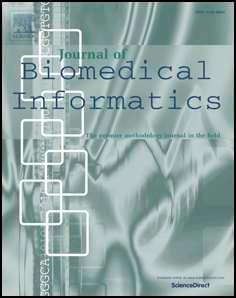
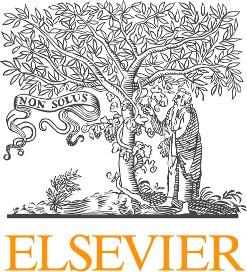


[Revista de Información Biomédica87(2018)138-153](https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.09.002)



Revisión Metodológica

Examinar el reconocimiento y la monitorización de la actividad física basada en sensores para la atención sanitaria mediante Internet de los objetos: Una revisión sistemática

Jun Qia,[b](#_heading=h.30j0zll)[,](#_heading=h.2et92p0)⁎, Po Yanga,[b](#_heading=h.30j0zll)[,](#_heading=h.2et92p0)⁎, Atif Waraichb, Zhikun Dengc, Youbing Zhaoc, Yun Yanga

una *Escuela de Software, Universidad de Yunnan, Kunming, China*

b *Departamento de Informática, Universidad John Moores de Liverpool, Liverpool L3 3AF, Reino Unido*

c *Departamento de Informática, Universidad de Bedfordshire, Luton LU1 3JU, Reino Unido*



A R T I C L E N F O R M A D O

*Palabras clave:*

Internet de las cosas

Reconocimiento de la actividad física Monitoreo de la actividad física Basado en sensores

Revisión sistemática

A B S T R A C T T



Debido a los importantes efectos beneficiosos sobre la salud física y mental y a la fuerte asociación con muchos programas de rehabilitación, el Reconocimiento y Monitoreo de la Actividad Física (PARM) ha sido considerado como un paradigma clave para la atención sanitaria inteligente. Los métodos tradicionales de PARM se centran en entornos controlados con el objetivo de aumentar los tipos de actividad identificables de los sujetos completos y mejorar la precisión de reconocimiento y la robustez del sistema mediante sensores de uso corporal novedosos o algoritmos de aprendizaje avanzados. La aparición de la Internet de los objetos (IO), que permite la transferencia de tecnología, está transfiriendo estudios PARM para abrir y conectar entornos no controlados mediante la conexión de dispositivos portátiles y aplicaciones móviles heterogéneos y rentables. Actualmente se sabe poco sobre si las tecnologías PARM tradicionales pueden hacer frente a los nuevos retos de los entornos de IO y sobre cómo aprovechar y mejorar eficazmente estas tecnologías. En un esfuerzo por comprender el uso de las tecnologías de la IO en los estudios de la PARM, este documento ofrece una revisión sistemática, examinando críticamente los estudios de la IO desde una perspectiva típica basada en las capas de la IO. En primer lugar, se resumirá el estado del arte de las metodologías tradicionales de PARM utilizadas en el ámbito de la atención sanitaria, incluidas las técnicas sensoriales, de extracción de características y de reconocimiento. En el documento se identifican algunas de las nuevas tendencias de investigación y los retos de los estudios de la RAP en los entornos de la IO, y se examinan algunas técnicas clave para hacerles frente. Finalmente, este documento considera algunos de los casos de éxito en el área y analiza las posibles aplicaciones industriales futuras de la PARM en la atención sanitaria inteligente.



## Introducción

Un estudio de la Organización Mundial de la Salud (OMS) ha identificado la inactividad física como el cuarto factor de riesgo de mortalidad mundial que causa aproximadamente 3,2 millones de muertes. Los bajos niveles de actividad física (AF) son perjudiciales para la salud y el funcionamiento de las personas mayores[[1]](#_heading=h.1jlao46), y pueden causar muchas enfermedades crónicas[[2,3]](#_heading=h.1jlao46) como diabetes, obesidad, cáncer, etc. La observación efectiva a largo plazo de la AF tiene importancia en la promoción del diagnóstico y tratamiento de estas enfermedades crónicas, mientras que la observación efectiva a largo plazo de la AF también puede promover un estilo de vida más saludable para las personas mayores y potencialmente proporcionar una reducción sustancial.

en los costes sanitarios. Debido a estos efectos potencialmente beneficiosos, y a la prestación de servicios de asistencia tales como la detección de caídas para personas mayores y la prevención de pérdidas funcionales en muchos programas de rehabilitación. Mediante la promoción, el reconocimiento y numerosos estudios sobre las soluciones de reconocimiento y monitorización (PARM) de las últimas décadas se han centrado en la búsqueda de nuevo con el objetivo de proporcionar una actividad física clínica precisa y robusta.

uso. Recientemente, los avances en Internet de los objetos han permitido que la PARM sea un paradigma clave en muchos campos, incluyendo la Salud Inteligente, la Rehabilitación Inteligente y la Vida Asistida por el Entorno (AAL).

Tradicionalmente, los estudios PARM se centran en el descubrimiento de patrones de AF o de sujetos, el reconocimiento preciso de la AF misma y la robustez de la monitorización de AF en un entorno controlado, como clínicas o laboratorios. Éstos se basan en el diseño de nuevos sensores portátiles independientes para lograr un reconocimiento altamente preciso de los movimientos humanos, o en la investigación de algoritmos avanzados de aprendizaje automático para funciones de entrenamiento a partir de datos sensoriales portátiles de las posiciones del cuerpo humano en varios tipos de actividad específicos. Además, algunos investigadores han investigado cómo conectar sensores portátiles para una precisión óptima o han utilizado redes de área corporal para el monitoreo de PA con eficiencia energética. Si bien estas tecnologías PARM convencionales de última generación permiten lograr la PARM para la reconocimiento de 10-20 tipos de actividades con una precisión de hasta el 100%, un reto importante que limita su utilidad y eficiencia en la práctica es que el surgimiento de la tecnología habilitadora de Internet de los objetos (IO) es



⁎ Autores correspondientes en: Escuela de Software, Universidad de Yunnan, Kunming, China y Departamento de Informática, Universidad John Moores de Liverpool, 3 Byrom St, Liverpool L3 3AF, Reino Unido.

*Direcciones de correo electrónico:* [j.qi@2015.ljmu.ac.uk](mailto:j.qi@2015.ljmu.ac.uk) (J. Qi), [p.yang@ljum.ac.uk](mailto:p.yang@ljum.ac.uk) (P. Yang).

<https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.09.002>

Recibido el 24 de marzo de 2018; Recibido en forma revisada el 22 de agosto de 2018; Aceptado el 3 de septiembre de 2018

1532-0464/©2018Publicado por ElsevierInc.



**Fig. 1.** Número de artículos en revistas y conferencias relacionados con la IO y la PARM entre 2008 y 2018 (IO-Internet of Things, SH-Smart Home, PA-Actividad física, AR-Reconocimiento de actividades, PAR-Reconocimiento de actividades físicas, PAM-Monitoreo de actividades físicas).

transferir los estudios PARM de los centros tradicionales de atención sanitaria a entornos sanitarios per-sonalizados, abiertos y conectados no controlados[[4]](#_heading=h.43ky6rz). Esta tendencia conduce a una serie de obstáculos clave en la adopción y utilización de los estudios PARM existentes para ofrecer soluciones PARM holísticas, móviles y energéticamente eficientes que proporcionen una detección y supervisión precisas del estado con una implementación de moderada a compleja en un entorno de IO[[4-6]](#_heading=h.43ky6rz). Por ejemplo, cómo abordar el volumen de información y los dispositivos heterogéneos utilizados para capturar la información de AF a largo plazo; cómo estimamos y medimos las incertidumbres de AF con patrones de comportamiento humano variados; cómo mantenemos la precisión de la re- cognición de AF con el uso de dispositivos portátiles de bajo costo moderado; etc. A este respecto, se sabe poco sobre si las soluciones tradicionales de PARM pueden abordar estos problemas y, en particular, sobre cómo aprovechar y mejorar su utilización en entornos de IO.

En un esfuerzo por comprender mejor el avance de las tecnologías de IO en los estudios de PARM, este documento pretende proporcionar una revisión sistemática de las investigaciones actuales de la PARM desde una perspectiva basada en capas de IO. Como se muestra en la [Fig. 1](#_heading=h.tyjcwt). Realizamos una extensa revisión de la literatura examinando los artículos reeditados de las principales bases de datos académicas (IEEE Xplore, ACM, Springer digital library y Science-Direct). Los términos de búsqueda incluyen las palabras clave `Internet de los objetos', `Reconocimiento de actividades', `Monitoreo de actividades' y `Actividades físicas'. Además, revisamos proyectos de investigación relacionados con la IO, la salud electrónica, la asistencia sanitaria inteligente, etc., mediante búsquedas en proyectos financiados por la UE, la TSB y la EPSRC. Como resultado, encontramos un gran número de artículos de revistas y documentos de conferencias relacionados con los estudios PARM y la IO, respectivamente, e identificamos una serie de oportunidades para futuros investigadores. Una de las principales contribuciones de este documento de revisión es que se trata de un primer intento de categorizar sistemáticamente las tecnologías clásicas del PAMA en una arquitectura de IO y examina la investigación actual sobre IO, las tecnologías clave de capacitación, las principales aplicaciones de la PARM en la asistencia sanitaria, e identifica las tendencias de la investigación y los retos actuales.

El resto de este documento está estructurado de la siguiente manera. [En la Sección 2](#_heading=h.1t3h5sf) se presenta la descripción de la arquitectura PARM basada en la IO. Las [secciones 3 y 4](#_heading=h.2s8eyo1) contienen una variedad de sensores y dispositivos utilizados en la capa de detección y tecnologías en la capa de red, respectivamente. La [sección 5](#_heading=h.1pxezwc) presenta un procedimiento de implementación de PARM que va desde el procesamiento de datos hasta algoritmos PARM en la capa de análisis. En [la Sección 6](#_heading=h.46r0co2) se reportan algunos casos de aplicación en la capa de aplicación. [La Sección 7](#_heading=h.3ygebqi) examina las tendencias futuras en el área de la PARM, y la [Sección 8](#_heading=h.1664s55) es la conclusión.

## Arquitectura del sistema PARM basada en la IO

El concepto de Internet de los objetos (IO) abarca un conjunto de tecnologías que permiten la conexión de una amplia gama de dispositivos y objetos,

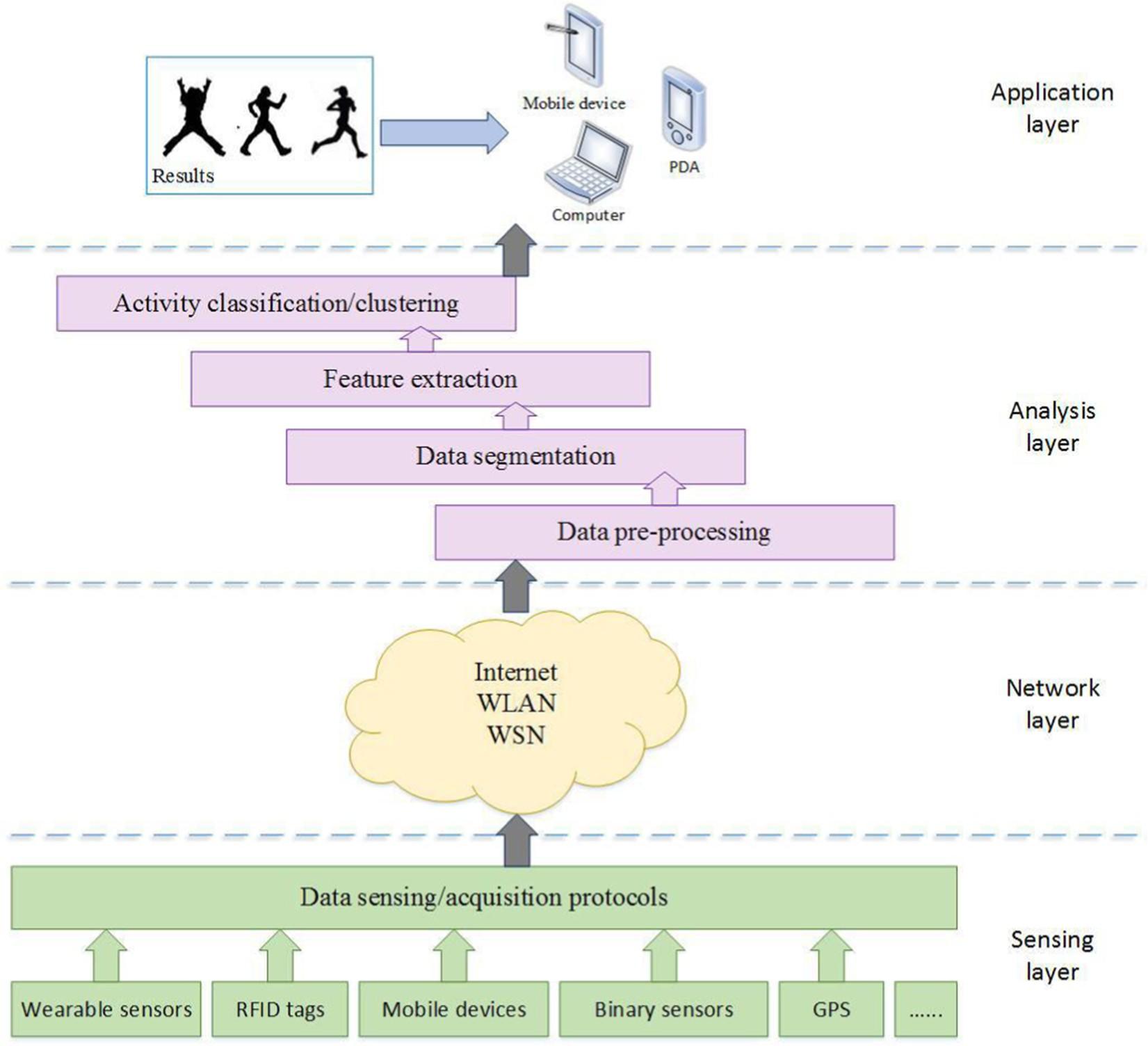
comunicarse e interactuar utilizando tecnologías de red. Inicialmente, la tecnología de identificación por radiofrecuencia (RFID) se consideró una solución fundamental para implantar sistemas basados en la IO. En los últimos años, los avances en las tecnologías de detección han fomentado la utilización de dispositivos vestibles más rentables que se conectan en un entorno de IO. Se estableció el concepto de sistemas de salud personalizados basados en la IO y se hizo cada vez más popular. Estos sistemas utilizan un conjunto de dispositivos interconectados para crear una red de IO dedicada a la evaluación sanitaria de los pacientes.

En la estructura del sistema PARM intervienen cuatro capas basadas en la IO, como se muestra en la [Fig. 2](#_heading=h.17dp8vu) y en [el Cuadro 2](#_heading=h.26in1rg). El sistema general recoge información sanitaria personalizada de diferentes dispositivos de detección portátiles a través de un middleware que proporciona la interoperabilidad y la seguridad necesarias en el contexto de la IO para la asistencia sanitaria. Estos dispositivos portátiles son capaces de registrar múltiples tipos de datos de salud, incluyendo la función pulmonar[[7,8]](#_heading=h.2iq8gzs), la duración del sueño[[7,9]](#_heading=h.2iq8gzs), la frecuencia cardíaca[[10]](#_heading=h.1x0gk37), la presión arterial[[11]](#_heading=h.4h042r0) y la información del contexto del usuario[[12]](#_heading=h.i17xr6). El rápido desarrollo de la tecnología de acelerómetros microelectrónicos y de sistemas de posicionamiento global (GPS) ha aumentado la precisión de la observación del AP. Se ha popularizado la utilización del IO para monitorizar el PA de bajo nivel, y los usuarios normales pueden acceder fácilmente a él. Las redes alámbricas o inalámbricas (por ejemplo, Bluetooth, Wi-Fi o ZigBee) se adoptan normalmente en la capa de red. Como los datos en bruto suelen contener información redundante que debe filtrarse, se procesan en la capa de análisis y se subcategorizan en cuatro fases: desde el preprocesamiento hasta la clasificación/agrupación de clases de actividad. El preprocesamiento de datos se utiliza para limpiar los datos y reducir las dimensiones, que posteriormente se dividen en ventanas de tiempo iguales o no iguales para el reconocimiento específico. Características clave de la señal usando el dominio del tiempo, la frecuencia.

u otras técnicas se recopilan en la fase de extracción de características con el fin de proporcionar una representación más útil y robusta. El paso de clasificación/agrupación de actividades finalmente categoriza estas características en diferentes tipos básicos de AP. La combinación con la información de contexto del usuario (por ejemplo, la ubicación del usuario, el estado del objeto) puede utilizarse para inferir actividades diarias de alto nivel como *comer*, *cocinar* o *vestirse que* se enumeran en la [Tabla 1](#_heading=h.17dp8vu). La capa de aplicación proporciona una interfaz de usuario para interactuar con los pacientes o cuidadores y presentar los resultados y tratamientos de la PARM.

