starts the main application and hosts the basic not modifiable management modules, which are primarily responsible for activation and initial configuration of peripherals and launch of threads. The current size of the configuration code is 35% of 384 KB of ROM memory size.

Moreover, the PIP's Flash memory will store the code amount associated with the algorithm as well as captured data and other system state indicators so as to recover itself if the battery wears out. The algorithm code, yet at the stage of debugging and optimizing, is less than half of the configuration code, which represents less than 7% the size

of the Flash Memory. This code can be executed in the 2100 MFLOPS DSP in just a few tens of microseconds.

V. CONCLUSIONS AND FUTURE WORKS

A. Conclusions

In this paper we have presented the functional and design characteristics of a falling detection algorithm proposal integrated into a multidevice Intelligent Personal Platform for the monitorization of intelligent biosensors, whose principal feature is its capacity of processing and real-time personalized knowledge generation by using a distributed architecture. Owing to this reason, execution time and size code have been fundamental implementation aspects.

The design and preliminary results obtained until now suggest that the platform can meet the functional specifications defined above, and therefore its feasibility within the layer of intelligent sensors cited.

B. Future Works

Future advances in the platform will take into account the optimization of the presented algorithm and the improvement of its personalization according to the monitored patient and the influence of the variation of the thresholds, as well as the incorporation of new wireless communication technologies [3].

Besides, there are several outcomes [19]-[20] in the estimate of energy expenditure related to the activity of the monitored patient by means of accelerometers. To the best of our knowledge and owing to the fact that our accelerometer biosensor is attached at the back, we consider to follow Bouten results [5], who states a proportional relation between this consumption and the signal magnitude area of triaxial accelerometer data.

On the other hand, the estimation of the kind of activity performed by the patient will determine the threshold values to be sent to the IAU for its processing. A first approach of this determination has been made in our group by means of ROC curve analysis taken from a set of laboratory experiments involving different subjects and contexts of study (hard floor and soft floor). In addition to this line of research, we are considering other approaches like the study of the Fourier Transform of the vertical accelerometer signal [21], or wavelet transforms [22].

ACKNOWLEDGMENT

This work has been partly supported by the Spanish National Board of Biomedical Research (Fondo de Investigaciones Sanitarias, Instituto de Salud Carlos III-ISCIII), under Grant PI040687, as well as by the Dirección General de Investigación, Tecnología y Empresa de la Junta de Andalucía, under Grant EXC/2005/TIC-314. CIBER in Bioengineering, Biomaterials and Nanomedicine is an ISCIII initiative

REFERENCES

[1] C. May, M. Mort, F. Mair, and T. Finch, *Telemedicine and the future patient? Risk, governance and innovation*. Technical Report Project ref.: L21825 2067, Economic and Social Research Council, 2005.

[2] D. M. Karantonis, M. R. Narayanan, M. Mathie, N. H. Lovell, and B. G. Celler., "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 10, no. 1, 2006, pp. 156–167.

[3] M. Prado and L. Roa, "Wearable real-time and adaptative feedback device to face the stuttering: a knowledge based telehealthcare proposal," *Medical and Care Compunetics*, vol. 4, IoS Press, 2007, pp. 147–156.

[4] M. J. Mathie, A. C. F. Coster, N. H. Lovell, and B. G. Celler, "Accelerometry: Providing an integrated, practical method for long term, ambulatory monitoring of human movement," *Physiological Measurements*, vol. 25, 2004, pp. R1–R20.

[5] C. V. C. Bouten, K. T. M. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde, and J. D. Janssen, "A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 3, 1997, pp. 136–147.

[6] M. J. Mathie, J. Basilakis, and B. G. Celler, "A system for monitoring posture and physical activity using accelerometers," *Proc. 23rd IEEE EMBS Annual International Conference*, vol. 4, 2001, pp. 3654–3657.

[7] F. Padilla Ruiz, A. Bueno Cavanillas, C. Peinado Alonso, M. Espigares García, and R. Gálvez Vargas, "Frequency characteristics and consequences of falls in a cohort of institutionalized elderly patients," *Atención Primaria*, vol. 21, 1998, pp. 437–445.

