# **ESTADO DEL ARTE CIENTÍFICO**

## ***ENLACE DEL ARTÍCULO***

**Artículo de referencia:** <https://doi.org/10.3390/electronics11010155>

## ***TRADUCCIÓN***

**Título del artículo:** Hacia el Estrés Humano y Reconocimiento de Actividad: Una Revisión y un Primer Aprovechamiento Basado en Wearables de Bajo Coste

**Resumen:** Detectar el estrés cuando se realizan actividades físicas es un interesante campo que ha recibido relativamente poco interés por la investigación hasta ahora. En este paper, damos un primer paso para solucionar esto, a través de una exhaustiva revisión y el diseño de una red de área corporal (BAN) de bajo coste hecha con un conjunto de wearables que permiten tomar medidas fisiológicas y movimientos humanos de forma simultánea. Hemos usado cuatro wearables distintos: OpenBCI y otros tres hardwares libres con diseños hechos a medida que comunican vía bluetooth de baja energía (BLE) a un ordenador externo -siguiendo el concepto de Edge-computing- que aloja aplicaciones para sincronización de datos y almacenamiento. Hemos obtenido un gran número de medidas fisiológicas (electroencefalograma (EEG), electrocardiografía (ECG), frecuencia respiratoria (BR), actividad electrodérmica (EDA), y temperatura corporal (ST)) con las que hemos analizado estados internos en general, pero con un enfoque en el estrés. Los resultados muestran la fiabilidad y viabilidad de la red de área corporal (BAN) propuesta de acuerdo a la duración de la batería (superior a 15 horas), el ratio de pérdida de paquetes (0% para nuestros diseños hechos a medida), y la calidad de la señal (relación señal-ruido (SNR) de 9’8 dB para el circuito ECG, y 61’6 dB para la EDA). Además, conducimos a un experimento preliminar para calibrar las principales características del ECG para la detección del estrés durante el descanso.

**Palabras clave:** wearable; emoción; estrés; reconocimiento de actividad humana; EDA; ECG; EEG; BR; ST; unidades de inercia.

### Introducción

El mercado de la tecnología wearable ha proliferado durante la última década, junto con el desarrollo del Internet de las Cosas (IoT), y esta tendencia no tiene visos de remitir (https:

//www.grandviewresearch.com/industry-analysis/global-wearable-sensor-market, visitado el 24 de noviembre de 2021). El análisis de los movimientos humanos (HMA) usando sensores de inercia wearables ha llegado a ser un nuevo punto de investigación debido a su amplio uso en una gran variedad de dominios de aplicación como la asistencia sanitaria, el seguimiento deportivo, el fitness, el diseño de videoconsolas, y hogares inteligentes. La atención se ha centrado especialmente sobre los beneficios que estos dispositivos tienen en la salud de las personas [1]. Varios estudios han demostrado su eficacia controlando el peso de las personas [2], creando una adhesión con la actividad física (PA) [3-5], regulando la intensidad de la PA; especialmente para aquellos que han sufrido insuficiencias cardíacas [6], evaluando ejercicios de rehabilitación [7,8], reduciendo el comportamiento sedentario (SB) [9] para ancianos [10,11], etc.

Nosotros estamos interesados en medir el estrés psicológico inducido en señales fisiológicas cuando la gente realiza diferentes actividades. La información resultante podría ser usada para adaptar el nivel o la intensidad de la actividad realizada, o cambiar las condiciones ambientales cuando sea posible. Aplicado a la PA, por ejemplo, el objetivo debería ser crear una adhesión a ciertos programas, incrementando el tiempo de ejercicio, y reduciendo el SB adaptando dinámicamente la intensidad del ejercicio y/o añadiendo elementos motivadores en el entorno.