## Capa de detección

La capa de detección se utiliza para la identificación de objetos y la recopilación de información de sensores, etiquetas, etc. El desarrollo de sensores de bajo costo y de tamaño pequeño, tales como sensores inerciales (por ejemplo, sensores de acelerador, giroscopios o sensores de presión barométrica) y sensores fisiológicos (por ejemplo, espirómetro, sensor de temperatura de la piel o sensores de sangre).



**Cuadro 1**

**Fig. 2.** Examinar la PARM desde una perspectiva basada en la capa de IO.

de presión), así como dispositivos que se pueden llevar puestos (por ejemplo, una banda de fitness o un dispositivo móvil).

Tipos de actividad y ejemplos.

Category Subcategories Ejemplos

) ha facilitado el proceso de medición de atributos relacionados con los individuos y sus sondeos en los últimos años. La [Fig. 3](#_heading=h.35nkun2) presenta algunos

dispositivos que se pueden llevar puestos. La localización GPS, Bluetooth, etc. son también

Actividades físicas simples

Físico complejo

Aerobic exercises Caminar, trotar, escalar,

descending, running, swimming Transportation Conducir, andar en bicicleta, tomar el autobús.

para correr, correr y caminar

ADL Cocinar, cepillarse los dientes, limpiar,

incorporados a los dispositivos. Dado que la inactividad física es a menudo un factor de riesgo importante para las enfermedades crónicas, varios investigadores están investigando la PARM diaria con sensores que se pueden llevar puestos. La [Tabla 3](#_heading=h.1ksv4uv) muestra una variedad de categorías de sensores portátiles.

* 1. *Sensores en el cuerpo*

actividades

**Cuadro 2**

Deportes de pelota

Comer, vestirse, tener una fiesta Jugar al fútbol, jugar al tenis

* + 1. *Sensores de inercia*

Un acelerómetro es un dispositivo de MEMS a pequeña escala que es el líder actual de PARM, son ampliamente usados para monitorear actividades dinámicas. Al distinguir posturas estáticas (por ejemplo, acostarse, estar de pie, sentarse...).

Capas y descripciones basadas en IoT para PARM.

Layers Descripción



Detecciónlayer La capa detecta y recoge señales de una variedad de sensores en el cuerpo humano o en el medio ambiente.

Redlayer La capa es responsable de la transferencia de datos de señal desde la capa delayer detección a la capa de análisis por medio de un sensor inalámbrico o por cable.

), debe colocarse en una parte específica del cuerpo[[13]](#_heading=h.2w5ecyt) y debe fijarse un umbral o valor para discriminarlos[[14]](#_heading=h.1baon6m). Los giroscopios se utilizan generalmente como método adicional para medir los movimientos de rotación. Detectar comportamientos como caerse[[15]](#_heading=h.3vac5uf) midiendo la velocidad angular de movimiento de la persona, como doblar las rodillas, bajar escaleras[[16]](#_heading=h.2afmg28), subir escaleras[[12]](#_heading=h.i17xr6) o girar[[20]](#_heading=h.pkwqa1). Del mismo modo, un baro

sensor de presión métrico, junto con un acelerómetro también es útil en

Capa de procesamiento Capa de aplicación

redes de actuadores

La capa procesa y analiza las señales en bruto, y clasifica/agrupa en diferentes tipos de PA

La capa proporciona aplicaciones que interactúan con los usuarios

controlar el comportamiento de las escaleras[[21]](#_heading=h.39kk8xu) y la detección de caídas[[22]](#_heading=h.1opuj5n) debido a la relación entre las lecturas sensoriales y la altitud. Los sensores de campo magnético se pueden colocar cerca del lugar de medición y así lograr una mayor resolución espacial para detectar la dirección del sujeto. Cuando





**Fig. 3.** Red de sensores inalámbricos en el reconocimiento y monitoreo de la actividad física.

**Cuadro 3**

Categorías de sensores, ejemplos y descripciones.

Sensorcategory Sensorexamples Descripción delsubcategories sensor

sensors Accelerometer Medidassensors inerciales en el cuerposensors Accelerometer Aceleración lineal del movimiento

Gyroscopes Mide la velocidadGyroscopes angular deGyroscopes rotación

La presiónsensors mide la altitud delsensors objeto

Campo magnéticosensors Mide la ubicación para una mayor resoluciónsensors espacial

Localizaciónsensors GPS Rastrea las ubicacionessensors GPS al aire libre

Fisiológico La presiónsensors arterialcuff mide la presión arterial sistólica y diastólica humana El electrocardiograma(ECG) Test and records the rhythm and electrical activity of the heart Spirometer mide la respiración, la tasa de flujo y el volumen pulmonar.

La electrooculografía(EOG) mide el movimiento(EOG) ocular

Temperatura de la pielsensor Medir la temperatura del sujeto en la superficie de la piel

sensors Thermometer Mide la temperaturasensors Thermometer interior/exterior del objeto

Hygrometer Mide la humedadHygrometer interior/exterior

La energíasensors mide el uso desensors energía del objeto

sensors Ventana binariacontact Detecta el estado decontact apertura y cierre de la ventana

Puertacontact Detecta el estado decontact apertura/cierre de la puerta

Luzswitch Detecta el estado deswitch encendido/apagado de la luz

Mando a distanciaswitch Detecta el estado de encendido/apagado del mando a distancia Localizacióndetectors Infra-red Detecta la localizacióndetectors Infra-red humana en interiores

RFID Detecta la localizaciónRFID humana en interiores

Tags RFIDtags Detecta la interacción individual de los objetos con

NFCtags Detecta la interacción individual de objetos con

reconociendo "ver la televisión", por ejemplo, un magnetómetro puede decir que el sujeto está de frente a la dirección de la televisión mientras que combina acelerómetros e información de localización en interiores[[23]](#_heading=h.48pi1tg). No es esencial utilizar sensores de campo magnético para detectar actividades que miden tetas o ángulos como la caída[[8,9]](#_heading=h.xvir7l).

* + 1. *Sensores fisiológicos*

Fisiológicos estos pueden ser usados para monitorear a los pacientes dentro y fuera del hospital. Normalmente se utilizan en combinación para obtener otros tipos de datos médicos de salud. Entre estos sensores se encuentran monitores de frecuencia cardíaca como el Electrocardiograma (ECG), que se ha utilizado para la PARM en sujetos sanos[[27]](#_heading=h.2nusc19), así como en pacientes[[28]](#_heading=h.1302m92) a diario.

vidas. Se cree que existe una relación clara entre la frecuencia cardíaca y la AF. Por ejemplo, cuando un sujeto comienza a realizar actividades intensivas como correr o nadar, su frecuencia cardíaca aumentará. Sin embargo, es difícil para estos sensores determinar con precisión las transiciones de actividad durante un período muy corto, ya que cuando el sujeto deja de correr, su frecuencia cardíaca se mantiene en el mismo nivel durante un tiempo[[29]](#_heading=h.3mzq4wv). Para superar este problema, en algunos estudios se han aplicado métodos de extracción con características especiales. Esto se discutirá en la sección 5.

* + 1. *Dispositivos portátiles/móviles*

Recientemente, se han desarrollado muchos productos comerciales vestibles y aplicaciones móviles para el registro y la recopilación a largo plazo.

de actividad física personal de registro de vida. Las aplicaciones móviles más famosas, como *Moves*[[31]](#_heading=h.2250f4o), que se basa en los datos del acelerómetro 3D del smartphone y en la información GPS, permiten el seguimiento de las actividades de movimiento del usuario, incluyendo la ubicación, la distancia y la velocidad. Los productos que se pueden llevar son a menudo dispositivos de pulsera que registran el número de pasos, la distancia y las calorías quemadas. Estos dispositivos portátiles se comunican con un teléfono móvil a través de Blue- tooth, empleando aplicaciones móviles relevantes. Además, los relojes inteligentes y los teléfonos móviles son ahora reemplazos de los sen- sores convencionales que se pueden llevar puestos.

* + 1. *Discusión*

Los acelerómetros, giróscopos, sensores de presión barométrica y sensores de campo magnético, debido a problemas de integración, se utilizan normalmente con los acelerómetros. Los sensores inerciales se pueden conectar sobre el cuerpo de un individuo[[34-39]](#_heading=h.1gf8i83). A pesar de esto, muchos estudios concluyen que la fusión de múltiples sensores puede lograr resultados de reconocimiento de AF de alta precisión[[28,35]](#_heading=h.1302m92), mientras que tales métodos son molestos, incómodos, prácticos y costosos. Por lo tanto, muchos estudios han utilizado aplicaciones con un solo sensor que se puede llevar puesto en una parte específica del cuerpo[[37-44]](#_heading=h.2fk6b3p), como la cadera[[16,17]](#_heading=h.2afmg28), la espalda[[40]](#_heading=h.1tuee74), la muñeca[[43]](#_heading=h.2szc72q), el pecho[[43]](#_heading=h.2szc72q), la cintura o el muslo[[14]](#_heading=h.1baon6m). Algunos trabajos han investigado la mejor colocación de las perforaciones con varios algoritmos y actividades. Por ejemplo, Purwar et al.[[48]](#_heading=h.279ka65) encontraron que la colocación en el pecho es mejor que la muñeca en la detección de caídas. Otros no tienen ningún requisito de un lugar específico. Khan y otros[[49]](#_heading=h.meukdy) permitieron a los sujetos poner un acelerómetro en cualquier bolsillo de su cuerpo y lograron una precisión del 94% en el reconocimiento de la postura estática y de la deambulación.

Aunque los sensores inerciales han hecho grandes progresos en la última década, tienen un uso limitado para la monitorización de la actividad a largo plazo en un entorno de vida libre, ya que incluso un solo pequeño sensor conectado a una parte específica del cuerpo sigue siendo incómodo para la monitorización permanente. Por otro lado, los conjuntos de datos fisiológicos son raramente utilizados en la PARM como consecuencia del retardo en el tiempo y de las características de la señal oscura, no juegan un papel vital sino que simplemente actúan como suplementos para los sensores inerciales en la detección de actividad estática y ambulatoria, y casi ninguno apareció como un solo sensor para discriminaciones de la AF. Los dispositivos móviles y portátiles han demostrado ser populares entre los usuarios en general debido a su portabilidad y a su coste relativamente bajo. Sin embargo, debido a la diversidad de los patrones de vida y los impactos ambientales, los datos personales de las PA de los dispositivos portátiles individuales muestran una notable incertidumbre en el entorno natural, como la batería, los problemas de capacidad y las posiciones colocadas. Los resultados son muy divergentes cuando el teléfono móvil se pone en el bolsillo del pantalón de los bolsos de mano. Particularmente que los sensores inerciales son sensibles a cualquier cambio de posición y orientación. A pesar de que algunos estudios intentaron obtener datos de entrenamiento de diferentes orientaciones[[50]](#_heading=h.36ei31r) o posiciones[[51]](#_heading=h.1ljsd9k), el problema no se ha resuelto completa y ampliamente. Por lo tanto, la validación de estos datos de AF en casos de asistencia sanitaria longitudinal es un gran reto.

* 1. *Sensores sobre el objeto*

La interacción del sujeto con los objetos debe ser evaluada para el reconocimiento de actividades compuestas como ver la televisión, preparar una comida o lavar la ropa. Para estos fines, los sensores de bajo costo y fáciles de instalar en el objeto (por ejemplo, sensores ambientales, sensores binarios o RFID) pueden proporcionar estos datos de forma discreta y privada. Los sensores ambientales se utilizan para medir las condiciones ambientales interiores, como la humedad, la temperatura y la energía[[52,53]](#_heading=h.45jfvxd). Los sensores binarios pueden detectar el estado de un objeto con un dígito de 0 o 1, que representa on/off, abrir/cerrar[[53]](#_heading=h.2koq656). Los sensores de localización para interiores, incluyendo Bluetooth, Identificación por radiofrecuencia (RFID)[[57,58]](#_heading=h.zu0gcz) y localización para exteriores como GPS[[59,60]](#_heading=h.3jtnz0s), pueden utilizarse en la adquisición de información; son efectivos para la re-conocimiento de actividades complejas sin necesidad de utilizar un gran número de sensores en el objeto. Etiquetas y lectores RFID para detectar interacciones de objetos humanos en materia de movimiento y tacto[[61]](#_heading=h.1yyy98l). Utiliza campos electromagnéticos inalámbricos para transferir datos y puede ser explotado como un sensor en el objeto para identificar y rastrear automáticamente las etiquetas adheridas a objetos específicos[[62,63]](#_heading=h.4iylrwe).

* 1. *Discusión*

Con el fin de capturar con precisión el PA complejo en un entorno consciente del contexto, la mayoría de los sensores deben instalarse en cada objeto, incluso en las tazas y latas. El estudio de[[53]](#_heading=h.2koq656) presenta cientos de sensores sobre el objeto instalados en el laboratorio. Como tal, los costos de mantenimiento para una cantidad tan grande de sensores son bastante altos. Además, un gran número de sensores también sufren de problemas potenciales durante la adquisición de datos, incluyendo errores de transmisión, batería baja y asincronía.

## Capa de red

La capa de red para PARM es responsable de conectar todos los dispositivos de la capa sensorial entre sí y permitir que se recojan, almacenen, transmitan, compartan y agreguen datos sanitarios personalizados en el marco de las infraestructuras de IO. Típicamente, esta capa contiene una amplia gama de conceptos y técnicas, tales como tecnologías de comunicación y localización, topologías, arquitectura, seguridad y privacidad, etc.

Las redes de área corporal (BAN) son redes de sensores ad hoc y etiquetas adheridas al cuerpo de un individuo, que constituyen sensores inerciales, sensores biológicos, etiquetas RFID, etc.

Las redes de IO abarcan una gama de casos de uso de PARM que van desde un único sensor de restricciones hasta docenas de tecnologías multiplataforma en tiempo real. Existen numerosos protocolos de comunicación, desde los heredados, contemporáneos hasta los emergentes, que rigen la comunicación entre los sensores y el servidor. Esta sección se refiere principalmente a la pila de redes, la capa de comunicación/transporte (véase [el Cuadro 4](#_heading=h.3whwml4)).

* 1. *Bluetooth*

Bluetooth es un estándar de tecnología inalámbrica para el intercambio de datos entre dispositivos a corta distancia. Ha sido ampliamente utilizado en estudios de PARM. Chen y otros[[64]](#_heading=h.2y3w247) crearon un marco, MoGATU, que resume todos los dispositivos en el entorno como una colección de administradores de información, proveedores de información y consumidores de información con varias interfaces de comunicación para soportar redes IEEE 802.11 y redes similares a Bluetooth ad-hoc.

* 1. *Zigbee*

El protocolo ZigBee utiliza el estándar 802.15.4 y es capaz de velocidades de datos de 250 kbps y funciona en el rango de frecuencias de 2,4 GHz. Zigbee permite el cifrado con AES de 128 bits y funciona con nodos de hasta 200 m de alcance. Las redes de sensores Zigbee aplicadas a la PARM pueden reequiparse en[[65]](#_heading=h.1d96cc0).

* 1. *Comunicación de campo cercano (NFC)*

NFC se basa en la norma ISO/IEC 18092:2004, que utiliza dispositivos de acoplamiento inductivo en el centro de frecuencia de 13,56 MHz, lo que permite que el corto alcance se comunique con una velocidad de datos de hasta 424 kbps. NFC permite el almacenamiento automático y el lanzamiento de aplicaciones para teléfonos inteligentes a través de la pulsación de la etiqueta NFC en varios objetos[[66,67]](#_heading=h.3x8tuzt).

**Cuadro 4**

Protocolos de red utilizados en PARM.

Traje tradicional dePARM IO



AplicaciónLayer HTTP/FTPetc. CoAP

TransporteLayer TCP/UPD UDP

RedLayer IPv4/IPv6 6LoWPAN

EnlaceLayer IEEE 802.3 Ethernet/802.11Wireless IEEE 802.15.4e



* 1. *Redes de área local inalámbricas (Wi-Fi)*

Wi-Fi es una red estándar IEEE 802.11. Wi-Fi es capaz de proporcionar localización de PARM en interiores utilizando el indicador de intensidad de señal recibida (RSSI)[[68], así como la](#_heading=h.2ce457m) transmisión inalámbrica de señales PA entre sensores, dispositivos móviles y servidores[[69]](#_heading=h.rjefff).

* 1. *Celular*

Principalmente utilizado para teléfonos móviles, el celular GPRS/2G/3G/4G está actualmente en uso. Los teléfonos móviles se utilizan a menudo en proyectos de investigación como dispositivos de monitorización, la naturaleza de múltiples sensores de los teléfonos móviles y su conexión directa a Internet hacen que estos dispositivos sean especialmente útiles en las soluciones PARM. Se pueden ver ejemplos en[[70,71]](#_heading=h.3bj1y38).

