

Víctor Hugo Rodríguez Ontiveros

Aplicaciones de sensores vestibles
y teléfonos inteligentes en el
bienestar personal: Cuantificación
de la actividad física y control de la
práctica de mindfulness

Director/es

Plaza García, Imaculada
Medrano Sanchez, Carlos

<http://zaguan.unizar.es/collection/Tesis>

© Universidad de Zaragoza
Servicio de Publicaciones

ISSN 2254-7606



Universidad
Zaragoza

Tesis Doctoral

APLICACIONES DE SENSORES VESTIBLES Y
TELÉFONOS INTELIGENTES EN EL BIENESTAR
PERSONAL: CUANTIFICACIÓN DE LA ACTIVIDAD
FÍSICA Y CONTROL DE LA PRÁCTICA DE
MINDFULNESS

Autor

Víctor Hugo Rodríguez Ontiveros

Director/es

Plaza García, Imaculada
Medrano Sanchez, Carlos

UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA
Escuela de Doctorado

2019

Tesis Doctoral

Aplicaciones de sensores vestibles y teléfonos inteligentes en el bienestar personal: Cuantificación de la actividad física y control de la práctica de mindfulness

Victor Hugo Rodriguez Ontiveros

Directores: Dr. Carlos Medrano Sánchez
Dra. Inmaculada Plaza García



Universidad
Zaragoza



Edu **Q** Tech

Departamento de Ingeniería Electrónica y Comunicaciones
Universidad de Zaragoza

Aplicaciones de sensores vestibles y teléfonos inteligentes en el bienestar personal: Cuantificación de la actividad física y control de la práctica de mindfulness



Victor Hugo Rodriguez Ontiveros



Departamento de Ingeniería Electrónica y Comunicaciones
Universidad de Zaragoza

Tesis Doctoral

Agradecimientos

Primeramente, quiero agradecer al pueblo mexicano por haberme otorgado una beca completa a través del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) y del Consejo de Ciencia y Tecnología del Estado de Durango (COCYTED). Gracias a ellos he podido concluir mi tesis doctoral satisfactoriamente.

Así mismo quiero agradecer y darles el crédito que se merecen a mis asesores de tesis el Dr. Carlos Medrano y la Dra. Inmaculada Plaza. Sin su ayuda hubiera sido casi imposible obtener mi grado doctoral.

También quiero agradecer al grupo de investigación EFYPAF, ya que algunos de sus miembros contribuyeron de manera directa en una de las investigaciones realizadas en esta tesis. A lo largo de esta tesis también he tenido la oportunidad de colaborar con otras personas. Si bien los resultados se alejan algo del tema de la tesis no quería dejar de agradecerles el interés. Con el médico Frank Betances colaboré en el desarrollo de unas gafas Frenzel de bajo coste. Así mismo colabore con Marta Miragall, Ausiás Cebolla, Rosa M.^a Baños (Departamento de Personalidad, Evolución y Tratamiento Psicológico, Universidad de Valencia) y Ernestina Etchemendy (Departamento de Personalidad y Sociología, Universidad de Zaragoza) en el uso del control postural en experimentos de psicología.

Por otro lado, quiero agradecer a todos los implicados en esta tesis, como mis compañeros de investigación Raúl Igual, Ángel Sánchez, José Sanz y Antonio Ortega. Su apoyo y entusiasmo fueron de vital importancia para sacar adelante esta tesis.

Finalmente quiero dar un agradecimiento afectuoso a mi familia por el apoyo incondicional que me han brindado a lo largo de mi carrera académica. A mis padres Hugo y Argelia, a mis hermanos Erick, Saul, Samuel y Berenice y a mis Abuelas Clotilde e Isabel. Gracias a ellos he podido mantenerme firme durante todo mi doctorado a pesar de los altibajos que conlleva obtener dicho grado.