El reconocimiento de emociones y la detección de HMA podrían requerir dispositivos wearables que contengan elementos sensibles al movimiento (como unidades inerciales), y circuitos específicos que midan sutiles cambios fisiológicos en señales bio-eléctricas causadas por variaciones en el estado emocional. Detectar el estrés mientras se realizan actividades físicas ha recibido un creciente interés en los últimos años y esto es un tema de investigación emergente. Las aplicaciones reales implican el desarrollo de tareas que pueden llegar a ser muy desafiantes. Los retos pueden resumirse como los siguientes:

* La necesidad de un marco de trabajo de bajo coste con un diseño que permita capturar señales fisiológicas y movimientos humanos a través de wearables a la vez. Los datos generados y recogidos juegan un papel fundamental en la respuesta al estrés. Por lo tanto, la calidad de los datos es esencial para asegurar la mejor información posible.
* Como la red de área corporal genera grandes cantidades de datos, la necesidad de gestionar y mantener estos conjuntos de datos es de gran importancia.
* La valoración de un amplio rango de señales fisiológicas podría ayudar al mejor entendimiento de los mecanismos de respuesta al estrés con diferentes personas y situaciones.
* Los resultados experimentales validan la propuesta mediante el análisis de algunas características funcionales como la calidad de la señal, la tasa de pérdida de paquetes, y la duración de la batería.
* Un estudio preliminar se lleva a cabo con el fin de extraer las principales características de ECG para la detección del estrés durante el descanso.

El resto de este paper está organizado de la siguiente forma. Una revisión del trabajo relacionado se presenta en la Sección 1.1. Entonces, los detalles de nuestra BAN propuesta se introducen en la Sección 2. La Sección 3 describe la metodología, mientras que los resultados y los debates son presentados en la Sección 4 y la Sección 5, respectivamente. Finalmente, la última sección concluye este paper y sugiere algunos trabajos para el futuro.

#### Trabajos relacionados

##### Análisis del movimiento humano (HMA)

La taxonomía de las aplicaciones para HMA incluye (1) la medición de movimientos, o (2) su clasificación. Anteriormente, las medidas cinemáticas de diferentes partes del cuerpo, como la velocidad, la aceleración, o la orientación, eran obtenidas evaluando la amplitud del movimiento (ROM), la intensidad del ejercicio físico, su calidad, u otras características. Recientemente, el objetivo es detectar o identificar el movimiento humano o la actividad.

En las extremidades superiores, los lugares típicos incluyen colocar la unidad de inercia en un guante, en un reloj, o en un brazalete, para detectar el movimiento de los dedos, manos o brazos, respectivamente. En las extremidades inferiores, estos dispositivos pueden ser integrados en la plantilla de un zapato, colocados en el tobillo, pantorrilla, y/o muslo, y son muy útiles para detectar desplazamientos a diferentes velocidades o para el análisis de la calidad de la caminata. En el tronco, estudios han colocado los wearables en diferentes posiciones de la espalda, pecho, cintura o cadera para identificar actividades como la caminata, correr, tumbarse, estar de pie, etc. Finalmente, en la cabeza, normalmente se incluyen en una diadema o se colocan detrás de las orejas [12].

PA es un ejemplo de actividad humana que puede ser clasificada dentro de cuatro grupos dependiendo de su intensidad: muy baja, baja, media, y alta [13]. Acostarse, comer, andar o correr son ejemplos de actividades ordenadas desde muy baja a alta intensidad. Otras actividades pueden ser consideradas de transición. Por ejemplo, acostarse en la cama o no moverse del sitio son dos actividades de muy baja intensidad, mientras que levantarse es una transición entre ellas.

Las tablas 1 y 2 resumen una revisión de trabajos recientes, ordenados por año de publicación, relacionadas con el reconocimiento de la actividad humana mediante wearables, mientras la Figura 1 representa algunas conclusiones relevantes. En general, la mayoría de los estudios han detectado un número variable de actividades humanas, desde una a nueve, incluyendo la identificación de deportes [14-16], actividades de la vida diaria (ADL) [17-19], también con actividades caseras [20] como lavar, poner objetos en estanterías, barrer, planchar, pasar la aspiradora, conducir, etc. En la mayoría de los estudios, las acciones típicas que se intentarían llevar a cabo son: andar, trotar, estar de pie, sentarse, acostarse, ponerse de cuclillas, subir/bajar las escaleras, correr, entre otras. Algunos papers también incluyen el reconocimiento de la tos [21] o de fases asociadas al consumo de alcohol [22]. Solo un pequeño número de estudios incluyen un gran número de actividades (>20) [23,24].