## Capa de procesamiento

La capa de procesamiento almacena y analiza la información de la señal procedente de la capa de red. El preprocesamiento de datos, la extracción de características y la clasificación/agrupación son los tres pasos principales de PARM.

* 1. *Preprocesamiento de datos*

* + 1. *Segmentación de series temporales*

Los métodos de segmentación temporal se utilizan normalmente para la PARM. Para que coincidan con los patrones del PA, los conjuntos de datos de los sensores necesitan ser segmentados para acomodar los sensores activados consecutivamente, ya sea en el cuerpo del sujeto o en un contexto ambiental. Estos conjuntos de datos se desglosan en una serie temporal utilizando ventanas de tiempo. Generalmente, los métodos de segmentación de series temporales aplicados en la PARM se clasifican en dos tipos. Estos son el método de la ventana corrediza, y el método de la ventana corrediza y el método del algo-ritmo (SWAB) de abajo hacia arriba (bottom-up algo- rithm)[[72]](#_heading=h.1qoc8b1). La ventana corrediza, tiene un rendimiento en línea sobresaliente en la agrupación de puntos de tiempo y en la agrupación de subseries. Es simple, intuitivo y se ha convertido en el método más utilizado para la extracción y clasificación de características[[73-80]](#_heading=h.4anzqyu). Como se presenta en la [Fig. 4](#_heading=h.ihv636), las ventanas correderas estáticas utilizan una longitud temporal fija con instancias superpuestas[[73,74]](#_heading=h.4anzqyu) y no superpuestas[[81,82]](#_heading=h.j8sehv) y han sido adoptadas ex- tensivamente en la mayoría de los estudios. Las longitudes inapropiadas de la ventana de tiempo de no traslape dividirán una instancia de actividad con señales de sensores continuas y potencialmente causarán salidas de reconocimiento incorrectas, mientras que un alto porcentaje (por ejemplo, 50%[[74]](#_heading=h.2pta16n), 70%, 90%[[83]](#_heading=h.338fx5o)) de las ventanas de tiempo de sobre-traslapeo conducirá a una con- sumisión excesiva de tiempo y recursos. La ventana deslizante dinámica, como segmento de longitud no fija, permite la extracción de características cuando se detectan los eventos específicos.

mediante sensores[[76,77]](#_heading=h.3oy7u29). Esto tiende a ser más eficiente energéticamente para el monitoreo de actividades a largo plazo. La heurística, los enfoques de probabilidad[[75]](#_heading=h.14ykbeg) o los umbrales específicos del usuario[[77]](#_heading=h.243i4a2), son comúnmente explotados para la partición de longitud dinámica. El método de segmentación SWAB es capaz de producir mejores resultados, pero es más complicado ya que combina la ventana corrediza y los enfoques ascendentes, lo que permite utilizar el algoritmo.

en línea mientras se mantiene una visión global de los datos. Se ha aplicado con éxito en la identificación por gestos con un flujo continuo de señales de acelerómetros, giróscopos o ECG[[84-88]](#_heading=h.1idq7dh).

* + 1. *Discusión*

El desafío clave de la segmentación temporal es, ¿cómo determinar una longitud de ventana adecuada en el tiempo de ejecución? Varios tamaños definidos en la literatura se basan en diferentes atributos de la señal o en los entornos de aplicación. El tamaño de ventana corto (por ejemplo, 6,7 s[[74]](#_heading=h.2pta16n), 1 s[[43]](#_heading=h.2szc72q), 0,25 s[[73]](#_heading=h.4anzqyu)) puede mejorar la eficiencia de los algoritmos de clasificación pero disipa demasiada energía para los dispositivos de detección de corriente. Una ventana larga (por ejemplo, 30 s[[89]](#_heading=h.42ddq1a)), por el contrario, podría conservar energía pero tiende a traer información más redundante; también podría haber más de una actividad que lleve a características espurias. Sin embargo, casi todo el trabajo existente se centra en los segmentos de series de tiempo precisos en línea con una alta precisión de clasificación, ya que la batería limitada PARM de registro de vida y la ca-pacificación no pueden soportar la activación basada en segundos/minutos frecuentes de dichos algoritmos PARM.

* 1. *Extracción de características*

La extracción de características es un procedimiento crucial para PARM, ya que cualquier método de clasificación puede ser seleccionado apropiadamente si las características son ro- bust. Existen cuatro grupos principales: dominio del tiempo, dominio de frecuencia, dominio biométrico y otros métodos, como se muestra en el [Cuadro 6](#_heading=h.19c6y18).

* + 1. *Características del dominio del tiempo*

Las características del dominio del tiempo son métricas matemáticas y estadísticas que presentan cambios de señal aleatorios y continuos con el tiempo, y por lo tanto son adecuadas para discriminar señales de sensores inerciales. Las características tradicionales extraídas de las señales de los sensores son: media[[74]](#_heading=h.2pta16n), varianza[[90]](#_heading=h.2hio093), desviación estándar (SD)[[46]](#_heading=h.3s49zyc), media cuadrática (RMS)[[33]](#_heading=h.319y80a), covarianza

[75]](#_heading=h.14ykbeg) y energía [74]](#_heading=h.2pta16n). La media, una medida estadística básica que mide diferentes tipos de sensores, se utiliza para suavizar las señales. SD se utiliza para proporcionar señales estables. La varianza describe la distancia a la salida esperada y se ha utilizado para extraer características de señales de posturas estáticas, caminar y correr[[90]](#_heading=h.2hio093). El RMS es una media cuadrática y se conoce comúnmente como clasificación wavelet y se utiliza para analizar tanto las características de actividad estáticas como las dinámicas[[93]](#_heading=h.3gnlt4p).

* + 1. *Características del dominio de frecuencia*

Estas características se extraen principalmente mediante el uso de la Transformada de Fourier (FT), como la Transformada Rápida de Fourier (FFT) y la Transformada Discreta de Fourier (DFT). La componente DC[[74]](#_heading=h.2pta16n), la energía espectral[[57]](#_heading=h.zu0gcz), la entropía[[31,74,84]](#_heading=h.2250f4o) son las características más populares. La componente CC es el valor medio de aceleración de la serie de señales de entrada durante la ventana de tiempo. La energía se define como la suma de las magnitudes de la componente discreta cuadrada de la señal. La entropía es la entropía de información normalizada de los componentes CJ para distinguir diferentes actividades con valores energéticos similares[[74]](#_heading=h.2pta16n). Estas características están normalmente relacionadas con actividades específicas como caminar o correr[[43,74]](#_heading=h.2szc72q) y gestos[[95]](#_heading=h.1vsw3ci). Por otro lado, la información del dominio de frecuencia de los suplementos de FT no cubre el tiempo-en

**TW1 TW2 TW3**

**Cronología** 

**TW1 TW2 TW3**

**Cronología** 

de la formación hasta donde ocurrieron estos componentes de frecuencia[[96]](#_heading=h.4fsjm0b).

Transformación de onda (WT), que consiste en componentes de baja frecuencia conocidos como aproximación y componentes de alta frecuencia denominados

# (b)

**TW1**

**TW2**

**TW3**

aprovecha ambas facetas en el dominio del tiempo y de la frecuencia para analizar las señales de los sensores fisiológicos de baja frecuencia como el ECG[[97]](#_heading=h.2uxtw84), y tratar las señales de los acelerómetros de alta frecuencia. Caminar[[98]](#_heading=h.1a346fx), des- ceder, subir escaleras[[32,86]](#_heading=h.haapch), posturas estáticas[[100]](#_heading=h.3u2rp3q) pueden ser eliminadas con WT.

**Timeline Cronología** 

# (c) (d)

**Fig. 4.** Segmentación de la ventana temporal (a) no solapamiento de tamaño fijo; (b) no solapamiento de tamaño dinámico; (c) solapamiento de tamaño fijo; (d) solapamiento de tamaño dinámico.

* + 1. *Características biométricas*

Trabajos anteriores sugieren que los sensores fisiológicos son problemáticos en la PARM, ya que los dominios tradicionales de tiempo y frecuencia tienen sus limitaciones en la discriminación de las características biológicas, especialmente en el reconocimiento de las actividades de transición, como se discutió en la [Sección 3](#_heading=h.2s8eyo1). Un poco de trabajo,

**Cuadro 5**

Comparación de las tecnologías de radiocomunicación inalámbrica más populares en PARM.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Estándar | Zigbee/802.15.4 | Bluetooth | Wifi | NFC | Celular (4G) | RFID |
| Frecuencia | 868/915 MHz, 2,4 GHz | 2,4-2,5 GHz | 2,4, 5 GHz | 13,56 MHz | 450 MHz-2,6 GHz | 125 kHz-2,45 GHz |

DatosRate 250Kbps 723Kbps 11-1730Mbps 424Kbps 1Gbps 40-640 kbps

Range 10-300m 50m 10-100m 20m 70 70km 30 cm-100m Power MuyLow Low High bajo(active) High Bajo

BateríaLife Meses ayears Días aweeks Hours Días aweeks Days Meses a años

sin embargo, cuestiona estas conclusiones y aprovecha las características biométricas o los umbrales autodefinidos para superar este problema. Por ejemplo, Perriot y otros[[40]](#_heading=h.1tuee74) propusieron dos nuevas características llamadas magnitud de cambio y tendencia de los signos vitales para extraer información efectiva del ECG, temperatura de la piel, frecuencia respiratoria y señales de los sensores de frecuencia cardíaca. La función de las características propuestas son los estados de series temporales definidas y el alcance de los cambios de las señales de ECG[[97]](#_heading=h.2uxtw84). Con el fin de reforzar el modelo PARM y mejorar la precisión, Liu y cols.[[34]](#_heading=h.1gf8i83) utilizaron un método biométrico llamado rasgos cepstral en conjunción con rasgos de dominio temporal de

acelerómetros. Las características cepstral simplifican el procesamiento de ECG

y *zi* son similares a [(1)](#_heading=h.vx1227). Aparte de esto, las posturas estáticas, deambulaciones y caídas también pueden ser detectadas usando las métricas SMA[[42]](#_heading=h.4du1wux) y SMV[[43]](#_heading=h.2szc72q). Además, SMA permite la posibilidad de cambiar posiciones y orientaciones para dispositivos móviles[[105]](#_heading=h.47hxl2r). El uso de características simples en el dominio del tiempo (por ejemplo, media, SD) es reportado para lograr mejores resultados que las características en el dominio de la frecuencia en posturas estáticas[[106]](#_heading=h.2mn7vak). Pero esta situación se limita a múltiples sensores portátiles, cuando se trata de un solo sensor, las características del dominio de frecuencia juegan un papel más importante en escenarios tan complicados[[91]](#_heading=h.wnyagw).

*N*

mediante preprocesamiento y segmentación temporal. La fórmula [(1)](#_heading=h.vx1227) define



SMA *=*

(|x (*i*)| *+ |y* (*i*)| *+ |z* (*i*)|)

(3)

el método de extracción de la característica cepstral, donde *i* (*t*) representa el coche-

actividad diaconal (CAM) que denota la señal normal de los latidos del corazón, *xi*,*j* (*t*) es el ruido de artefacto de movimiento aditivo (MAN) de la actividad, e *i*,*j* (*t*) es el ruido de la señal de ECG.

VEHÍCULO TODOTERRENO

(4)

*ri*,*j* (*t*)

*i* (*t*)

*xi*,*j* (*t*)

*i*,*j* (*t*)

(1)

*5.3. Clasificación y agrupación*

* + 1. *Otros*

El Análisis Discriminante Lineal (LDA) es un clasificador lineal que nos permite reducir las dimensiones de los datos mediante la proyección de un conjunto de datos en un espacio de dimensiones más bajas con buena separabilidad de clases[[101]](#_heading=h.2981zbj). Fórmula

[(2)](#_heading=h.4f1mdlm) define la matriz de proyección de discriminación óptima en la que *Dopt* procede del valor máximo de la relación entre la matriz de dispersión dentro de la clase *SB* y *SW* , que puede utilizarse para discriminar actividades de transición[[42]](#_heading=h.4du1wux), posturas estáticas, correr, caminar, subir y bajar escaleras[[33]](#_heading=h.319y80a). El Análisis de Componentes Principales (PCA), similar al LDA, es también un enfoque de reducción de la dimensionalidad que permite identificar varios datos de señales en las direcciones principales a través de la comunicación del propio vector de varianza y covarianza[[32]](#_heading=h.haapch). Mantyjarvi et al.[[32]](#_heading=h.haapch) investigaron los métodos de PCA, ICA y WT para diferentes actividades de ambulación humana, y concluyeron que los resultados de la clasificación de PCA y ICA superaron a los de WT, y PCA y lograron la tasa de reconocimiento más alta. PCA tiene una restricción indeseable que hace que todos los datos se agrupen en un solo grupo. Para superar esta restricción, Dolédec et al.[[102]](#_heading=h.odc9jc) ha propuesto el análisis del Componente Principal Común (CPCA) y Yang et al.[[93]](#_heading=h.3gnlt4p) lo ha adoptado para determinar un conjunto de

PA simple y PA complejo.

La clasificación y la agrupación son las dos técnicas clave en el aprendizaje automático, correspondientes a algoritmos supervisados y no supervisados, respectivamente. El aprendizaje semi-supervisado es una clase de aprendizaje supervisado pero hace uso de datos no etiquetados para la capacitación. Mientras tanto, los enfoques PARM basados en reglas también aparecen con frecuencia en algunos estudios. [La Tabla 5](#_heading=h.1hmsyys) enumera algunos métodos y enfoques típicos.

*5.3.1. Métodos de aprendizaje supervisado*

a) Las *redes neuronales artificiales (RNA)* consisten en neuronas artificiales interconectadas estructuradas en tres partes: capa de entrada, capa oculta y capa de salida. Las líneas entre los nodos indican el flujo de formación de un nodo al siguiente. Desde una perspectiva PARM, la capa de entrada normalmente proviene de vectores de extracción de características, se- quentially duplicados y enviados a todos los nodos ocultos. Una cuestión clave para las RNA es cómo decidir el tamaño de las capas ocultas para la clasificación. Un enfoque común es probar varios tamaños y luego elegir el modelo con la mejor estimación validada cruzada de cada forma, es decir, validación cruzada de 5 veces[[39]](#_heading=h.3ep43zb) o validación cruzada de 12 veces[[38]](#_heading=h.upglbi). En comparación con un mayor número de neuronas, menos neu-

son preferibles siempre y cuando puedan lograr resultados satisfactorios.

*D = argmax DTSBD =*[*d*, d, *d*, , , *d ]T*

[[39]](#_heading=h.3ep43zb). Generalmente, el rendimiento de PARM tiende a ser más preciso con

*optar*

*DT SW D*

1 2t

(2)

mayor número de nodos ocultos[[107]](#_heading=h.11si5id). La otra cuestión es el ruido de las señales de actividad que a menudo influyen en la convergencia del modelo,

* + 1. *Discusión*

Aunque el rendimiento general de las características del dominio de frecuencia como FFT excede al de las características del dominio de tiempo[[103]](#_heading=h.38czs75), requieren mayor complejidad al goritmo y tienen límites de consumo para el monitoreo a largo plazo debido a los problemas de batería y capacidad[[33]](#_heading=h.319y80a). Esta desventaja también conduce a la debilidad de su empleo en actividades de transición (por ejemplo, acostarse para sentarse, de pie para caminar). Por el contrario, el tiempo tradicional-

las principales características superan a los métodos espectrales en estas circunstancias

**Cuadro 6**

Categoría de extracción de características y características/técnicas extraídas.

Características/técnicasCategory extraídas



Tiempodomain Media, desviación estándar(SD), magnitud, covarianza, varianza, min, max, Rango, correlación, integración, correlación cruzada, media cuadrática (RMS), área de magnitud de la señal

[[104]](#_heading=h.1nia2ey). Otras métricas sencillas que procesan directamente las señales de aceleración también se utilizan en la PARM de transición. Por ejemplo, Señal

El área de magnitud (SMA)[[42,43]](#_heading=h.4du1wux), definida en la fórmula [(3)](#_heading=h.41mghml) representa

Frecuencia

dominio Bio-metric

(SMA), vector de magnitud de señal (SMV)

Suma de coeficientes, componente CC, frecuencia dominante, energía espectral, entropía, centroide espectral

Magnitud del cambio, tendencia de los signos vitales, rasgo cepstral

señales de acelerómetro de tres ejes x(*i*), *y* (*i*), *y (i), z* (*i*) respectivamente.

funcionalidades

Asimismo, el Vector de Magnitud de la Señal (SMV) mostrado en la fórmula [(4)](#_heading=h.2grqrue) permite medir el grado de intensidad de la actividad, donde *xi*, *yi*

Característica

surtido

Análisis discriminante lineal (LDA), Análisis de componentes principales (PCA)

lo que lleva al valor mínimo parcial. Eligiendo un alto ritmo de aprendizaje o integrando algoritmos de óptimo global, es decir, genético.