Índice general

Capítulo 1:	Introducción	1
1.1	Antecedentes	2
1.2	Motivación de la tesis.....	4
1.3	Objetivo general.....	5
Capítulo 2:	Medición de la actividad física con teléfonos inteligentes	9
2.1	Estado del arte	9
2.1.1	El método de calorimetría directa (CD).....	10
2.1.2	El método de calorimetría indirecta (CI)	10
2.1.3	Método de agua doblemente marcada (ADM)	10
2.1.4	Método de cuestionarios de actividad física.....	11
2.1.5	Método Monitor de ritmo cardiaco	11
2.1.6	Método Monitor de AF (Acelerómetros)	11
2.1.7	Smartphones como monitor del bienestar humano.....	12
2.1.8	Acelerometría para la medición de la actividad física.....	15
2.2	Objetivos	18
2.3	Materiales y Métodos	18
2.3.1	Voluntarios	18
2.3.2	Experimento	18
2.4	Cálculo de los Counts.	20
2.4.1	Algoritmo 1 (A1): Filtrado en el dominio Temporal.	20
2.4.2	Algoritmo 2 (A2): Ajuste con histogramas	21
2.4.3	Algoritmo 3 (A3): Ajuste por bandas de espectro de potencia.....	22
2.4.4	Algoritmo (A4): Área de la señal de aceleración.....	23
2.5	Rendimiento y evaluación de los algoritmos.	23
2.6	Resultados	24
2.7	Discusión y conclusiones	27
Capítulo 3:	Uso de sensores vestibles para monitorizar la estabilidad en práctica sedente de mindfulness.....	31
3.1	Estado del arte	31
3.1.1	Midiendo la práctica mindfulness.....	34
3.2	Objetivos.	38
3.3	Materiales y métodos.	38
3.3.1	Participantes.....	38
3.3.2	Protocolo	39
3.3.3	Adquisición de las señales.....	40

3.3.4	Procesamiento de las señales	42
3.3.5	Análisis estadístico	44
3.4	Resultados	44
3.4.1	Análisis del acelerómetro, desviación estándar	44
3.4.2	Análisis de la variación de la postura según el soporte usado (asiento).....	46
3.5	Discusión	47
3.6	Conclusiones y líneas de trabajo futuras	49
Capítulo 4:	Análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca en meditaciones cortas de mindfulness.....	51
4.1	Estado del arte	51
4.1.1	Electrocardiograma	51
4.1.2	Fotopleletismógrafo	52
4.2	Objetivos	55
4.3	Materiales y métodos	55
4.3.1	Algoritmo detector del QRS complejo	57
4.3.2	Preprocesado para el análisis HRV	59
4.3.3	Análisis del HRV en el dominio del tiempo	60
4.3.4	Análisis geométrico Triangular del HRV	61
4.3.5	Análisis no lineal Poincaré.....	62
4.3.6	Análisis del HRV en el dominio de la frecuencia:	63
4.4	Resultados	64
4.5	Discusión	69
4.6	Conclusiones.....	70
Capítulo 5:	Conclusiones generales	71
5.1	Conclusiones.....	71
5.2	Trabajos futuros	73
Anexo A	75
I.	Publicaciones en revistas Indexadas	75
II.	Publicaciones en revistas Indexadas en colaboración	76
III.	Publicaciones en congresos internacionales	76
IV.	Publicaciones en congresos nacionales.....	76
Anexo B	77
I.	Prototipo 1	77
II.	Prototipo 2	79
III.	Prototipo 3.....	81
Bibliografía	83