[TABLA 1]: Descripción de estudios seleccionados para la identificación de HMA.

[FIGURA 1]: Representación de (a) el número de IMUs incluidos en la revisión literaria, (b) las actividades humanas más comunes detectadas, y (c) los lugares de colocación habituales de los sensores.

[TABLA 2]: Descripción de estudios seleccionados para la identificación de HMA.

Detectar movimientos de los humanos mediante wearables se logra principalmente mediante acelerómetros [30-32], unidades de inercia, que incluso incluyen giroscopios y magnetómetros [16,27], o el uso de smartphones o smartwatches [36,38], que integran todos estos elementos. Otros estudios también han analizado el uso de un conjunto de sensores de presión colocados en una plantilla de zapato [19] o integrados en un brazalete, para detectar movimientos de las extremidades superiores [22]. Por parte de las variables fisiológicas, tales como la actividad muscular [14], la respiración [35,37], y el ritmo cardíaco [21,32,36], también han demostrado su efectividad para medir la intensidad de la actividad y aprobar la detección de la actividad humana en general. Muchos wearables comerciales usan el ritmo cardíaco (HR) basado en un circuito de fotopletismografía (PPG) integrado en un smartwatch [41], que ayuda a mantener el HR bajo un limite máximo durante la PA y es especialmente útil para personas que han sufrido fallos cardíacos [6].

Más de la mitad de los estudios analizados consideran usar solo un elemento inercial, mientras que menos de un 13% de ellos usan cuatro o más unidades de inercia. También analizamos la frecuencia de ubicación de estos wearables. La posición preferida era la de la muñeca [24], tobillo [26], muslo [15] o pecho [37].

Los resultados mostraron que la precisión era alta en general, en el rango [80%-100%) [28,29] usando una amplia variedad de clasificadores. Tradicionalmente, varios métodos desde el campo del procesamiento de señales se han aprovechado para destilar los datos recogidos por los sensores. Estos han incluido k-NN [14,30,33,35], bosque aleatorio (RF), árboles de decisión (DT) [20,38], modelo de mezcla gaussiana (GMM) y modelos ocultos de Markov (HMM) [16,24] o incluso modelos basados exclusivamente en umbrales [29], todo ello requiere conocimiento experto específico del dominio para procesar datos en bruto. La ingeniería de características se requiere para encajar un modelo y esto es caro y no escalable. Deep learning, especialmente CNN, que puede aprender automáticamente características intrincadas de la actividad, ha ganado mucha atención en la tarea de HMA. Actualmente hay dos enfoques para la última línea de trabajo de los cuales [37,39] emplean directamente los datos en bruto recogidos por sensores para la extracción automatizada de características usando la red neuronal profunda y de aquellos [40] que representan los datos de las series temporales en un espacio modificado que hace el proceso de extracción de características más fácil al reducir los efectos del ruido o las variaciones aleatorias.