*wk* (*i*, *j*), *wk* 1

(*i*', j') (i', i', j*i ')*

*j1*)

(5)

goritmos, es posible evitar este problema. Una desventaja de las RNA es que permiten seleccionar continuamente nodos, lo que lleva bastante tiempo, y en su mayoría requieren un gran conjunto de datos de formación.

*D* (*i*, *j*)*Dist* (*i*, *j*)*min*[*D* (*i1*, *j*), *D* (*i*, *j1*), *D* (*i1*, *j1*)](6)

1. *Los modelos ocultos de Markov (HMMs)* son herramientas para representar la distribución de la probabilidad sobre una secuencia de observaciones[[108]](#_heading=h.11si5id). Se utilizan para representar y aprender las características secuenciales y temporales de las secuencias de actividad utilizando el algoritmo de Baum-Welch, donde las actividades pueden verse como los estados ocultos y la salida observable; se trata de datos de sensores, y utilizando el algoritmo de Viterbi en el reconocimiento de la etapa para calcular la máxima probabilidad de cada vector de entrada. Usando estas características, los HMMs son adecuados para actividades de sífilis como comer[[109]](#_heading=h.3ls5o66). Las extensiones de HMM incluyen enfoques tales como el modelo Jerárquico Oculto de Markov (HHMM).

[110]](#_heading=h.20xfydz) y el modelo Switching Hidden semi-Markov (S-HSMM)[[111,112]](#_heading=h.4kx3h1s) y se llevan a cabo con el propósito de aumentar la velocidad de la señal y de medir algunas señales de sonido más complejas (por ejemplo, trabajando o cocinando). La estructura de las extensiones se divide normalmente en dos capas: la capa superior es la cadena de Markov de variables de conmutación para detectar actividades físicas o gestos simples, mientras que los parámetros en la capa inferior combinan las subactividades de la capa superior para inferir actividades más complejas[[110-112]](#_heading=h.20xfydz). Además del requisito para el conocimiento previo de varias facetas del modelo, la limitación más evidente de los HMM es que sufren de la consistencia de la secuencia de cada actividad; sin embargo, las actividades en la vida real no siempre estarían constantemente en el mismo orden debido a una variedad de incertidumbres.

1. *Los árboles de decisión (DT)* son algoritmos de toma de decisiones en varias etapas que se utilizan para clasificar los datos a través de un conjunto de reglas basadas en los atributos del objeto[[113]](#_heading=h.302dr9l). Un DT se construye utilizando muchos nodos y ramas de la hoja, que representan los resultados de las reglas binarias de decisión y clasificación, respectivamente. Las reglas se pueden establecer utilizando el conocimiento del dominio y las características de las señales[[114]](#_heading=h.1f7o1he). Algunos estudios compararon diferentes clasificadores en Weka[[115]](#_heading=h.3z7bk57), una herramienta de aprendizaje automático, que mostró que los clasificadores DT lograron el mejor rendimiento en más de 20 actividades, incluyendo la lectura, el uso de una computadora, comer[[53,74]](#_heading=h.2koq656), caminar, sentarse, estirarse, aspirar[[74]](#_heading=h.2pta16n), posturas estáticas, transporte[[114]](#_heading=h.1f7o1he), descender, correr[[33]](#_heading=h.319y80a), etc. Aunque DT tiene un método de aprendizaje muy eficaz en comparación con los modelos RNA o bayesianos, un árbol grande con un gran número de ramas sería complejo y llevaría mucho tiempo procesarlo.
2. *Support Vector Machine (SVM)* es un algoritmo estadístico para la clasificación lineal y no lineal mediante la construcción de un modelo para asignar nuevos datos a una u otra categoría[[116]](#_heading=h.2eclud0). Para la clasificación no lineal, discrimina patrones y clases mediante la construcción de límites de separación en un espacio de características de alta dimensión con funciones de núcleo. El SVM es capaz de abordar el problema de la fusión de datos de múltiples sensores portátiles para la observación precisa de la deambulación y actividades complejas[[31]](#_heading=h.2250f4o), o de procesar las señales de un único sensor in ercial para la detección de la deambulación y las posturas estáticas[[91]](#_heading=h.wnyagw). Las extensiones de SVM también son aplicables a otras situaciones. Para estar en posición, Anguita et al.[[117]](#_heading=h.thw4kt) explotaron el SVM Hardware-Friendly para tratar los dispositivos limitados por hardware y Naik et al.[[118]](#_heading=h.320vgez) presentaron el SVM gemelo como adecuado para manejar señales EMG para clasificar los gestos de las manos.
3. *La deformación dinámica del tiempo (DTW)* es un algoritmo que mide la similitud de dos secuencias de tiempo. Su objetivo es alinear dos secuencias de vectores de característica deformando el eje temporal de forma iterativa hasta que se encuentre una coincidencia op-tiempo entre las dos secuencias[[119]](#_heading=h.3dhjn8m). La des- tancia se denota como fórmula [(5) y (6)](#_heading=h.3tbugp1), donde *wk* representa el

*D* (*i*, *j*) es el camino warp más corto.

El DTW se ha aplicado en unos pocos reconociendo las actividades diarias de las personas con discapacidad[[119]](#_heading=h.3dhjn8m), gestos con las manos[[120]](#_heading=h.1smtxgf), ascensos y descensos de escaleras[[121]](#_heading=h.4cmhg48).

* + 1. *Métodos de aprendizaje no supervisados y semisupervisados*

Sin duda, los métodos de aprendizaje supervisado son capaces de lograr una alta precisión para PARA, pero en la práctica, el etiquetado de cada muestra es costoso y requiere mucho esfuerzo. Además, algunos conjuntos de datos proporcionados por terceros desconocidos pueden no tener anotaciones del usuario; en tales circunstancias, algunos trabajadores han explorado la clasificación semi-supervisada y la agrupación no supervisada para la detección de PARM con sólo unas pocas anotaciones o sin ninguna.

1. *Métodos no supervisados:* algunos estudios de PARM investigaron métodos de agrupación no supervisados como el de la media K[[46]](#_heading=h.3s49zyc) y el Modelo de Mezcla Gaussiana (GMM)[[46,122]](#_heading=h.3s49zyc). Por ejemplo, Maekawa et al.[[123]](#_heading=h.2rrrqc1) propusieron un modelo probabilístico que empleaba MMG para calcular la si- milaridad de las características físicas entre un nuevo usuario y los usuarios de la fuente y así encontrar el patrón de actividad más cercano. Alshurafa y otros[[46]](#_heading=h.3s49zyc) han señalado que el MMG es el mejor algoritmo en comparación con la agrupación de medias K- cuando se envían diferentes niveles de intensidad de actividad, lo que beneficiaría la variabilidad entre sujetos. Además, los métodos de aprendizaje no supervisados de las minorías ayudan al análisis de los abundantes recursos de datos de los intermediarios disponibles en la web, en lugar de etiquetar directamente las señales en bruto recogidas por los investigadores. Por ejemplo, el modelo "bolsa de palabras"[[124]](#_heading=h.16x20ju) es una técnica de procesamiento de texto, que Huỳnh et al.[[125]](#_heading=h.3qwpj7n) empleó en la observación de la actividad, donde una serie de datos de sensores fueron convertidos en documentación para la inferencia de diferentes tipos de actividad. Como tal, los datos de actividad basados en sensores se consideran como un flujo de términos de lenguaje natural para que coincidan con los objetos de los modelos de minería de la web[[126.127]](#_heading=h.261ztfg).
2. *Métodos semi-supervisados:* se utilizan para formar una pequeña cantidad de datos etiquetados y un gran número de datos no etiquetados con el fin de mejorar la viabilidad práctica o reducir costes. El co-entrenamiento es un entorno clásico semi-supervisado que aprovecha dos clasificadores para entrenar y actualizar datos de muestras no etiquetadas con un alto grado de confianza[[128]](#_heading=h.l7a3n9). Stikic y cols.[[129]](#_heading=h.356xmb2) utilizaron un acelerómetro y un sensor infrarrojo, compararon diferentes técnicas semisupervisadas y descubrieron que los métodos de co-entrenamiento y autoentrenamiento son los más apropiados para los modelos de actividad. En- Co-training es una versión mejorada propuesta por Guan et al.[[130]](#_heading=h.1kc7wiv) que es más flexible para la clasificación de datos de AF, en comparación con Co-training con sólo dos clasificadores fuertes por separado, En-Co-training entrena los datos de los trenes como un todo sin el requisito de la confianza del etiquetado de cada clasificador. El estudio mostró que con 40 sensores portátiles en las piernas de un individuo, los resultados de las posturas estáticas y de la ambulación obtenidos fueron mejores que el rendimiento con los métodos supervisados cuando el 90% de las muestras no están etiquetadas.

Aparte de las conocidas técnicas semi-supervisadas, la combinación de la supervisión o semi-supervisión con un goritmo completamente supervisado es otro enfoque común para reducir las muestras etiquetadas. Por ejemplo, Huỳnh et al.[[131]](#_heading=h.44bvf6o) propuso un esquema de una mezcla de múltiples espacios libres no supervisados con SVMs totalmente supervisadas, reevaluando que los resultados del reconocimiento de las posturas estáticas, las actividades de escaleras, los temblores de manos y las actividades de teclado superan a los de los Bayes ingenuos supervisados y un método de espacios libres no supervisados con 6 sensores en las diferentes partes del cuerpo de un sujeto. De manera similar, Mathie y otros[[132]](#_heading=h.2jh5peh) presentaron el algoritmo semi-supervisado Virtual Evidence Boosting (sVEB), así como la entropía condicional sin etiquetar para el entrenamiento supervisado en el marco de los Campos Aleatorios Condicionados (CRFs). Además, Stikic et al.[[133]](#_heading=h.ymfzma) han integrado el aprendizaje multi-instancia y los SVMs para tratar diferentes etiquetas de grano grueso sin la super- visión del investigador. El enfoque ha sido verificado con las actividades utilizadas por Bao et al.

[74]](#_heading=h.2pta16n) y finalmente adquirieron altas tasas de reconocimiento.

* + 1. *Métodos de clasificación basados en reglas*

La construcción de modelos de conocimiento y la inferencia basada en reglas son dos etapas principales para llevar a cabo métodos basados en reglas. La estructura de los modelos es construida por un árbol de decisión u ontología de manera que permite que los sistemas procesen automáticamente el razonamiento, mientras que la inferencia está hecha de un conjunto de reglas IF-THEN a partir de datos de entrenamiento o de posiciones ontológicas. Se utiliza para reconocer actividades complejas como la actividad en la vida diaria (ADL) en un entorno consciente del contexto.

El modelo de conocimiento se expresa en un lenguaje de representación del conocimiento o estructura de datos que permite al ordenador ejecutar las reglas semánticas. Los enfoques basados en el conocimiento consisten en enfoques basados en la sintaxis, la lógica y la ontología. El enfoque basado en la sintaxis utiliza la gramática que expresa la estructura basada en el modelado del lenguaje. Sigue una estructura jerárquica que contiene dos capas que son HMMs (Hidden Markov Models) y BNs (Bayes Networks) en la parte inferior y CFGs (Context Free Grammars) en la parte superior. Los métodos basados en la lógica, como la lógica de descripción (DL), describen entidades y luego crean reglas lógicas para el razonamiento de alto nivel. Entre los enfoques basados en el conocimiento, la ontología es el enfoque más flexible y ampliamente utilizado en la PARM de la IO debido a su reutilización, integridad computacional, capacidad de decisión y algoritmos de razonamiento práctico. El modelo se implementa en[[81,134-136]](#_heading=h.j8sehv) para el reconocimiento de actividades conscientes del contexto con la definición de conceptos, propiedades y relaciones, así como con el apoyo del razonamiento basado en ejemplos.

El lenguaje de ontología web (OWL) del W3C se adopta normalmente para la inferencia basada en reglas, ya que proporciona un formalismo expresivo para el modelado y la representación del conocimiento que soporta algoritmos de razonamiento computacional completos, decidibles y prácticos. Cada objeto en un entorno consciente del contexto puede considerarse un hecho, y las relaciones se representan entre actividades u objetos para el razonamiento basado en reglas en el motor de inferencia. A través de estas relaciones se infiere una situación relacionada con el medio ambiente. Tomemos la"cocina" por ex-amplia, la actividad incluye información ambiental, es decir, la ubicación es la cocina, los objetos son el cuchillo y la cacerola, el período de tiempo es de una hora, y las posturas simples del oc- cupant PA. La descripción lógica (DL) se define como:

*COOKING HASACTOR*.

(*PERSONA1PERSONA* 2 )*HASLOCATION* (*COCINA*)

debe etiquetarse con precisión, lo cual es un procedimiento tedioso y lento (puede llevar meses, dependiendo del tamaño de las muestras). En comparación con una amplia gama de experimentos y escenarios de aprendizaje supervisado, las investigaciones PARM en el aprendizaje no supervisado y semi supervisado son relativamente limitadas. Sólo unos pocos estudios se dedican al rendimiento de PARM a largo plazo en entornos naturalistas o seminaturalistas mediante el uso de múltiples sensores[[125.133]](#_heading=h.3qwpj7n) o teléfonos móviles[[137]](#_heading=h.3im3ia3). Casi ningún estudio sobre el uso de AP complejas utiliza aplicaciones que tengan en cuenta el contexto. Esto se debe a sus limitaciones intrínsecas, donde todavía existe una gran brecha teórica. En primer lugar, es difícil conocer los límites de clasificación correctos cuando se separan las características en diferentes grupos de AF. En segundo lugar, la mayoría de los estudios asumen que se conoce el número de conglomerados, a partir de la extensión de los tipos de AP. La configuración de números desconocidos de clústeres a menudo tiene consecuencias inestables, por lo que es difícil controlar la complejidad del algoritmo cuando se intentan diferentes selecciones iniciales. Ninguno: los enfoques menos rigurosos, semisupervisados y no supervisados son más útiles en la práctica cuando existen muchas incertidumbres. Resolver la complejidad y precisión de los algoritmos, o añadir PA más complejos.

es un tema desafiante que debe ser investigado más a fondo. Por otro lado, la inferencia basada en reglas no requiere de ninguna muestra de entrenamiento. El uso de la representación del conocimiento es inequívoco, compartible y reutilizable. La desventaja significativa es que las AP simples deben ser conocidas de nuevo de antemano para un mayor razonamiento basado en reglas, sin embargo, los métodos basados en reglas difícilmente pueden ser llevados a cabo si uno carece de parte de las condiciones de una regla. Del mismo modo, es imposible sacar conclusiones de las reglas en las que faltan datos de la capa de detección. Si los datos adquiridos del sensor están vacíos o son inexactos, las reglas no se ejecutarán o producirán resultados erróneos. A menudo se producen errores debido a las asincronías de los sensores o a la transmisión de la red en la práctica. Por lo tanto, sugerimos que los sistemas basados en reglas deben ser investigados más a fondo.

## Capa de aplicación

La PARM se ha aplicado en muchos campos relevantes de la salud, desde productos de seguimiento de actividades (por ejemplo, aplicaciones móviles y bandas de fitness) hasta intervenciones médicas (por ejemplo, control de las actividades de la vida diaria de las personas mayores y medición de enfermedades crónicas). En esta sección se presentan algunas de las aplicaciones PARM existentes a partir de aspectos del seguimiento de la condición física

*HASTIMEPERIODO* (1 HORA) *HASUTENSILIOS* (*SARTÉN)*

y monitoreo, AAL remoto, monitoreo remoto de la salud, diagnóstico y evaluación.

*HASPOSTURA* (*DE PIE*)(8)

donde la izquierda de la flecha se denomina condiciones, y la derecha se denomina conclusiones. se refiere a la inclusión de conceptos; se refiere a la intersección o conjunción de conceptos; y es restricción universal. La fórmula [(8)](#_heading=h.37m2jsg) es igual a la regla basada en DL definida como:

*Persona* (? *p1* ? *p2*), *hasLocation* (? *cocina*), *hasTimePeriode* (?1hour), *hasUtensils* (? *pan*), *hasPostture* (? *standing*)

*hasKitchenActivity* (? *p1* ? *p2*, ? *cocinar*)(9)

donde las clases se definen como "Persona", "Ubicación", "Período de tiempo", "Utensilios", "Postura" y "Actividad de cocina", las relaciones entre un individuo y su entorno se definen como "hasLocalización", "hasTi-mePeríodo", "hasUtensilios", "hasPeríodos", "hasPeríodos" y "hasKitchenActividad". Las instancias definidas entre paréntesis (por ejemplo, (?p1....?p2) o (?cocina), etc.) tienen el propósito de llevar a cabo este razonamiento.