Índice de figuras

Figura 2.1 Estructura de un acelerómetro capacitivo (Soumendu Sinhaa, 2014).....	16
Figura 2.2 Localización de los dispositivos	19
Figura 2.3 Vista esquemática del proceso de extracción de histogramas de los valores de aceleración. Izquierda: señal sinusoidal. Derecha: histograma con 5 niveles	22
Figura 2.4 Ejemplo de extracción de las bandas de potencia. Izquierda: señal de aceleración. Derecha: espectro de potencia con bandas.....	22
Figura 2.5 Niveles de batería en función del tiempo para los cuatro algoritmos considerados.	25
Figura 2.6 Counts del smartphone vs. counts del actígrafo GT3X+.	26
Figura 2.7 Grafica Bland-Altman de los counts del actígrafo GT3X+ y del smartphone.	26
Figura 2.8 Valor en bruto de la magnitud de la aceleración para una actividad "corriendo". Señal amarilla: GT3X +; señal roja: Smartphone.....	27
Figura 3.1 Soportes usados en meditación corta. a) Silla. b) Zafú. c) Banco de meditación	39
Figura 3.2 Esquema de la ubicación de los sensores en el cuerpo	40
Figura 3.3 Diagrama esquemático del sistema de instrumentación.....	41
Figura 3.4 Orientación aproximada del sensor ubicado en las gafas con respecto a la fuerza de gravedad de la tierra.	42
Figura 3.5 Dirección de los ángulos de rotación con respecto a las gafas, flecha azul: anterior-posterior, flecha blanca: izquierda-derecha	43
Figura 3.6 Señal antes de ser filtrada (izquierda), y señal después de ser filtrada (derecha). ...	44
Figura 4.1 Forma de onda típica de una señal ECG con sus siglas más usadas. A la izquierda una señal teórica. A la derecha una señal real.....	52
Figura 4.2 Sistema general de un PPG de dos LED's	52
Figura 4.3 Señal típica captada por un PPG	53
Figura 4.4 sensor de pulso AMPED que incorpora un foto detector y un led.....	56
Figura 4.5 Carcasa diseñada en SketchUp.....	56
Figura 4.6 Prototipo propuesto ensamblado	56
Figura 4.7 Picos dicróticos en una señal captada por el sensor AMPED.....	57
Figura 4.8 Puntos del histograma usados para calcular el TINN y el <i>RRTrin</i>	61
Figura 4.9 Representación del análisis Poincare.....	62
Figura B.1 Acelerómetro ubicado en el guante izquierdo y en la gafa.	77
Figura B.2 Sistema montado en un protoboard.....	77
Figura B.3 Diagrama esquemático del primer prototipo	78
Figura B.4 Diagrama esquemático usado en el segundo prototipo.....	79
Figura B.5 Conexiones soldadas del sistema completo	79

Figura B.6 Diseño he impresión de la carcasa del sistema colocado en el guante	80
Figura B.7 Colocación de la carcasa en el acelerómetro.....	80
Figura B. 8 Segundo diseño de la carcasa	81
Figura B.9 Prototipo final	81
Figura B.10 Uso del prototipo final	81

Índice de tablas

Tabla 2.1 Resumen de los comportamientos o conductas según la fuente (Sensor) de los datos (Harari, et al., 2017)	14
Tabla 2.2 Puntos de corte seleccionado para medir la actividad física (Sasaki, et al., 2011)	17
Tabla 2.3 Puntos de corte para las actividades ligero y moderado-vigoroso	23
Tabla 2.4 Rendimiento de diferentes algoritmos. Los valores se dan como media y desviación estándar.	25
Tabla 2.5 Resumen de los p-valores obtenidos de la prueba Quade.....	25
Tabla 2.6 Comparación por pares con corrección de Bonferroni para RMSE.....	25
Tabla 2.7 Comparación por pares con corrección de Bonferroni para error de clasificación (dos niveles)	25
Tabla 2.8 Matriz de Confusión de A4, usando los puntos de corte propuestos por Sasaki et al. (Sasaki JE, 2011)	27
Tabla 3.1 Resultados del ANOVA para σ_a (p-Valores).....	45
Tabla 3.2 ANOVA resultados para σ_a (p-valores).	45
Tabla 3.3 Análisis de la ubicación de los sensores – comparación por pares con corrección de Bonferroni	46
Tabla 3.4 Análisis de la ubicación de los sensores (Unidades in g)	46
Tabla 3.5 Análisis del asiento (Unidades in g)	46
Tabla 3.6 ANOVA resultados para el movimiento anterior-posterior (A_{xz} y A_{xy} vs. asiento), p-valor.....	47
Tabla 3.7 Valores obtenidos para cada asiento considerando el movimiento anterior-posterior (A_{xz} y A_{xy} en grados).	47
Tabla 3.8 Análisis del asiento con movimiento de izquierda-derecha (A_{xy}): comparación por pares con la corrección de Bonferroni	47
Tabla 4.1 Parámetros del análisis HRV	54
Tabla 4.2 Calculo de los parámetros del HRV (algunos están en código MATLAB para su mejor compresión)	60
Tabla 4.3 Resultados de ANOVA para las variables en el dominio del tiempo (<i>p-valor</i>).....	65
Tabla 4.4 Valores obtenidos para cada soporte considerando las variables temporales del HRV	65
Tabla 4.5 Resultados de ANOVA para las variables en el dominio de la frecuencia (<i>p-valor</i>)..	65
Tabla 4.6 Valores obtenidos para cada soporte considerando las variables del HRV en el dominio de la frecuencia.....	65
Tabla 4.7 Valores medios y desviación estándar entre novatos y expertos de las variables temporales del HRV.....	66