El número de participantes enrolados en estos estudios varió mucho. Más de 150 personas tomaron parte en [24], mientras otros estudios realizaron el experimento con muchos menos sujetos (<3) [14,17,34]. Había un número medio de 10 participantes en los estudios seleccionados en las Tablas 1 y 2. Investigadores han creado varios conjuntos de datos de referencia públicos para probar algoritmos de machine learning en tareas HMA. Los siguientes son ejemplos de estos conjuntos de datos:

* UCI-HAR Dataset [42]: Esta fue recogida por la Universidad de California Irvine. Las seis actividades ADL realizadas en un escenario supervisado fueron estar de pie, acostarse, caminar, subir y bajar escaleras. Los datos fueron coleccionados mediante el triaxial de velocidad angular.
* OPPORTUNITY Dataset [43]: El proyecto fue dirigido por la Universidad de Sussex. Ellos costruyeron un entorno rico en sensores consistente en sistemas de 15 sensores inalámbricos y cableados. Como resultado, coleccionaron datos de 17 actividades matinales.
* PAMAP2 Dataset [44]: Esta fue recogida por el Departamento de Visión Aumentada del Centro Alemán de Investigación de la Inteligencia Artificial. Los investigadores grabaron 18 actividades incluyendo caminar, montar en bici, saltar a la comba, etc. Todos los sujetos llevaban tres IMUs y un monitor del pulso cardíaco.
* UniMib-SHAR Dataset [45]: Esta fue recogida por la Universidad de Milán-Bicocca. Las muestras fueron adquiridas mediante un smartphone con el sistema operativo Android. Todo el conjunto de datos fue diseñado para monitorear la actividad humana y detectar caídas. Un total de 30 voluntarios contribuyeron con 11711 muestras.

##### Detección del Estrés

El estrés fisiológico puede definirse como “un estado de tensión o esfuerzo mental o emocional resultante de circunstancias adversas o exigentes” que llevadas al extremo producen angustia. Como otros tipos de emociones, el estrés puede ser definido mediante el modelo circumplejo [46], que mantiene que cualquier emoción puede ser representada en un espacio N-dimensional, donde dos de los ejes de coordenadas explicarían la mayoría de las variaciones emocionales. Estos ejes son llamados *valencia* y *excitación* [47]. Valencia está relacionada con el placer y varía desde valores pequeños (muy desagradable) a valores altos (muy agradable). Excitación está relacionada con la intensidad de la emoción, que va desde muy baja a muy alta.

Las emociones tienen su origen en el cerebro, pero pueden afectar indirectamente a otras señales fisiológicas [48]. Concretamente, el estrés produce un incremento de la actividad eléctrica del sistema nervioso simpático (SNS), que junto con la inhibición del sistema nervioso parasimpático (PSNS), produce cambios en el ritmo cardíaco (HR), en el ritmo de la respiración (BR), en la actividad electrodérmica (EDA) y en la temperatura corporal (ST). Varios papers han analizado directamente emociones mediante EEG [49-53] o estudiaron sus efectos sobre variables como la HR [54,55], la EDA [55,56], la BR [57] o la ST [56]. Combinando varias de estas señales en un enfoque multimodal se puede beneficiar la precisión de la detección [58]. La detección varía dependiendo del número de emociones detectadas, de las características extraídas y del método de clasificación. Una revisión relativamente reciente [59] encontró que la detección de emociones basada en señales EEG podría lograr una precisión del 88’86% para las cuatro clases de emociones. Las mediciones multimodales basadas en ECG, EMG, y otras señales biológicas lograron el 79’3% para los cuatro estados emocionales. Otras técnicas tratan con la clasificación de emociones basada en el uso de imágenes o del diálogo. Todos los frames de los datos visuales son analizados para extraer ciertas características (como puntos de referencia anatómicos). Estas características faciales son entonces utilizadas para entrenar clasificadores siguiendo el sistema para estimar emociones con una precisión del 89% [59]. El análisis del diálogo o la voz puede ser usado como una herramienta de diagnóstico para identificar frustración y estrés, pero la precisión (80’46% para felicidad y tristeza) no es comparable con EEG o los puntos de referencia faciales [59].