*5.4. Discusión*

Los métodos de aprendizaje supervisado tienen fundamentos teóricos maduros y profundos, que proporcionan resultados confiables y estables para el PAMR, y por lo tanto han sido explorados por la mayoría de los estudios. Mientras que la mayor debilidad es requerir un gran número de muestras y establecer con anticipación las categorías apropiadas, los modelos estadísticos como el HMM deben ser entrenados en muestras suficientemente masivas. Además, cada muestra en aprendizaje supervisado

rehabilitación, alertas de emergencia y detección biomédica inteligente.

* 1. *Seguimiento móvil de la condición física*

PARM in fitness es una técnica relativamente madura y ampliamente comercializada que está diseñada para varios grupos de personas, desde ciudadanos mayores, pacientes con enfermedades crónicas hasta adultos sedentarios y físicamente activos. Hay muchas aplicaciones móviles populares (por ejemplo, Moves, Nike+ o Google fit) para dispositivos de fitness (por ejemplo, Fitbit o relojes inteligentes de algunos fabricantes de tecnología); el seguimiento automático con PA simple como *caminar*, *correr*, montar en *bicicleta*, *dormir*, etc. se han integrado en la vida cotidiana del público. Por otro lado, hay algunas compensaciones entre los tipos de AF, la posición de los dispositivos y la precisión de la re-concienciación. Los dispositivos/aparatos de los clientes existentes son de uso limitado debido a una serie de incertidumbres, como la colocación de los dispositivos móviles en diferentes partes del cuerpo, el consumo de batería, la capacidad o los ajustes intrínsecos del fabricante, mientras que los tipos de megafonía son bastante estrechos; la precisión y la exactitud también se ven cuestionadas. Se ha trabajado continuamente para mejorar todos estos aspectos.

*WISDM (Wireless Sensor Data Mining)*[[70]](#_heading=h.3bj1y38) es una plataforma típica que detecta las megafonía basada en los sensores de los teléfonos Android colocados en el bolsillo. Los datos se toman del acelerómetro, se investigan algunos AF repetitivos (por ejemplo, *caminar*, *trotar*, etc.) utilizando algoritmos de entrenamiento supervisado como J48, regresión lógica, perceptrón multicapa y hombre de paja. El resultado muestra que las escaleras ascendentes y descendentes son las más difíciles de reconocer. M. Shoaib et al.[[138]](#_heading=h.1xrdshw) ofrece una revisión exhaustiva de las posibilidades de la PARM de los teléfonos móviles. El experimento prueba el PA

(por ejemplo, *caminar, correr, etc.*) en escenarios de evaluación con acelerómetros, giróscopos integrados en un teléfono inteligente. La comparación de los resultados utilizando algunos clasificadores típicos de señales de la parte superior del brazo, la muñeca, el cinturón y el bolsillo derecho a través de cuatro grupos de características extraídas del dominio del tiempo y la frecuencia en los tres escenarios. Los resultados sugieren que cada sensor tiene un papel clave en diferentes actividades, y las posiciones sólo tienen una influencia limitada en los resultados de la clasificación.

* 1. *Vida cotidiana asistida por el ambiente*

El AAL se aplica en la vida diaria y en el entorno de trabajo de una persona para permitirle permanecer más tiempo activo, estar conectado socialmente y vivir de forma independiente hasta una edad avanzada. Cubre una serie de áreas de investigación, especialmente en el reconocimiento de ADL con el contexto y la situación de un individuo. AAL utiliza numerosos sensores ambientales y uno o varios sensores vestibles para comprender el comportamiento de un individuo en un entorno consciente del contexto. Por ejemplo, Tapia y otros[[139]](#_heading=h.4hr1b5p) instalaron 77 sensores ambientales simples y de bajo costo en los hogares reales de los ocupantes para la detección de ADL (es decir, para *cocinar* o *comer*). Se implementan redes bayesianas ingenuas como clasificadores de AP para el reconocimiento de ADL. Un punto a destacar en el trabajo es que el Método de Muestreo de Experiencias (ESM) se utiliza para etiquetar datos de sensores binarios, especialmente en un entorno de vida no controlado, donde las entradas de diario auto-reportadas en el asistente digital personal (PDA) pueden ser activadas cuando un usuario realiza un PA en sucesivas ventanas de tiempo. Sin embargo, el estudio también informa que la actitud del usuario hacia la ESM es que en la vida diaria no son muy positivos al responder a la computadora todo el tiempo y que el monitoreo tiene un impacto en sus comportamientos. Chern- bumroong y otros[[140]](#_heading=h.2wwbldi) proponen un método de reconocimiento ADL con combinaciones de características utilizando sensores pequeños y de bajo costo en la muñeca. Los datos se recogen de un entorno de vida libre de adultos mayores.

y señala que la precisión del reconocimiento puede mejorarse combinando los datos de los sensores de temperatura o los sensores del altímetro con el acelerómetro en el modelo SVM. Por otro lado, el *apósito* no se detecta bien con este modelo. IDSense[[61]](#_heading=h.1yyy98l) es una aplicación de interacción hombre-objeto de interior de movimiento y tacto con sólo etiquetas pasivas RFID, desarrollada por Li et al. El procedimiento de reconocimiento está en consonancia con los cambios en las señales de la capa física del canal de comunicación entre el lector RFID y las etiquetas pasivas. Con una precisión de más del 90%, el trabajo indica que el sensor RFID es una prometedora herramienta de reconocimiento de megafonía.

* 1. *Monitoreo remoto de la salud*

El interés especial en la PARM remota basada en el hogar es a menudo de importancia para las personas mayores o con enfermedades crónicas, así como para los cuidadores y médicos. Los patrones de AF pueden reflejar los estados físicos de los pacientes y, por lo tanto, el registro de estos datos de AF proporcionará a los médicos y cuidadores un método útil para una intervención y un diagnóstico precisos. Este trabajo[[43]](#_heading=h.2szc72q) presenta un sistema de monitoreo remoto en línea temprano para pacientes que usan acelerómetros 3D inalámbricos mediante el reconocimiento de megafonía simple, megafonía estática, am-bulación y megafonía anormal, etc. Los procedimientos de procesamiento y clasificación de datos se llevan a cabo en una pequeña unidad de cintura donde la batería y la capacidad serían limitadas. Además, el método de clasificación se aplica a través del umbral de un cálculo directo de la AME. Por lo tanto, el sistema en línea es de bajo coste de consumo, rápido y más útil en un entorno de vida libre. Hynes y otros[[141]](#_heading=h.1c1lvlb) implementan un sistema de monitoreo remoto a largo plazo basado en teléfonos inteligentes, tanto para los pacientes como para los cuidadores, que es capaz de mostrar los estados de AF (*caminando* o *descansando*), los niveles (alto, medio, bajo e inactivo) y las duraciones. La intensidad del PA se calcula a partir de la Función de Diferencia de Magnitud Promedio (Average Magnitude Difference Function, AMDF) y se evalúa en la colocación de la chaqueta, el cinturón y los pantalones. Los consumos de recursos también se consideran en el trabajo.

* 1. *Diagnóstico y rehabilitación*

Las tecnologías de la información y la comunicación pueden utilizarse para facilitar a los pacientes con enfermedades crónicas.

enfermedades a través de mediciones de PA en el hogar o en el hospital. En comparación con los cuestionarios convencionales o las pruebas de ejercicio manual (es decir, una prueba de caminata de 6 minutos), las evaluaciones objetivas de AF mediante el uso de tecnologías de monitorización y sensores inteligentes en los sistemas de diagnóstico y rehabilitación proporcionarán información particular para los médicos y cuidadores y, por lo tanto, potencialmente, ayudarán al bienestar del autocontrol, reducirán los costes sanitarios y evitarán las consecuencias indeseables, de forma personalizada para los diferentes pacientes de acuerdo con un período de análisis de la conducta. Li y cols.[[45]](#_heading=h.184mhaj) combinan datos de ECG y acelerómetro para categorizar la AF con fines de evaluación de la salud, rehabilitación e intervención. Un enfoque de extracción de características especiales propuesto en la integración del dominio del tiempo y el dominio del cepstral a partir de dos señales de sensor respectivamente; esto ilustra cómo aprovechar el ECG en PARM. COPDTrainer[[142]](#_heading=h.1c1lvlb) es un sistema inteligente basado en teléfonos para la detección y monitorización de ejercicios de rehabilitación (por ejemplo, extensión del brazo, círculo del codo, etc.) para pacientes con EPOC. Con una funda que lleva el teléfono en la muñeca y el tobillo, el sistema proporciona información en tiempo real sobre el rendimiento y la calidad del ejercicio a los usuarios mediante la comparación de un "modelo de enseñanza" y

"modelo de entrenamiento". La clasificación de los ejercicios está determinada por las características, la velocidad y la amplitud de movimiento. Este trabajo demuestra que el reconocimiento de los ejercicios de formación puede ser una forma posible de utilizar un único teléfono móvil. *mHealthDroid (Mobile Health Android)*[[143]](#_heading=h.3w19e94) es un marco de trabajo de código abierto diseñado para facilitar el desarrollo rápido y sencillo de aplicaciones biomédicas androides. La plataforma es capaz de recopilar datos a partir de la conexión de dispositivos comerciales heterogéneos tanto para señales de ambulación como biomédicas. También hay disponibles intervenciones de atención médica como alertas y guías. El aspecto más importante es su extensibilidad, que soporta diversos modos y formas de facilitar la implementación de nuevos sistemas para ahorrar tiempo y costes. Por ejemplo, mDurance[[144]](#_heading=h.2b6jogx), un sistema de apoyo sanitario móvil para la evaluación de la resistencia del tronco, se implementa en términos de las funcionalidades básicas de mHealthDroid.

* 1. *Sistema de emergencia*

El monitoreo de las actividades anormales es un tema importante en el cuidado de la salud de los ancianos, particularmente para aquellos que viven de manera independiente. Las caídas son la principal causa de ingresos hospitalarios de emergencia para las personas mayores, y retrasar el tratamiento y la atención influiría significativamente en los resultados a largo plazo. Otras actividades anormales, como ir al baño demasiadas veces por la noche, pueden predecir algunas enfermedades como la inflamación de la vejiga o la diabetes. Por lo tanto, los sistemas de emergencia inmediatos son esenciales para monitorear y detectar este tipo de AP anormal y así evitar secuencias adversas.

Duong et al.[[145]](#_heading=h.qbtyoq) proponen un esquema efectivo para detectar la ADL y la anormalidad mediante el uso de dos capas de conmutación del modelo semi- Markov oculto (S-HSMM) donde una ADL se divide en una serie de combinaciones atómicas de PA, mientras que la detección de la anormalidad se determina por la probabilidad de un parámetro del modelo normal y del modelo anormal. El estudio es una aplicación típica de secuencia de tiempo que trata el reconocimiento complejo de PA y la detección de anormalidades. En[[65] se](#_heading=h.1d96cc0) presenta otro sistema de monitorización y rescate de caídas que emplea los sensores incorporados en el bolsillo de un anciano y luego la información del GPS enviada a un centro de rescate a través de redes de comunicación 3G en tiempo real una vez que se produce la caída. El mecanismo de detección de caídas es a través de la verificación de una serie de características en estados secuenciales y su clasificación con SVM. También el smartphone como plataforma de procesamiento, gestiona bien los problemas de consumo y la tasa de reconocimiento.

* 1. *Detección biomédica inteligente*

Las tecnologías de detección y vigilancia biomédicas desempeñan un papel complementario importante en la RPA relacionada con la atención de la salud. Estos signos vitales pueden reflejar estados de salud humana y, por lo tanto, son proporcionados gradualmente por un enfoque alternativo con sistemas/aparatos de autogestión personalizados incorporados en los dispositivos móviles. Una variedad de condiciones individuales pueden ser manejadas con las tecnologías inteligentes de monitoreo y detección, tales como

espirometría[[7]](#_heading=h.2iq8gzs), detección de apnea del sueño[[9]](#_heading=h.3hv69ve) y signos de respiración y frecuencia cardíaca[[10]](#_heading=h.1x0gk37), etc., que pueden aumentar la eficiencia de los reconocimientos y estados físicos en términos de las intensidades de PA de las respiraciones y los latidos cardíacos. Vital-Radio[[10]](#_heading=h.1x0gk37) presenta un monitor inalámbrico y multiusuario de respiración y latidos del corazón que puede detectar diferentes tipos de PA en entornos inteligentes. Una investigación similar se investiga en el Wi-Breathe[[8]](#_heading=h.xvir7l) que es competente para medir las respiraciones sin contacto durante el *sueño, la lectura, la atadura, ver la televisión* y *acostarse*. SpiroSmart

[7]](#_heading=h.2iq8gzs) muestra una espirometría basada en el hogar utilizando una aplicación de bajo costo para teléfonos móviles con micrófono incorporado que el usuario puede exhalar hacia la pantalla mientras el micrófono graba los datos y los envía para ser evaluados. La aplicación también puede ser útil y común para el monitoreo de AF.

## Tendencias futuras de la investigación

La PARM que utiliza tecnologías de detección tiene enormes beneficios potenciales en el campo de la asistencia sanitaria, pero todavía existe un amplio consenso en que las tecnologías de IO están en sus inicios y se enfrentan a muchos retos para aplicarlas con éxito en la PARM debido a la necesidad de un entorno de vida libre, la monitorización del registro de la vida útil, la escalabilidad y la extensibilidad, el coste de los dispositivos y los tipos de megafonía var-ious, etc. Es preciso trabajar en el futuro para hacer frente a estos retos y examinar la idoneidad de las tecnologías PARM existentes para garantizar una buena adaptación al entorno de la IO.

* 1. *Entorno de vida libre*

En algunos trabajos se informa de que la precisión de los reconocedores de PA desciende drásticamente desde los entornos de laboratorio a los entornos de vida libre, donde hay elementos no controlados, como una vida útil corta de la batería o una pobre compatibilidad de los dispositivos y la necesidad de ejecutar algoritmos de aprendizaje de la máquina que consumen mucho tiempo. Otra cuestión clave es la variabilidad entre temas, lo que significa que diferentes personas realizan los mismos comportamientos de manera diferente. Una de las razones es debido a varias características físicas como la edad o el peso. Lo que es más importante, las incertidumbres normalmente ocurren de los tipos de AP, especialmente en las AP complejas (es decir, ADL o pelotas de juego). Como modelo matemático autónomo, no es muy eficaz cuando se reconoce el cambio en la secuencia de tiempo basado en un simple PA atómico debido a los patrones y plantillas inflexibles. La optimización de los algoritmos/estructuras/plataformas existentes puede mejorar la estabilidad en un entorno de vida libre.

* 1. *Registro de datos PA de los dispositivos/aparatos del cliente*

La recopilación eficaz de medidas de AF a largo plazo es beneficiosa para la investigación interdisciplinaria en el campo de la salud y la colaboración de médicos, investigadores y pacientes. Sin embargo, debido a la heterogeneidad de los dispositivos conectados y al rápido cambio de los diversos patrones de vida, el registro de la vida de la información de AF capturada por dispositivos/aparatos de terceros normalmente contiene mucha incertidumbre, lo que limita su adopción para estudios de atención de la salud. Muchos problemas han sido bien tratados en las aplicaciones de los clientes, como el almacenamiento, la duración de la batería y el coste, especialmente las aplicaciones móviles son baratas e incluso gratuitas. Sin embargo, los resultados de reconocimiento de AF que ofrecen los dispositivos móviles son muy divergentes, por lo que su información se vuelve dispersa, errónea y limitada para usos sanitarios. Por lo tanto, un manejo con incertidumbres y un aprovechamiento más eficaz de estos datos sería muy beneficioso para la PARM a largo plazo.

* 1. *Dispositivo de bajo coste*

La mayoría de los trabajos previos sobre la implementación de algoritmos y tramas PARM -trabaja con señales relativamente precisas y estables- ha utilizado dispositivos y sensores costosos para lograr una alta precisión de reconocimiento. Los dispositivos móviles baratos también han recibido mucha atención en los últimos años, tanto en el campo de la investigación como en el de la industria. Debido a su bajo costo y portabilidad, el seguimiento diario de todos los asistentes personales es posible. Uno de los problemas inevitables es el consumo de recursos (es decir, memoria y batería), especialmente en

sistemas PARM en línea donde el usuario puede obtener retroalimentación inmediata. La mayoría de los estudios mostraron la precisión en los ajustes fuera de línea, donde los datos se procesan de forma remota y la retroalimentación se proporciona después. Pocos sistemas móviles en línea han reportado sus demandas computacionales. Por lo tanto, podría haber una compensación entre la precisión del reconocimiento y los requisitos de procesamiento que deben investigarse más a fondo.