[8] M. J. Mathie, A. C. F. Coster, N. H. Novell, B. G. Celler, S. R. Lord, and A. Tiedemann, "A pilot study of long term monitoring of human movement in the home using accelerometry," *Journal of Telemedicine and Telecare*, vol. 10, no. 3, 2004, pp. 144–155.

[9] L. Roa, M. Prado, and J. Reina-Tosina, *Wearable system for the monitorization of movement, postural state and physical activity during 24 hours per day*, Spanish Office of Patents and Trademarks, Application date: 2002-07-18, Patent ref.: P200201710, (in Spanish), 2002.

[10] M. Prado, L. Roa, and J. Reina-Tosina, "Viability study of a personalized and adaptive knowledge-generation telehealthcare system for nephrology (Nefrotel)," *International Journal of Medical Informatics*, vol. 75, no. 9, 2002, pp. 1910–1911.

[11] J. Reina-Tosina, L. Roa, and M. Prado, "Design of antennas for a wearable sensor for homecare movement monitoring," *Proc. 28th IEEE EMBS Annual International Conference*, 2006, pp. 5972–5976.

[12] TMS320C DSP Power-Down Logic and Modes Reference Guide, <http://focus.ti.com/lit/ug/spru728c/spru728c.pdf> (Last visited: May 2008).

[13] L. Fernández, M. Prado, M. A. Estudillo, and L. Roa, "Methodological and designs issues of a wireless personal server of a human movement monitor," *Proc. 25th Annual Conference of the Spanish Society of Biomedical Engineering (in Spanish)*, 2007, pp. 479–482.

[14] J. G. Jiménez-Pérez, L. Roa, and M. Prado, "Hardware design of a second generation accelerometer intelligent unit for human movement monitoring," *Proc. 25th Annual Conference of the Spanish Society of Biomedical Engineering (in Spanish)*, 2007, pp. 192–195.

[15] R. Chassaing, *Digital Signal Processing and Applications with the C6713 and C6416DSK.*, John Wiley and Sons, 2005 (ISBN: 0-471-69007-4).

[16] N. Noury, et al., "Fall detection — Principles and methods," *Proc. 29th IEEE EMBS Annual International Conference*, 2007, pp. 1663–1666.

[17] C. W. Therrien, *Discrete Random Signals and Statistical Signal Processing*, Prentice-Hall, 1992.

[18] A. Sarian, H. Rusmann, C. Wider, et al., "Quantification of tremor and bradykinesia in Parkinsons disease using a novel ambulatory monitoring system," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 2, 2007, pp. 312–322.

[19] G. Plasqui and K. R. Westerterp, "Physical activity assessment with accelerometers: An evaluation against doubly labeled water," *Obesity*, vol. 15, 2007, pp. 2371–2379.

[20] S. E. Crouter, J. R. Churilla, and D. R. Bassett, "Estimating energy expenditure using accelerometers," *European Journal of Applied Physiology*, vol. 98, no. 6, 2006, pp. 601–612.

[21] J. Fahrenberg, F. Foerster, M. Smeja, and W. Muller, "Assesment of posture and motion by multichannel piezoresistive accelerometer recordings," *Experimental Techniques*, vol. 34, 1997, pp. 607–612.

[22] M. Sekine, T. Tamura, M. Akay, T. Fujimoto, T. Togawa, and Y. Fukui, "Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis," *IEEE Trans. Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 10, no. 3, 2002, pp. 188–196.

Agradecimientos

Este Trabajo Final de Máster ha sido desarrollado en el seno del Grupo de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Sevilla y es fruto de las investigaciones y desarrollos en los que ha participado el autor. Quiero dar mi agradecimiento a mis compañeros del Grupo por su colaboración y apoyo, y en especial a la Dra. Laura María Roa Romero, al Dr. Luis Javier Reina Tosina, a Miguel Ángel Estudillo Valderrama y Gerardo Barbarov Rostan.

Dedico este Trabajo a mis padres, a mis hermanos y, en especial, a Conchi.