La Tabla 3 resume algunos estudios recientes encontrados en la literatura científica sobre diferentes técnicas usadas para detectar el estrés y ordenados en orden ascendente según el año de publicación. La señal más analizada fue la EDA [60-65] que es más eficiente cuando se obtiene de los dedos de la mano izquierda [66]. Cuando se utilizaron solo las características de la EDA, la precisión obtenida fue generalmente alta. Por ejemplo, en [61], para un clasificador de cuatro clases, asociado con los cuadrantes del modelo dimensional para emociones (alta valencia y excitación-HVHA, baja valencia y excitación-LVLA, alta valencia y baja excitación-HVLA, y baja valencia y alta excitación-LVHA), la precisión fue del 82%. Con una clasificación binaria (estrés, no estrés) [65] se pudo lograr mayor precisión (91%). El estrés provoca un incremento de los impulsos eléctricos hacia las glándulas sudoríparas que producen cambios en la conductancia de la piel. En [67] los autores encontraron que la característica más consistente para la EDA era la función conductora dada por Ledalab [68] (una interfaz gráfica de Matlab para el análisis de EDA), que se obtiene aplicando un proceso de deconvolución. Otros estudios solo han usado características de HR, derivadas de señales PPG y/o ECG [69], o características EEG [70], con una precisión del 86’9% o 97’95%, respectivamente.

Las mayores precisiones pueden ser logradas mediante la combinación de EDA con otras señales fisiológicas. En [64], los autores proponen un experimento para evaluar diferentes configuraciones de coches con un simulador con EDA, ECG y seguimiento de ojos (ET). Los resultados mostraron que la precisión era del 72% debido principalmente a la EDA porque no había significantes cambios en HR o el tamaño de las pupilas durante el experimento. En [63] los autores obtuvieron una precisión del 92% para detectar el estrés mediante EDA, PPG y ACC con un clasificador SVM. Curiosamente, en este trabajo, la detección del estrés era combinada con la identificación de otras PAs.

[TABLA 3]: Descripción de los estudios seleccionados para la detección del estrés.

### La red de área corporal propuesta

El objetivo de la red de área corporal propuesta, con múltiples sensores que miden señales fisiológicas y cinéticas corporales es integrar y correlacionar los datos adquiridos para observar la evolución del estrés durante diferentes PAs.

La red de área corporal está prevista para fines de investigación, dando preferencia a la colección de señales en bruto para su posterior análisis. El conjunto final seleccionado de señales -tanto fisiológicas como IMU- y wearables puede ser menor que las presentadas.

#### Diseños de Hardware

Diseñamos una red de área corporal (BAN) con cuatro dispositivos wearables para capturar los movimientos humanos y las señales fisiológicas, ambas a la vez. Un total de diez mediciones diferentes obtenidas con una red desplegada sobre el cuerpo: cuatro medidas de movimiento desde las IMUs ubicadas en la muñeca, tobillo, pecho y cabeza; el ST obtenido desde la muñeca; el EDA en las falanges medianas; un monocanal ECG, con electrodos colocados en el pecho; frecuencia respiratoria (BR) con un sensor colocado en una máscara de oxígeno; un EEG de ocho canales. Adicionalmente, la temperatura ambiente (Ta) podría ser registrada también por tres de esos dispositivos, los cuales deben ser útiles para detectar cuando la actividad se realiza en el exterior [76].

Tres de los cuatros dispositivos están basados en el Arduino Nano 33 IoT, el cual corre a 3.3V y cuenta con una IMU con un acelerómetro y giroscopio de 3 ejes, un sensor de temperatura ambiente, hasta con 6 canales de de 12 bits con un convertidor analógico-digital (ADC), y un circuito de bajo consumo de comunicación inalámbrica con bluetooth de bajo consumo (BLE) (el chipset BLE en Arduino Nano 33 IoT tiene -88 dBm en su sensibilidad del receptor y su poder de transmisión es de 5 dBm; por otra parte, el chipset de la Raspberry-Pi-4-model-B-BLE tiene -96’5 dBm en su sensibilidad del receptor y su poder de transmisión es 8’5 dBm).