* 1. *Tipos de actividad física*

La PARM ha sido estudiada durante varias décadas, sin embargo, existe una gama de tipos de AP que no han sido o sólo han sido explorados por unos pocos estudios. Por ejemplo, los ejercicios de levantamiento de pesas son PAs esenciales que pueden traer beneficios considerables para el cuidado de la salud de varios grupos de personas. Sin embargo, el trabajo de investigación sobre tales PARMs es muy limitado e inmaduro. También, algunos otros PA de fitness (por ejemplo, *jugar al baloncesto* o *al tenis*) rara vez están involucrados. En comparación con los movimientos repetitivos (por ejemplo, *despertar*, *correr*) o las acciones sedentarias (por ejemplo, *estar de pie*, *sentarse*), las actividades son relativamente complejas y, por lo tanto, requieren técnicas más eficaces para llevarlas a cabo. Por otra parte, en el ámbito de la AAL, cada vez hay más investigaciones activas sobre el reconocimiento de actividades concurrentes e intercaladas, aunque todavía está en su infancia y se enfrenta a muchos desafíos. Por ejemplo, una persona puede estar *cortando alimentos* mientras *hierve agua* en una *cocción de* ADL. Además, el reconocimiento y la supervisión de múltiples usuarios y actividades también se encuentran en dificultades en este momento. A medida que se desarrollan las tecnologías de detección y las capacidades, el reconocimiento de tipos de AP más complejos sugiere oportunidades prometedoras. HMM y los campos aleatorios condicionales (CRF)[[109]](#_heading=h.3ls5o66) y los enfoques basados en el conocimiento[[146]](#_heading=h.3abhhcj) podrían ser técnicas útiles para tratar estas cuestiones.

* 1. *Alto volumen de datos*

Los dispositivos heterogéneos conectados en entornos de IO y la recogida de datos sobre la actividad física mediante el registro de la vida útil de los mismos impulsarán una gran expansión de los datos de las AP. Estos datos contienen no sólo un gran volumen de información de AF a largo plazo, sino también un contexto complejo, diverso y rico de otra información de salud. La incertidumbre de estos datos será mucho mayor que la del entrenamiento con datos de actividad física mediante los métodos clásicos de aprendizaje automático de las técnicas PARM. Mejorar de manera efectiva y eficiente la validez de estos datos de AF y explorar el conocimiento útil se convierte en una tarea difícil. Por lo tanto, será importante el trabajo de investigación sobre cómo explorar estos grandes datos de AP en entornos de IO para aportar inteligencia a la toma de decisiones clínicas y a la formulación de políticas más sólidas.

## Conclusión

Dada la importancia del Reconocimiento y Monitorización de la Actividad Física (PARM) para el apoyo sanitario de una variedad de enfermedades crónicas, la rehabilitación musculoesquelética, la vida independiente de los ancianos, así como los objetivos de aptitud física para los estilos de vida activos, se han dedicado una serie de estudios a las cuestiones cruciales de la PARM durante las dos últimas décadas. La contribución de este trabajo es desde la perspectiva de la Internet de los objetos (IO) que cubre secuencialmente la capa de detección, la capa de red, la capa de procesamiento y la capa de aplicación, resumiendo de forma distintiva y sistemática los dispositivos, métodos y entornos primarios de PARM existentes. Los sensores y dispositivos portátiles y portátiles, los métodos de procesamiento y clasificación/agrupación de datos de señales inerciales se describen y combinan a la luz de los tipos de actividad física, los sujetos, la precisión, la flexibilidad y la energía. También se presentan las aplicaciones típicas de investigación y proyectos relacionados con la PARM. Al final, se han analizado los retos y las posibles tendencias futuras y se han puesto de relieve los relacionados con la IO.

## Conflicto de intereses

Los autores declararon que no hay conflicto de intereses.

## Apéndice A

Véase el [cuadro 7](#_heading=h.kgcv8k).

**Cuadro 7**

Estudios de reconocimiento y monitorización de actividades basados en la estructura de la Internet de los objetos (Acelerómetro ACC; giroscopio; electrocardiografía ECG).

Obras Capa de detecciónRed

estrato

Procesamiento Capa delayer aplicación



position Network SegmentaciónDevice/s colocada /Característica s Classifier/Cluster Subjects detectadasactivities Precisión

[[39]](#_heading=h.3ep43zb) 1ACC Waist Sin mencionar

Características del dominio del tiempo y del dominio de la frecuencia

SVM, ANN,DT 20 jóvenes sanospeople Posturas, transiciones, caminar,

carrera, bicicleta, fútbol

En el laboratorio: 82-99% Fuera del laboratorio: 24-83%.

Comparación de los modelos de RAP dentro y fuera del laboratorio y las posibles soluciones propuestas

[[37]](#_heading=h.2fk6b3p) Cinemática ACOR

(1 3D ACC, 1 microcontrolador

día: cinturón; noche: chest Bluetooth Nomention DT 15 (9 pacientes con EPOC, 6

personas sanas)

Posturas, caminar, leer, ejercicios 77–94% Dispositivo simple y en tiempo real

La PARM se aplicó a la monitorización domiciliaria de pacientes con EPOC (enfermedad pulmonar obstructiva crónica).

[[36]](#_heading=h.40ew0vw) 1 3D ACC, 1 cámara portátil

PCA en el vientre; cámara colgada sobre el cuello

ZigBee, Wi-Fi, Bluetooth

FFT (media, energía, correlación)

SVMNomention corra, baje, suba, tome un ascensor, camine hacia adelante, camine hacia atrás, párese, siéntese, gire.

90–99% Aplicar en el entorno consciente del contexto para el monitoreo de90–99% la salud de los registros de vida.

[[31]](#_heading=h.2250f4o) 2 3D ACC, 1 sensor de ventilación

Acelerómetros: cadera, muñeca;

sensor de ventilación: abdomen

Sin mencionar

Dominio de tiempo (media

valor, DE, mediana, percentiles); dominio de la frecuencia (energía, entropía)

SVM 50people posturas saludablespeople , aspirar, andar en bicicleta, jugar con las pelotas, trabajar

89,3% sobre

promedio

Evaluar de manera efectiva y precisa

Gasto de energía del PA utilizando la técnica de fusión multisensor

[[16]](#_heading=h.2afmg28) 1 giroscopio en losshoe pies,knee sin mencionar

Sin mencionar Algoritmo basado en el conocimiento

10 personas capaces de caminar, 6 personas con movilidad reducida

Caminar sobre un terreno nivelado, subir y bajar por un camino empinado de adoquines, caminar sobre el césped, subir y bajar, pararse y bajar, doblar las rodillas, rotar

> Un96% sistema de control del ciclo de96% marcha de una neuroprótesis para caminar en tiempo real.

[147]](#_heading=h.1pgrrkc) 1 ACC 3D, 1 giroscopio 3D, 1 sensor magnético 3D.

Superior e inferiorlimb Bluetooth Kalman-filtering Modelado cinemático 8 hombreslimb Bluetooth Kalman-filtering sanos

(24-40 años)

movimiento circular, rectangular, alcance, mano a boca, flexión-extensión, elevación

95–98% Un sistema de captura de movimiento humano de bajo costo utilizado en el ámbito de la rehabilitación de accidentes cerebrovasculares en el hogar para medir diferentes circunstancias de95–98% movimiento.

[104]](#_heading=h.1nia2ey) Un ACC sísmico 3D, 3 giroscopios

Cinturón encendidowaist Sin mencionar

Estadísticas para cadaaxis 15 pacientes mayores de un año de edad

clínica de rehabilitación geriátrica (edad media)

81 años), 10 jóvenes sanos (edad media 37 años)

prueba de acostarse, sentarse, pararse y caminar (LSSW)

90–100% Detectar caídas a los lados de la cama para

ancianos y pacientes en un entorno de vida independiente con un método rentable

[148]](#_heading=h.49gfa85) 1 reloj con 1 ACC, 1 giroscopio, 1 iPhone 4

Cinturón en la cintura, muslo, pierna;

Sin mencionar

características autodefinidas basadas en cada período segmentado interpico

Bayes 49people Gestos, bebidas, golondrinas, masticadas, mordidas

79–95% Detectar la ingesta energética para el estudio de la obesidad mediante la detección continua y automática de los períodos de alimentación a lo largo del día.

[[74]](#_heading=h.2pta16n) ACCs Cadera derecha biaxial 5ACCs , muñecaACCs dominante,

brazo no dominante, tobillo dominante y muslo no dominante

Sin mencionar

Dominio del tiempo (suma, energía, media); FFT (componente DC, entropía)

algoritmos del vecino más cercano; dejar fuera el entrenamiento de un sujeto

20 personas (de 17 a 18 años)

48)

ambulación, postura, estiramiento, lavandería, cepillado de dientes, levantamiento de la silla, comer, beber, andar en bicicleta, leer, aspirar

43–97% Primer trabajo de acelerómetros inalámbricos que miden el PA en un entorno no controlado con el fin de evaluar la precisión del PA.

[[84]](#_heading=h.1idq7dh) Inercialsensors Arm Sin mencionar

Segmento SWAB; distancia euclídea

gestos deHMM interacción de objetos,

gestos de ingesta dietética

97.4–98.4% Facilitar el reconocimiento de AP y

aplicaciones context en la vida real

(*continúa en la página siguiente*)



**Cuadro 7** (*continuación*)

Obras Capa de detecciónRed

estrato

Procesamiento Capa delayer aplicación



position Network SegmentaciónDevice/s colocada /Característica s Classifier/Cluster Subjects detectadasactivities Precisión

[[43]](#_heading=h.2szc72q) 3D ACCunit Muñeca,arm ZigBee SMA,SVM Calcular ángulo

entre el vector del eje z y el vector gravitacional

6people Transiciones, caídas, caminatas, posturas estáticas, circuitos

83.3–95.6% Asistir a la supervisión remota para

la monitorización de la salud en términos de promover la longevidad de la vida útil de la batería y, por lo tanto, mejorar la usabilidad del sistema en la vida real

9ACCs Pecho, cintura, muslo derecho, tobilloACCs izquierdo

Sin mencionar

Segmentación de regresión múltiple HMM

Regresión HMM múltiple (MHMMR)

6 sujetos sanos de 25-30 años de edad, peso 55-70 kg.

Escaleras abajo, pararse, sentarse, sentarse, de sentarse a sentarse en el suelo, sentarse en el suelo, acostarse, acostarse, de acostarse a sentarse en el suelo, pararse, caminar, subir escaleras

82.3–98.5% Reconocimiento automático de PA

sin esfuerzos humanos en un entorno de monitorización sanitaria

[[45]](#_heading=h.184mhaj) 1 ECG, 1hip Bluetooth dominio deACC Lefthip Bluetooth Time y características dehip Bluetooth Cepstral

SVM,GMM 5 jóvenes sanos (13-20 años 2M, 3F)

Posturas, juegos, caminata rápida, caminata lenta, correr

79.3–97.3% Evaluación de la asistencia sanitaria y

intervención de rehabilitación

[[27]](#_heading=h.2nusc19) 5 ACCs, 1 collar de ECG

Pecho, tobillo, muslo, muñeca, cadera derecha

Red inalámbrica

Métodos de gasto energético específicos de cada actividad

15 jóvenes sanos (11M, 5F)

Sedentario, estilo de vida, deportes, correr

70–98% Comparación de números de sensores y posicionamiento para medir con precisión los tipos de PA y los gastos de energía con fines de70–98% salud y bienestar.

1. Giroscopios,ACCs Hombro,elbow no

alusión

Nomention Kalmanfiltering 8 flexión saludable depeople codo y hombro/

extensión, supinación/pronación del antebrazo, abducción del hombro

/adducción

95–99% Diagnóstico de trastornos neurológicos del movimiento, rehabilitación de lesiones y mejora del rendimiento atlético.

1. Un reloj con 1 ACC y 1 giroscopio

Wrist No

alusión

Nomention HMM 23subjects brazos de olas, verifiquen,

beber, coger los teléfonos de una mesa, estrechar la mano, movimientos naturales de los brazos al caminar

97,1% sobre

promedio

Ayudar a las personas a alcanzar sus objetivos de rendimiento y a reducir los malos hábitos mediante el reconocimiento del movimiento de los brazos.

[[46]](#_heading=h.3s49zyc) 1 3D ACC, carro metabólico

Izquierdahip No

alusión

Dominio del tiempo (media, SD, desviación)

Cluster de medios K, GMM

12 jóvenespeople Caminata saludablepeople ,run 90.8–94.3% Medir la intensidad del AF con variabilidad entre sujetos





## Referencias

1. [C.J. Caspersen, K.E. Powell, G.M. Christenson, Actividad física, ejercicio, y la aptitud física: definiciones y distinciones para la investigación relacionada con la salud, Público Rep. de Salud 100 (2) (1985) 126-131.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0005)
2. [M.A. Minor, J.E. Hewett, R.R. Webel, S.K. Anderson, D.R. Kay, Efficacy of physical](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0010)

[ejercicio de acondicionamiento en pacientes con artritis reumatoide y osteoartritis, Arthritis Rheum. 32 (11) (1989) 1396–1405.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0010)

1. [G.H. Guyatt, M.J. Sullivan, P.J. Thompson, E.L. Fallen, S.O. Pugsley, D.W. Taylor,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0015)

[L.B. Berman, The 6-minute walk: a new measure of exercise capacity in patients con insuficiencia cardíaca crónica, Can. Med. Asociación J. 132 (8) (1985) 919-923.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0015)

1. H. Amroun, Recognition of human activity using internet of things in a non-con- trolled environment, vol. 2016, no. Noviembre de 2016, págs. 13-15.
2. [D. Castro, Wearable-based human activity recognition using an IoT approach, J.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0025)

[Sens. Red del actuador 6 (4) (2017) 28.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0025)

1. C. Rodriguez, D.M. Castro, W. Coral, J.L. Cabra, N. Velasquez, J. Colorado, D. Mendez, L.C. Trujillo, sistema de IO para el reconocimiento de la actividad humana mediante BioHarness 3 y smartphone, en: Tratamiento Int. Conf. Futur. Distribución de Redes Syst. - ICFNDS '17,

2017, págs. 1 a 7.

1. E.C. Larson, M. Goel, G. Boriello, S. Heltshe, M. Rosenfeld, S.N. Patel, SpiroSmart, en: Proc. 2012 ACM Conf. Computadora ubicua. - UbiComp '12, no. Figura 1, 2012, p. 280.
2. R. Ravichandran, E. Saba, K. Chen, M. Goel, S. Gupta, S.N. Patel, WiBreathe:

Estimating respiration rate using wireless signals in natural settings in the home, vol. 16, 2015, pp. 131-139.

1. R. Nandakumar, S. Gollakota, N. Watson, Detección de apnea del sueño sin contacto en

teléfonos inteligentes, adentro: Proc. 13th Annu. Int. Conf. La mafia. Syst. Serv. Aplic. - MobiSys '15, 2015, pp. 45-57.

1. F. Adib, H. Mao, Z. Kabelac, D. Katabi, R.C. Miller, Smart homes that monitor breathing and heart rate, in: Proc. 33rd Annu. ACM Conf. Hum. Factores Informáticos. Syst. - CHI '15, 2015, pp. 837-846.
2. E.J. Wang, W. Li, D. Hawkins, T. Gernsheimer, C. Norby-Slycord, S.N. Patel, HemaApp, en: Proc. 2016 ACM Int. Jt. Conf. Computadora ubicua omnipresente. - UbiComp'16, 2016, pp. 593-604.
3. F. Paganelli, D. Giuli, An ontology-based context model for home health mon-

iteración y alerta en las redes de atención de pacientes crónicos, en: Proc. - 21st Int. Conf. Inf. avanzada Netw. Trabajo de aplicación. AINAW'07, vol. 1, no. Iccc, 2007, pp. 838-845.