Tabla 4.8 Valores medios y desviación estándar entre novatos y expertos de las variables en el dominio de la frecuencia.....	66
Tabla 4.9 Prueba de normalidad para las variables en el dominio de la frecuencia.....	67
Tabla 4.10 Prueba de normalidad para las variables en el dominio del tiempo.....	67
Tabla 4.11 Resultados de la prueba t-student para muestras independientes en el dominio del tiempo	68
Tabla 4.12 Resultados de la prueba t-student para muestras independientes en el dominio de la frecuencia.....	68
Tabla 4.13 Resultados obtenidos de la prueba U de Mann-Whitney	69

Lista de acrónimos

ACT: Terapia de aceptación y compromiso (Acceptation Compromise Therapy)
ADC: Conversor analógico-digital (Analog Digital Converter)
ADM: Agua doblemente etiquetada
AF: Actividad física
AFMV: Actividad física moderada-vigorosa
ANOVA: Análisis de varianza (Analysis Of Variance)
ATSE: Actividad termogénesis sin ejercicio
CEICA: Comité ético de investigación clínica de Aragón
CONACYT: Consejo nacional de ciencia y tecnología
COCYTED: Consejo de ciencia y tecnología del estado de Durango
CD: Calorimetría directa
CI: Calorimetría indirecta
CPM: Counts por minutos
DGA: Diputación general de Aragón
EC: Estrés cardíaco
ECG: Electrocardiograma
ECM: Entrenamiento de conciencia meditativa
EduQTech: Educación, calidad y tecnología (Education, Quality and Technology)
EEG: Electroencefalograma
EFYPAF: Educación física y promoción de la actividad física
EUPT: Escuela Universitaria Politécnica de Teruel
FC: Frecuencia cardíaca
FD: Foto-detector
FFT: Transformada rápida de Fourier (Fast Fourier Transform)
FNS: Fibras nerviosas simpáticas
GE: Gasto de energía
GPS: Sistema global de posicionamiento (Global Position System)
GTE: Gasto total de energía
HF: Frecuencias altas (High frequency)

HFP: Potencia en altas frecuencias (High Frequency Power)

HR_{media} : Media del ritmo cardiaco (Heart Rate)

HRV: Variabilidad de la frecuencia cardiaca (Heart Rate Variability)

IBI: Intervalo-entre pulsos (Inter-Beat Interval)

IIR: Filtro recursivo con respuesta al impulso infinita (Impulse Infinity Response)

Ir: Led infrarrojo (Infrared Diode)

iSDNN: Media de la desviación estándar de los intervalos NN en ventanas de 5 minutos (Standard Deviation between Normal-Normal in windows of 5 minutes)

LCD: Pantalla de cristal líquido (Liquid Crystal Display)

LED: Diodo emisor de luz (Light Emitter Diode)

LF: Bajas frecuencias (Low Frequency)

LF/HF: ratio LF entre HF

LFP: Potencia en bajas frecuencias (Low Frequency Power)

NSa: Nódulo sino-auricular

MAD: desviación media de la amplitud (Mean Amplitude Deviation)

MBCT: Terapia cognitiva basada en mindfulness (Mindfulness-Based Cognitive Therapy)

MBSR: Reducción del estrés basada en mindfulness (Mindfulness-Based Stress Reduction)

ms: Milisegundos

ms^2 : Milisegundos al cuadrado

NFC: Comunicación de campo cercano (Near-Field Communication)

NN: Normal-Normal

n. u.: Unidades normalizadas (Unit normalized)

OMS: Organización mundial de la salud

pNN50: Porcentaje de los intervalos que difieren por más de 50 *ms*

PPG: Fotopleletismógrafo (Photoplethysmography)

PPM: Pulsos por minuto

PSD: Densidad espectral de potencia (Power Spectral Density)

RD: Led rojo (Red Diode)

RGS: Sensor de circunferencia respiratoria (Respiratory Girth Sensor)

RMSE: Raíz cuadrada del error medio cuadrático (Root Mean Squared Error)

RMSSD: Raíz media cuadrática de las diferencias sucesivas de los intervalos NN (Root Mean Squared of the Successive Differences)