El diseño más sencillo se llama “Type 1”, el cual solo registra movimientos del cuerpo a través de la IMU incluida en la propia Arduino Nano. Los dos otros diseños también toman mediciones fisiológicas. El “Type 2” incluye circuitos para ST y EDA, mientras que el “Type 3” mide ECG y BR (Figura 2). Para registrar las señales fisiológicas, dos canales adicionales analógico-digital de la Arduino Nano son usadas en ambos wearables. Todas las fundas de los wearables tienen el mismo tamaño: 57 x 39 x 19 mm, estos pesaban aproximadamente 45 g, y hechos de PLA, el cual es un material biocompatible. Los esquemas pueden ser encontrados en la sección de material complementario o en GitHub (<https://github.com/TAIS-RG/aai-wearables>, accedido el 28 de diciembre de 2021).

[FIGURA 2]: Ejemplos de dos de nuestros diseños de wearables propuestos. (**a**) Dispositivo que graba las señales EDA y ST (Type 2). Esta es una vista inferior y la placa de circuito impreso; (**b**) la placa del circuito para las mediciones ECG y BR (Type 3). Los conectores ECG, la máscara facial y también se muestra la pieza que almacena el sensor de temperatura para la detección del flujo de aire.

El cuarto wearable está basado en OpenBCI, que permite hasta 16 canales EEG para ser medidos, y cuenta con un acelerómetro de 3 ejes, y un BLE. La Tabla 4 resume las medidas recogidas por cada tipo de wearable en la BAN propuesta y las frecuencias de muestreo usadas para capturar la señal fisiológica, el nivel de batería, y las salidas de la IMU.

[TABLA 4]. Frecuencia de muestreo (Hz) usada para cada señal de entrada.

##### Type 1: IMU y Ta

Como se ha explicado antes, el diseño está basado en la Arduino Nano 33 IoT el cual incorpora el circuito LM6DS3 (la calibración de las IMUs no es necesaria, porque el fabricante provee los dispositivos calibrados, por lo que no es recomendable modificar las configuraciones), un IMU de 6 ejes, muestreado a 26 Hz, y un sensor de temperatura, muestreado a una velocidad de 13 Hz. El wearable incluye también un cargador (TP4056), un regulador de baja pérdida (LDO) (MIC5504), un interruptor encendido/apagado, una batería Ion-Litio de 950 mAh, y un divisor de control de nivel de tensión, conectado a la entrada A0 para monitorear continuamente el nivel de voltaje de la batería (Figura 3).

[FIGURA 3]. Diagrama de bloques del wearable Type 1. Contiene un cargador de batería, LDO, comprobador de batería y una Arduino Nano 33. Estos elementos también están incluidos en los Type 2 y 3.

Los diseños que se muestran a continuación están basados en esta arquitectura básica. Sin embargo, ellos difieren en los circuitos añadidos para medir las señales fisiológicas.

##### Type 2: EDA y Temperatura Corporal (ST)

Este dispositivo wearable contiene las mismas funcionalidades que el “Type 1” pero también contiene dos circuitos para las mediciones de la actividad electrodérmica (EDA) y la temperatura corporal (ST) (Figura 4). Básicamente, el circuito EDA sigue la misma estructura presentada en [77]. Este implementa un amplificador de primera fase no invertido con una ganancia programable de 16 pasos en la rama de retroalimentación negativa, haciendo posible ajustar la salida de la señal al tipo de electrodo (seco o mojado) [78], y la resistencia de la piel del sujeto en un amplio rango (67 k-10 MΩ). Por este motivo, un conjunto de resistencias seleccionables es multiplexada mediante un circuito de conmutación analógica (4066). Cuatro salidas digitales de Arduino (D5:D2) permiten la ganancia especificada para ser controlada. Así pues, esto es necesario para verificar que la referencia de la resistencia seleccionada es adecuada para prevenir que el amplificador se sature.

[FIGURA 4]. Diagrama de bloques del wearable Type 2. Este contiene un circuito EDA con un amplificador de ganancia programada para adaptarse a las diferentes resistencias de la piel y un filtro de paso bajo. El circuito ST está hecho de un amplificador de entrada y un filtro de bajo paso de salida.