1. [P.H. Veltink, H.J. Bussmann, W. de Vries, W.J. Martens, R.C. Van Lummel,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0065)

[Detección de actividades estáticas y dinámicas mediante acelerómetros uniaxiales, IEEE Trans. Rehabilitación. Eng. 4 (4) (1996) 375–385.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0065)

1. [G.M. Lyons, K.M. Culhane, D. Hilton, P.A. Grace, D. Lyons, A description of an técnica de monitorización de la movilidad basada en el acelerómetro, Med. Eng. Física 27 (6) (2005) 497–504.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0070)
2. [M. Luštrek, B. Kaluža, Detección de caídas y reconocimiento de actividades con máquina learning, Informatica 33 (2) (2009) 205-212.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0075)
3. [I.P.I. Pappas, M.R. Popovic, T. Keller, V. Dietz, M. Morari, Una fase fiable de la marcha sistema de detección, IEEE Trans. Sistema Neural Rehabilitación. Eng. 9 (2) (2001) 113–125.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0080)
4. [P.A. Costigan, K.J. Deluzio, U.P. Wyss, Rodilla, y cinética de cadera durante una escalera normal. escalando, Gait Post. 16 (1) (2002) 31–37.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0085)
5. [A. Salarian, H. Russmann, C. Wider, P.R. Burkhard, F.J.G. Vingerhoets,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0100)

[K. Aminiano, Cuantificación del temblor y la bradicinesia en la enfermedad de Parkinson usando un novedoso sistema de monitoreo ambulatorio, IEEE Trans. Biomed. Eng. 54 (2) (2007) 313–322.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0100)

1. [A. Moncada-Torres, K. Leuenberger, R. Gonzenbach, A. Luft, R. Gassert, Actividad clasificación basada en sensores de presión inerciales y barométricos en diferentes áreas.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0105)

[de los lugares más importantes, Physiol. Meas. 35 (7) (2014) 1245–1263.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0105)

1. [F. Bianchi, S.J. Redmond, M.R. Narayanan, S. Cerutti, N.H. Lovell, Barometric detección de eventos de caídas basada en la aceleración triaxial y la presión, IEEE Trans. Neural Syst. Rehabilitación. Eng. 18 (6) (2010) 619–627.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0110)
2. [S.A. Lowe, G. ÓLaighin, Monitoring human health behaviour in one's living en- vironment: a technological review, Med. Eng. Física 36 (2) (2014) 147-168.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0115)
3. [M. Altini, J. Penders, R. Vullers, O. Amft, Estimating energy expenditure using](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0135)

[acelerómetros de uso corporal: comparación de métodos, número de sensores y posición, IEEE J. Biomed. Curar. Inf. 2194 (c) (2014) 1-8.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0135)

1. [J.P. Giuffrida, A. Lerner, R. Steiner, J. Daly, Tarea de terapia de apoplejía de extremidades superiores discriminación mediante sensores de movimiento y electromiografía, IEEE Trans. Neural Syst. Rehabilitación. Eng. 16 (1) (2008) 82–90.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0140)
2. E.M. Tapia, S.S. Intille, W. Haskell, K. Larson, J. Wright, A. King, R. Friedman, Reconocimiento en tiempo real de las actividades físicas y sus intensidades mediante acelerómetros inalámbricos y un monitor de frecuencia cardíaca, en: 11º IEEE Int. Symp. Wearable Comput. 2007, págs. 1-4.
3. [S. Liu, R.X. Gao, D. John, J.W. Staudenmayer, P.S. Freedson, Multisensor data](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0155)

[fusión para la evaluación de la actividad física, IEEE Trans. Biomed. Eng. 59 (3) (2012) 687–696.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0155)

1. J. Mantyjarvi, J. Himberg, T. Seppanen, Recognizing human motion with multiple acceleration sensors, in: IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern. e-Systems e-Man Cybern. Cybersp., vol. 2, 2001, págs. 2-7.
2. [U. Maurer, A. Smailagic, D.P. Siewiorek, M. Deisher, Reconocimiento de actividades y usando múltiples sensores en diferentes posiciones del cuerpo, Int. Trabajo.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0165)

[Implante que se puede llevar puesto. Body Sens. Netw. (2006) 4–7.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0165)

1. D. Minnen, T. Starner, J.A. Ward, P. Lukowicz, G. Troster, Recognizing and dis- covering human actions from on-body sensor data, in: IEEE Int. Conf. Multimedios. Expo ICME, 2005, pp. 1545-1548.
2. [J.A. Ward, P. Lukowicz, G. Tröster, T.E. Starner, Reconocimiento de la actividad de montaje tareas utilizando micrófonos y acelerómetros corporales, IEEE Trans. Patrón Anal.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0175)

[Mach. Inteligente. 28 (10) (2006) 1553–1566.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0175)

1. [Y. Nam, S. Rho, C. Lee, Reconocimiento de actividad física usando múltiples sensores em- en un dispositivo portátil, ACM Trans. Incrustar. Comput. Syst. 12 (2) (2013) 1–14.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0180)
2. [B. Perriot, J. Argod, J.L. Pepin, N. Noury, Characterization of physical activity in Pacientes con EPOC: validación de un algoritmo robusto para mediciones actigráficas en situaciones de vida, IEEE J. Biomed. Curar. Inf. 18 (4) (2014) 1225–1231.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0185)
3. [M. Ermes, J. Pärkkä, J. Mäntyjärvi, I. Korhonen, Detección de actividades diarias y deportes con sensores portátiles en condiciones controladas e incontroladas, IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. 12 (1) (2008) 20–26.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0190)
4. [I.C. Gyllensten, A.G. Bonomi, Identificar los tipos de actividad física con una única y única actividad física.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0195)

[acelerómetro: evaluación de algoritmos de laboratorio en la vida diaria, IEEE Trans. Biomed. Eng. 58 (9) (2011) 2656–2663.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0195)

1. [D. Naranjo-Hernández, L.M. Roa, J. Reina-Tosina, M.Á. Estudillo-Valderrama, SoM: Un sensor inteligente para la monitorización de la actividad humana y el envejecimiento saludable asistido, IEEE Trans. Biomed. Eng. 59 (12 PARTE 2) (2012) 3177-3184.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0200)
2. [G. Spina, P. Casale, P.S. Albert, J. Alison, J. Garcia-aymerich, R.W. Costello,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0205)

[D. Leuppi, R. Mesquita, S.J. Singh, F.W.J.M. Smeenk, R. Tal-singer,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0205)

[E.F.M. Wouters, M.A. Spruit, A.C. Den Brinker, Identifying physical activity pro- en pacientes con EPOC utilizando modelos temáticos, IEEE J. Biomed. Salud Inf. 19 (5) (2015) 1567–1576.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0205)

1. [A.M. Khan, Y.K. Lee, S.Y. Lee, T.S. Kim, A triaxial accelerometer-based physical- reconocimiento de actividades mediante funciones de señalización aumentada y un reconocedor jerárquico, IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. 14 (5) (2010) 1166–1172.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0210)
2. [D.M. Karantonis, M.R. Narayanan, M. Mathie, N.H. Lovell, B.G. Celler, Implementación de un clasificador de movimiento humano en tiempo real usando una aceleración triaxial. erómetro para monitoreo ambulatorio, IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. 10 (1) (2006) 156–167.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0215)
3. [A. Godfrey, A.K. Bourke, G.M. Ólaighin, P. van de Ven, J. Nelson, Actividad clas- sificación mediante un acelerómetro tri-axial montado en el pecho, Med. Eng. Física 33 (9) (2011) 1127–1135.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0220)
4. [M. Li, V. Rozgić, G. Thatte, S. Lee, A. Emken, M. Annavaram, U. Mitra, D. Spruijt. Metz, S. Narayanan, Reconocimiento de la actividad física multimodal por fusión temporal e información cepstral, IEEE Trans. Sistema Neural Rehabilitación. Eng. 18 (4) (2010) 369–380.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0225)
5. [N. Alshurafa, W. Xu, J. Liu, M.-C. Huang, B. Mortazavi, C. Roberts, M. Sarrafzadeh,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0230)

[Diseño de un marco robusto de reconocimiento de actividades para la salud y los juegos de azar utilizando sensores portátiles, IEEE J. Biomed. Curar. Inf. 18 (c) (2013) 1–11.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0230)

1. A. Purwar, D. Do Jeong, W.Y. Chung, Activity monitoring from real-time triaxial accelerometer data using sensor network, in: Int. Conf. Control. Autom. Syst. 2007, págs. 2402-2406.
2. [A.M. Khan, Y.K. Lee, S. Lee, T.S. Kim, independiente de la posición del acelerómetro sistema de reconocimiento de la actividad física para la monitorización de la actividad a largo plazo en el el- de los Estados Unidos, Med. Biol. Eng. Comput. 48 (12) (2010) 1271–1279.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0245)
3. [A. Khan, M. Siddiqi, S.-W. Lee, Análisis exploratorio de datos de señales de aceleración para](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0250)

[seleccionar funciones ligeras y precisas para el reconocimiento de actividades en tiempo real en teléfonos inteligentes, Sensors 13 (10) (2013) 13099-13122.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0250)

1. [H. Martín, A.M. Bernardos, J. Iglesias, J.R. Casar, Registro de actividades con luz.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0255)

[técnicas de clasificación de peso en dispositivos móviles, Pers. Computadora ubicua. 17 (4) (2013) 675–695.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0255)

1. A. Environment, M.C. Mozer, That adapts to its inhabitants, 1998, pp. 0-4.
2. [B. Logan, J. Healey, M. Philipose, E.M. Tapia, S. Intille, A long-term evaluation of modalidades de detección para el reconocimiento de actividades, UbiComp 2007 Ubiquitous Comput. 4717 2007, págs. 483 y 500.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0265)
3. [H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, J. Liu, Survey of wireless indoor positioning](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0285)

[técnicas y sistemas, IEEE Trans. Syst. Hombre, Cybern. Parte C Aplicación Rev. 37 (6) (2007) 1067-1080.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0285)

1. M.A. Stelios, A.D. Nick, M.T. Effie, K.M. Dimitris, S.C.A. Thomopoulos, Una plataforma de localización de interiores para la vida cotidiana asistida por ordenador, en: Proc. 6ª Int. Conf. Adv. Mob. Comput. Multimedios. - MoMM '08, 2008, p. 178.
2. [L. Liao, D.J. Patterson, D. Fox, H. Kautz, Learning and inferring transportation rutinas, Artif. Inteligente. 171 (5–6) (2007) 311–331.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0295)
3. [M. Han, J. Bang, C. Nugent, S. McClean, S. Lee, A lightweight hierarchical activity de reconocimiento mediante sensores para teléfonos inteligentes, Sensors 14 (2014) 16181–16195.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0300)
4. H. Li, C. Ye, A.P. Sample, IDSense, in: Proc. 33rd Annu. ACM Conf. Hum. Factores Informáticos. Syst. - CHI'15, no. c, 2015, págs. 2555-2564.
5. [M. Philipose, K.P. Fishkin, M. Perkowitz, D.J. Patterson, D. Fox, H. Kautz,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0310)

[D. Hähnel, Inferring activities from interactions with objects, IEEE Pervasive Comput. 3 (2004) 50–57.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0310)

1. J. Wu, A. Osuntogun, T. Choudhury, M. Philipose, J.M. Rehg, A scalable approach to activity recognition based on object use, in: 11º Int. Conf. Comput. Visión,

ICCV 2007, IEEE, 2007, pp. 1-8.

1. H. Chen, F. Perich, T. Finin, A. Joshi, SOUPA : Ontología estándar para aplicaciones ubicuas y generalizadas.
2. [L.-J. Kau, C.-S. Chen, un teléfono inteligente basado en la detección de accidentes de caídas de bolsillo, posi- y sistema de rescate, IEEE J. Biomed. Curar. Inf. 19 (1) (2015) 44–56.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0325)
3. J. Rafferty, C. N.-I. Miembro, L. C.-I. Miembro, J. Qi, R. Dutton, A. Zirk, L.T. Boye,
4. Kohn, R. Hellman, NFC based provisioning of instructional videos to assist with instrumental activities of daily living, 2014, pp. 4131-4134.
5. [M. Kranz, A. Möller, N. Hammerla, S. Diewald, T. Plötz, P. Olivier, L. Roalter, The](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0335)

[mobile fitness coach: hacia una evaluación individualizada de las competencias mediante dispositivos móviles personalizados, Pervasive Mob. Comput. 9 (2) (2013) 203–215.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0335)

1. [C. Lu, L. Fu, Sólido reconocimiento de actividad consciente de la ubicación mediante sensor inalámbrico](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0340)

[en un hogar atento, IEEE Trans. Autom. Ing. Científico (2009) 598–609.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0340)

1. [J.-L. Reyes-Ortiz, L. Oneto, A. Samà, X. Parra, D. Anguita, Transition-aware human](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0345)

[reconocimiento de la actividad mediante smartphones, Neurocomputing 171 (2015) 754-767.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0345)

1. [J.R. Kwapisz, G.M. Weiss, S.A. Moore, Reconocimiento de la actividad utilizando el teléfono celular ac- celerómetros, ACM SIGKDDD Explor. Noticias 12 (2011) 74.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0350)
2. [S.E. Jian, H.U. Chen, Un sistema portátil de detección de caídas y alerta basado en k-NN](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0355)

[y medicina a distancia, China Commun. (abril) (2015) 23-31.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0355)

1. [E. Keogh, S. Chu, D. Hart, M. Pazzani, Segmenting time series: a survey and novel de los datos, Data Min. Bases de datos de series temporales (2003) 1-21.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0360)
2. J. Lester, T. Choudhury, A hybrid discriminative/generative approach for mod- eling human activities, en: Proc. 19th Int. Jt. Conf. Artefacto. Intell. 2005, págs. 766 a 772.
3. [L. Bao, S.S. Intille, Reconocimiento de actividad a partir de datos de aceleración anotados por el usuario, Computación omnipresente. (2004) 1–17.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0370)
4. [D. Krishnan, Narayananan Cook, Reconocimiento de actividad en la transmisión de datos de sensores, Pervasive Mob. Comput. 13 (9) (2012) 1133–1145.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0375)
5. [G. Okeyo, L. Chen, H. Wang, R. Sterritt, Segmentación dinámica de datos de sensores para reconocimiento de actividades en tiempo real impulsadas por el conocimiento, Pervasive Mob. Comput. 10 (2014) 155–172.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0380)
6. S. Kozina, M. Lustrek, M. Gams, Segmentación dinámica de la señal para la re-concienciación de la actividad, en: Tratamiento Int. Jt. ..., 2011, págs. 1-12.
7. Z. Yan, V. Subbaraju, D. Chakraborty, A. Misra, K. Aberer, Energy-efficient con- tinuous activity recognition on mobile phones: an activity-adaptive approach, en: 16º Int. Symp. Wearable Comput. 2012, págs. 17-24.
8. C. Lombriser, N. B. B. Bharatula, D. Roggen, G. Tröster, Reconocimiento de la actividad corporal

en una red de sensores dinámicos, en: Proc. ICST 2ª Int. Conf. Body Area Networks, 2007, pp. 1-6.

1. [D. Roggen, K. Förster, A. Calatroni, G. Tröster, The adARC pattern analysis ar- a detección para sistemas de reconocimiento de la actividad humana adaptativa, J. Ambient Intell. Humaniz. Comput. 4 (2) (2013) 169–186.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0400)
2. [L. Chen, C.D. Nugent, H. Wang, A knowledge-driven approach to activity re- cognición en hogares inteligentes, IEEE Trans. Knowl. Data Eng. 24 (6) (2012) 961-974.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0405)
3. T. van Kasteren, A. Noulas, G. Englebienne, B. Kröse, Reconocimiento preciso de la actividad

in a home setting, 2008, pp. 1-9.

1. I.E. Achumba, S. Bersch, R. Khusainov, D. Azzi, U. Kamalu, Activity classification, 2012, pp. 427-430.
2. [H. Junker, O. Amft, P. Lukowicz, G. Tröster, Gesture spotting with body-worn sensores inerciales para detectar actividades del usuario, Pattern Recognit. 41 (6) (2008)](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0420)

[2010–2024.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0420)

1. N.C. Krishnan, P. Lade, S. Panchanathan, Activity gesture spotting using a threshold model based on adaptive boosting, in: IEEE Int. Conf. Multimedios. Expo, ICME 2010, 2010, pp. 155-160.
2. K. Van Laerhoven, E. Berlin, y B. Schiele, "Enabling efficient time series analysis

para los datos de la actividad que se pueden llevar puestos, en: 8º Int. Conf. Mach. Aprende. ICMLA 2009, 2009, pp. 392-397.

1. [D. Bannach, P. Lukowicz, O. Amft, Rapid prototyping of activity recognition ap- aplicaciones, Computación Pervasiva. IEEE 7 (2) (2008) 22-31.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0435)
2. K. Van Laerhoven, E. Berlin, ¿Cuándo más pasó esto? Representación eficiente de la subsiguiente correspondencia de los datos de la actividad vestible, en: Proc. - Int. Symp. Computadora portátil. ISWC, 2009, págs. 101-104.
3. K. Oh, H.-S. Park, S.-B. Cho, Un sistema de compartición de contexto móvil que utiliza el reconocimiento de actividades y emociones con redes bayesianas, en: 7º Int. Conf. Inteligencia ubicua Comput. 7º Int. Conf. Auton. Confianza. Computadora, no. Im, 2010, pp. 244-249.
4. [N. Kern, B. Schiele, A. Schmidt, Detección del contexto de actividad multisensor para el desgaste. informática, Ambient Intell. (2003) 220–232.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0450)
5. Z. He, L. Jin, Activity recognition from acceleration data based on discrete consine transform and SVM, in: IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern. 2009, SMC 2009, no. Octubre de 2009, págs. 5041-5044.

93] [J.-Y. Yang, J.-S. Wang, Y.-P. Chen, Usando medidas de aceleración para la actividad](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0465)

[reconocimiento: un algoritmo de aprendizaje eficaz para construir clasificadores neuronales, Pattern Recognit. Lett. 29 (16) (2008) 2213-2220.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0465)

1. J. Wu, G. Pan, D. Zhang, G. Qi, Reconocimiento de gestos con acelerómetro 3D, pulg:

Proc. 6ª Int. Conf. Inteligencia ubicua Comput. 2009, págs. 25-38.

1. [O. Rioul, M. Vetterli, Wavelets and signal processing, IEEE Signal Process Mag. 8 (4) (1991) 14–38.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0480)
2. [E. Hankin. Monitoreo cardíaco ambulatorio. Control. Med. 41 (6) (1977) 341–345.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0485)
3. [M. Sekine, T. Tamura, T. Togawa, Y. Fukui, Clasificación de la aceleración de cintura en un registro continuo de caminatas, Med. Eng. Física 22 (4) (2000) 285-291.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0490)
4. [B. Najafi, K. Aminian, A. Paraschiv-Ionescu, F. Loew, C.J. Büla, P. Robert, Sistema ambulatorio para el análisis del movimiento humano mediante un sensor cinemático: Monitoreo de la actividad física diaria en personas mayores, IEEE Trans. Biomed. Eng. 50](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0500)

[(6) (2003) 711–723.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0500)

1. S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Schölkopf, K.-R. Muller, análisis discriminante de Fisher con núcleos, en: IEEE, 1999, págs. 41-48.
2. [S. Dolédec, D. Chessel, Entre y dentro de los grupos principales componentes ana- lyses, trabajo. Pap. (1997) 1–28.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0510)
3. Z. He, L. Jin, Activity recognition from acceleration data using AR model re- presentation and SVM, in: Int. Conf. Mach. Aprende. Cybern., no. Julio de 2008, págs. 12-15.
4. [F. Bagala, J. Klenk, A. Cappello, L. Chiari, C. Becker, U. Lindemann, Quantitative descripción del traslado desde la posición de reposo hasta la posición de bipedestación hasta la de marcha por un único cuerpo fijo sensor, IEEE Trans. Sistema Neural Rehabilitación. Ing. 21 (4) (2013) 624-633.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0520)
5. [S. Reddy, M. Mun, J. Burke, D. Estrin, M. Hansen, M. Srivastava, Using mobile](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0525)

[para determinar los modos de transporte, ACM Trans. Sens. Red 6 (2) (2010) 1-27.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0525)

1. [J. Fahrenberg, F. Foerster, M. Smeja, W. Müller, Assessment of postture and](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0530)

[motion by multichannel piezoresistive accelerometer recordings, Psychophysiology 34 (5) (1997) 607-612.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0530)

1. [J. Staudenmayer, D. Pober, S. Crouter, D. Bassett, P. Freedson, An artificial red neuronal para estimar el gasto energético de la actividad física e identificar tipo de actividad física de un acelerómetro, J. Appl. Physiol. 17 (2009) 1300–1307.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0535)
2. A. McCallum, D. Freitag, F. Pereira, Maximum entropy markov models for in- formation extraction and segmentation, in: Icml, 2000, pp. 1-26.
3. [E. Kim, S. Helal, D. Cook, Reconocimiento de la actividad humana y descubrimiento de patrones,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0545)

[Computación omnipresente. IEEE 9 (1) (2010) 48-53.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0545)

1. [Y. Lee, Reconocimiento de actividad usando modelos jerárquicos ocultos de markov en un smartphone con acelerómetro 3D, Hybrid Artif. Inteligente. Syst. (2011) 460–467.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0550)
2. [T.L.M. Van Kasteren, G. Englebienne, B.J.A. Kröse, Reconocimiento de actividades mediante Modelos semi-Markov sobre conjuntos de datos de hogares inteligentes del mundo real, Entornos 2 (2010)](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0555)

[311–325.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0555)

1. P. Natarajan, R. Nevatia, Modelos ocultos semi Markov acoplados para la re-concienciación de la actividad, en: Proc. IEEE Work. Motion Video Comput. 2007, p. 10.
2. [R.S. Safavian, D. Landgrebe, "A survey of decision tree classifier methodology,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0565)

[IEEE Trans. Syst. Hombre, Cybern. 21 (3) (1991) 660–674.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0565)

1. [J. Pärkkä, M. Ermes, P. Korpipää, J. Mäntyjärvi, J. Peltola, I. Korhonen, Activity utilizando datos realistas de sensores portátiles, IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. 10 (1) (2006) 119–128.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0570)
2. [M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, I.H. Witten, The WEKA](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0575)

[software de minería de datos, ACM SIGKDDD Explor. 11 (1) (2009) 10–18.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0575)

1. [J. Vandewalle, Los mínimos cuadrados soportan clasificadores vectoriales, Proceso Neural. Lett. 9 (3) (1999) 293–300.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0580)
2. D. Anguita, A. Ghio, L. Oneto, X. Parra, J.L. Reyes-Ortiz, Re-conocimiento de la actividad humana en smartphones utilizando una máquina vectorial de soporte de hardware multiclase. Conferenciante. Computadora Notes. Notas Inteligentes y Bioinformática), vol. 7657 LNCS, 2012, pp. 216-223.
3. [G.R. Naik, D.K. Kumar, Jayadeva, Twin SVM para la clasificación por gestos usando el método electromiograma de superficie, IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. 14 (2) (2010) 301–308.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0590)
4. [S. Paiyarom, P. Tungamchit, R. Keinprasit, P. Kayasith, Sistema de supervisión de actividades. utilizando el Dynamic Time Warping para las personas mayores y discapacitadas, Int. Conf. Comput. Control Comunitario (2009) 1–4.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0595)
5. M.H. Ko, G. West, S. Venkatesh, M. Kumar, Reconocimiento de contexto en línea en sistemas de sensores múltiples que utilizan distorsión dinámica del tiempo, en: Int. Conf. Inteligente. Sensores, Sens.

Inf. Redes Process, 2005, págs. 283 a 288.

1. R. Musculo, S. Conforto, M. Schmid, P. Caselli, T. D'Alessio, Classification of motor activities through derivative dynamic time warping applied on accelerometer data, in: Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Proc, 2007, págs. 4930-4933.
2. [A. Bulling, J.A. Ward, H. Gellersen, Multimodal recognition of reading activity in](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0610)

[tránsito con sensores corporales, ACM Trans. Percepción de aplicación 9 (1) (2012) 1–21.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0610)

1. T. Maekawa, S. Watanabe, Reconocimiento de actividad no supervisada con datos de las características físicas del usuario, en: Proc. - Int. Symp. Computadora portátil. ISWC, 2011, págs. 89-96.
2. [Y. Zhang, R. Jin, Z.H. Zhou, Understanding bag-of-words model: a statistical fra- mbito de trabajo, Int. J. Mach. Aprende. Cybern. 1 (1–4) (2010) 43–52.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0620)
3. T. Huỳnh, M. Fritz, B. Schiele, Discovery of activity patterns using topic models,

en: Proc. 10th Int. Conf. Computadora ubicua. (UbiComp '08), 2008, pp. 10-19.

1. [P. Palmes, H.K. Pung, T. Gu, W. Xue, S. Chen, Object relevance weight pattern minería para el reconocimiento y segmentación de la actividad, Pervasive Mob. Comput. 6 (1) (2010) 43–57.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0630)
2. [D. Wyatt, M. Philipose, T. Choudhury, Reconocimiento de actividad no supervisada utilizando](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0635)

[automáticamente el sentido común, Sensors 20 (1) (2005) 21-27.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0635)

1. T. Mitchell, A. Blum, Combining labeled and unlabeled data with co-training, en: Proc. Elev. Annu. Conf. Comput. Aprende. Theory, 1998, págs. 92-100.
2. M. Stikic, K. Van Laerhoven, B. Schiele, Exploring semi-supervised and active

aprendizaje para el reconocimiento de actividades, en: 12º IEEE Int. Symp. Wearable Comput. 2008, págs. 81-88.

1. D. Guan, W. Yuan, Y.-K. Lee, A. Gavrilov, S. Lee, Reconocimiento de actividades basado en

aprendizaje semi-supervisado, en: 13º IEEE Int. Conf. Incrustar. Computadora en tiempo real. Syst. (RTCSA 2007), no. 1, 2007, págs. 469-475.

1. T. Huỳnh, B. Schiele, Towards less supervision in activity recognition from wearable sensors, in: Proc. - Int. Symp. Computadora portátil. ISWC, 2007, págs. 3-10.
2. [M. Mahdaviani, T. Choudhury, Entrenamiento rápido y escalable de crfs semisupervisados](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0660)

[con aplicación para el reconocimiento de actividades, Infección Neural Avanzada. (2008) 1–8.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0660)

1. M. Stikic, B. Schiele, Activity recognition from sparsely labeled data using multi- instance learning, Lect. Computadora Notes. Notas inteligentes Bioinformática), vol. 5561 LNCS, 2009, pp. 156-173.
2. S. Knox, L. Coyle, S. Dobson, Using ontologies in case-based activity recognition, in: FLAIRS Conf. 2010, págs. 1-6.
3. [G. Meditskos, S. Dasiopoulou, I. Kompatsiaris, MetaQ: A knowledge-driven fra-](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0675)

[Trabajo para el reconocimiento de actividades conscientes del contexto combinando los patrones de actividad SPARQL y OWL 2, Pervasive Mob. Comput. (2015).](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0675)

1. [S. McKeever, J. Yeever, L. Coyle, C. Bleakley, Reconocimiento de la actividad mediante el uso del tiempo teoría de la evidencia, J. Ambient Intell. Entorno inteligente. 2 (3) (2010) 253–269.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0680)
2. [Y. Kwon, K. Kang, C. Bae, Aprendizaje no supervisado para el reconocimiento de la actividad humana.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0685)

[usando sensores de teléfonos inteligentes, Expert Syst. Appl. 41 (14) (2014) 6067-6074.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0685)

1. [M. Shoaib, S. Bosch, O. Durmaz Incel, H. Scholten, P.J.M. Havinga, Fusion of sensores de movimiento del smartphone para el reconocimiento de la actividad física, Sensores 14 (6) (2014) pp.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0690)
2. [E.M. Tapia, S.S. Intille, K. Larson, Reconocimiento de la actividad en el hogar mediante el uso de métodos sencillos y sencillos. y sensores ubicuos, Computación Pervasiva. 3001 (2004) 158–175.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0695)
3. [S. Chernbumroong, S. Cang, A. Atkins, H. Yu, Elderly activities recognition and](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0700)

[clasificación para solicitudes de vivienda asistida, Expert Syst. Appl. 40 (5) (2013) 1662-1674.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0700)

1. [M. Hynes, H. Wang, E. McCarrick, L. Kilmartin, Accurate monitoring of human Niveles de actividad física para el diagnóstico médico y la monitorización mediante el uso de productos disponibles en el mercado. teléfonos móviles, Pers. Computadora ubicua. 15 (7) (2011) 667–678.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0705)
2. G. Spina, G. Huang, A. Vaes, M. Spruit, O. Amft, COPDTrainer: a smartphone-

con retroalimentación acústica en tiempo real, 2013, pp. 597-606.

1. M.D. Oresti Baños, Rafael García, Juan A. Holgado-Terriza, C.V. Héctor Pomares,

Ignacio Rojas, Alejandro Saez, mHealthDroid: un marco novedoso para el desarrollo ágil de aplicaciones de salud móviles, en: Ambient Assisted Living and Daily Activities, Springer International Publishing, 2014, pp. 91-98.

1. [O. Banos, J.A. Moral-Munoz, I. Diaz-Reyes, M. Arroyo-Morales, M. Damas,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0720)

[E. Herrera-Viedma, C.S. Hong, S. Lee, H. Pomares, I. Rojas, C. Villalonga, MDurance: un nuevo sistema de salud móvil para apoyar la evaluación de la resistencia del tronco, Sensores (Suiza) 15 (6) (2015) 13159-13183.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0720)

1. T.V. Duong, H.H. Bui, D.Q. Phung, S. Venkatesh, Reconocimiento de actividad y detección de normalidad ab- con el modelo semi-Markov oculto de conmutación, en: Proc. Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. vol. I, 2005, págs. 838-845.
2. [J. Sí, G. Stevenson, S. Dobson, KCAR: Un enfoque basado en el conocimiento para la con- reconocimiento de la actividad actual, Pervasive Mob. Comput. 19 (2014) 47–70.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0730)
3. [H. Zhou, H. Hu, S. Member, Reducing drifts in the inertial measurements of wrist y los codos, IEEE Trans. Instrum. Meas. 59 (3) (2010) 575–585.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0735)
4. [Y. Dong, J. Scisco, M. Wilson, E. Muth, A. Hoover, Detectar los períodos de comer durante la vida libre siguiendo el movimiento de la muñeca, IEEE J. Biomed. Curar. Inf. 18 (4) (2014) 1253–1260.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0740)
5. [D. Trabelsi, S. Mohammed, F. Chamroukhi, L. Oukhellou, Y. Amirat, Un- enfoque supervisado para el reconocimiento automático de actividades basado en markov ocultos modelo de regresión, IEEE Trans. Autom. Ing. Científico 10 (3) (2013) 829–835.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0745)
6. [M. El-Gohary, J. McNames, Seguimiento del ángulo de la articulación del hombro y del codo con inercia](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0750)

[sensores, IEEE Trans. Biomed. Eng. 59 (9) (2012) 2635–2641.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0750)

1. [W. Shi, Z. Gao, S. Shah, X. Zhao, T. Feng, Acción continua de brazo de grano fino utilizando modelos de mezcla de espectro de movimiento, Electron. Lett. 50 (22) (2014) 1633–1635.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0755)

## Lecturas adicionales

1. [B. Coley, B. Najafi, A. Paraschiv-Ionescu, K. Aminian, Detección de escalada de escaleras](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0090)

[durante la actividad física diaria usando un giroscopio en miniatura, Gait Post. 22 (4) (2005) 287–294.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0090)

1. [H. Dejnabadi, B.M. Jolles, K. Aminian, A new approach to accurate measurement of uniaxial joint angles based on a combination of accelerometers and gyroscopes, IEEE Trans. Biomed. Eng. 52 (8) (2005) 1478–1484.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0095)
2. [G. Wu, S. Xue, Detector de caída portátil de preimpacto con sensores inerciales, IEEE Trans. Sistema Neural Rehabilitación. Eng. 16 (2) (2008) 178–183.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0120)
3. [H.J. Luinge, P.H. Veltink, Medición de la inclinación del movimiento humano mediante un sistema de medición en 3-D. acelerómetro con autocalibración, IEEE Trans. Sistema Neural Rehabilitación. Eng. 12 (1) (2004) 112–121.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0125)
4. [J.K. Lee, E.J. Park, S.N. Robinovitch, Estimación de actitud y aceleración externa.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0130)

[utilizando la medición de sensores inerciales durante varias condiciones dinámicas, IEEE Trans. Instrum. Meas. 61 (8) (2012) 2262–2273.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0130)

30] [T. Choudhury, J. Hightower, A. Lamarca, L. Legrand, A. Rahimi, A. Rea,](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0150)

[B. Hemingway, K. Koscher, J.A. Landay, J. Lester, D. Wyatt, An embedded activity sistema de reconocimiento, IEEE Pervasive Comput. 7 (2) (2008) 32–41.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0150)

47] [J. Merilahti, P. Viramo, I. Korhonen, Wearable monitoring of physical functioning and disability changes, circadian rhythms and sleep patterns in nursing home re- sidents, IEEE J. Biomed. Curar. Inf. 2194 (c) (2015).](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0235)

54] [D. Ding, R.A. Cooper, P.F. Pasquina, L. Fici-Pasquina, Tecnología de sensores para hogares inteligentes, Maturitas 69 (2) (2011) 131-136.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0270)

[55]

K. Wongpatikaseree, M. Ikeda, M. Buranarach, T. Supnithi, A.O. Lim, Y. Tan, Reconocimiento de actividades mediante el uso de ontología de infraestructura consciente del contexto en el dominio del hogar inteligente, en: Séptimo Int. Conf. Conocimiento, Inf. Creador. Support Syst. 2012, págs. 50-57.

[56]

V. Guralnik, K.Z. Haigh, Learning models of human behaviour with sequential patterns, 2002, pp. 24-30.

[92]

1. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, M.M.L. Littman, Activity recognition from accel- erometer data, in: Proc. Natl...., 2005, págs. 1541-1546.

94] [Y.-J. Hong, I.-J. Kim, S.C. Ahn, H.-G. Kim, Sistema móvil de monitorización de la salud basado en el reconocimiento de la actividad mediante acelerómetro, Simul. Modelo. Pract. Teoría 18 (4) (2010) 446-455.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0470)

99] [M. Sekine, T. Tamura, M. Akay, T. Fujimoto, T. Togawa, Y. Fukui, Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis, IEEE Trans. Sistema Neural Rehabilitación. Eng. 10 (3) (2002) 188–196.](http://refhub.elsevier.com/S1532-0464(18)30176-X/h0495)