Otro amplificador, conectado a un filtro de paso bajo de segundo orden, con una frecuencia de corte de 23’4 Hz, ajusta la señal de salida al máximo valor del ADC y completa el circuito EDA.

El wearable Type 2 también contiene un circuito para la medición de ST. Este está basado en un termostato NTC de 10 kΩ (GA10K4A1A), que está colocado en contacto con la superficie de la piel. El circuito contiene un amplificador invertido con una ganancia de 6’2 y un filtro de bajo paso con una frecuencia de corte de 5’46 Hz. El rango operacional es 24-33 ºC que es suficiente para la localización del sensor, ya que la temperatura humana cambia de una parte del cuerpo a otra [79,80].

##### Type 3: ECG y Respiración

Este diseño contiene las mismas funcionalidades que el “Type 1” y añade dos circuitos para la medición de ECG y de la BR (Figura 5).

[FIGURA 5]. Diagrama de bloques del wearable “Type 3”. Este contiene circuitos de ECG y BR.

El ECG es una ligera modificación de uno presentado en [77]. Este usa tres electrodos pasivos, uno de ellos para reducir la interferencia de la línea eléctrica; un amplificador diferencial de entrada de alta impedancia, con una ganancia de aproximadamente 2; un filtro pasivo unipolar de alto paso con una red de resistencias en forma de T que elimina el potencial de electrodos de la piel sin reducir el CMRR; un amplificador de instrumentación con una ganacia de 371, y un filtro pasivo de dos polos de bajo paso. El ancho de banda de la frecuencia del ECG abarca desde los 4’8 Hz hasta los 30 Hz.

El sensor BR está también basado en el modelo de termostato GA10K4A1A, que se adjunta a la máscara facial de oxígeno. El objetivo de este diseño no es medir el flujo de inspiración/expiración sino solo su ritmo. El termostato responde rápidamente cuando el flujo del aire expirado fluye alrededor del sensor, a una mayor temperatura que el aire ambiente. Este tiene un amplificador invertido de primera etapa, seguido de un filtro alto con una frecuencia de corte de 0’16 Hz que elimina la dependencia de la temperatura ambiente. Un segundo amplificador, con una ganacia de 21’3, incrementa la variación de la temperatura causada por el flujo respiratorio.

##### OpenBCI

OpenBCI (<https://openbci.com/>, accedido el 28 de diciembre de 2021) es un dispositivo de hardware abierto de bajo coste para la medición de señales EEG. Está basado en el circuito integrado ADS1299-8, que es de bajo ruido, 8 canales, 24 bits, convertidor analógico-digital para EEC y mediciones biopotenciales. Este tiene un tablero de ampliación que permite que el número de canales EEC sea incrementado hasta 16. La tasa de muestreo es 250 Hz para 8 canales y de 125 Hz para la configuración de 16 canales. OpenBCI incluye una IMU que ofrece datos en una tasa de 25 Hz, junto con los canales EEG, mediante una conexión BLE. Como en el caso de los otros diseños de wearables, hemos añadido un circuito de carga y una batería de 950 mAh.

La validación de la calidad de los datos entregados por este casco de EEG de consumo ya ha sido investigado y confirmado en diferentes estudios [81].

#### Software

##### Comunicación

[CONTINUAR POR LA PÁGINA 13 DEL ARTÍCULO]

## ***RESUMEN***

## ***GLOSARIO***

* ***Convolución:*** Una operación matemática con dos funciones, que es la representación más general del proceso de filtrado lineal (invariante). La **convolución** puede ser aplicada a dos funciones cualesquiera de tiempo o espacio (u otras variables) para arrojar una tercera función, la salida de la **convolución**.
* ***Deconvolución***: operaciones matemáticas empleadas en restauración de señales para recuperar datos que han sido degradados por un proceso físico que puede describirse mediante la operación inversa a una convolución.