RR: RR-intervalo

RRTrin: Índice triangular

SDANN: Desviación estándar de la media de los intervalos NN en ventanas de 5 minutos (Standard Deviation of the Average of the Normal-Normal peaks in windows of 5 minutes)

SDNN: Desviación estándar de los intervalos NN (Standard Deviation between Normal-Normal)

SNA: Sistema nervioso autónomo

SNS: Sistema nervioso simpático

SNP: Sistema nervioso parasimpático

SO: Sistema operativo

SVM: Máquina de vectores soporte (Support Vector Machine)

TINN: índice de Interpolación Triangular (Triangular Interpolation Index)

TMB: Tasa de metabolismo basal

VFC: Variabilidad de la frecuencia cardiaca

VLf: muy bajas frecuencias (Very Low Frequency)

Resumen

El teléfono móvil inteligente (Smartphone) se ha convertido en un dispositivo con una amplia aceptación entre la población y ha logrado cambiar nuestras vidas en muchos aspectos. Sus aplicaciones van más allá de la simple comunicación, llegando a acuñarse en los últimos años el término “mHealth”, como referencia al uso de dispositivos móviles (en particular teléfonos), en el ámbito de la salud.

En el ámbito de la salud, los teléfonos móviles pueden servir como:

- Elementos de aprendizaje y formación, a través de la visualización de texto, vídeos, audios, etc.
- Elementos de monitorización, a través de los propios sensores del móvil (geolocalización, sensores inerciales), de sensores que se conectan al móvil o mediante encuestas automatizadas.

De una forma u otra, el teléfono inteligente aporta varias características, entre otras, la posibilidad de recopilar una gran cantidad de datos, muchas veces de forma ubicua y transparente al usuario. La posibilidad de extraer información relevante de esos datos es un gran campo de investigación, con fundamento en aspectos como sensores vestibles, reconocimiento de patrones y aprendizaje automático, “big data”, entre otros.

La capacidad de monitorización de los teléfonos inteligentes se complementa con los sensores vestibles (wearable) no integrados en el propio teléfono inteligente, que en diversos formatos permiten la medida de variables físicas y fisiológicas. Generalmente suelen ser complementos, componentes que se sujetan a la ropa, sensores integrados directamente en los tejidos u otros. En muchas ocasiones se conectan a una aplicación móvil para tratar y visualizar los resultados.

En esta tesis se realizan varias aportaciones en el campo de la salud móvil y sensores vestibles, dentro de las actividades realizadas en el grupo EduQTech (grupo de referencia reconocido por la DGA ref. T49_17R) (EduQTech, 2018). En concreto se plantea avanzar en dos aplicaciones para bienestar: la cuantificación de la actividad física y el control de la práctica de mindfulness.

Cuantificación de la actividad física:

- Para cuantificar la actividad física se ha utilizado el acelerómetro de un smartphone de gama media-baja (acelerómetros con un rango normal de $\pm 2g$), el cual registra los movimientos realizados por el usuario. Posteriormente se ha hecho un análisis de los datos (creación de algoritmos) y los resultados se han comparado con los resultados aportados por un acelerómetro comercial dedicado para medir la actividad física (GT3X+, acelerómetro con un rango normal de $\pm 6g$). Las recomendaciones de actividad física se establecen en función de la salida del acelerómetro en unidades llamadas “counts”. Nuestros resultados demuestran que es factible el uso de los acelerómetros incorporados en los smartphones comerciales. Uno de los algoritmos obtuvo una correlación

Kappa ponderada de 0.874 (*p*-valor <0.001) con respecto al GT3X+ para una clasificación de cuatro niveles de actividad, mientras que para una clasificación de dos actividades se obtuvo 0.923 (*p*-valor <0.001). Esta medida de validez podría ser aún más alta si se utilizan smartphones de gama media-alta o alta, ya que los acelerómetros incorporados en dichos dispositivos suelen tener una mayor resolución y un rango más amplio (normalmente $\pm 4g$), sin embargo, esto se tendría que comprobar en un trabajo futuro.

Control de la práctica de mindfulness:

Mindfulness es una técnica de intervención basada en la meditación budista y que ha demostrado ser eficiente tanto en el mantenimiento del bienestar físico y mental personal, como en el apoyo a pacientes para el tratamiento de distintas enfermedades. Su monitorización puede ayudar a los profesionales a evaluar la eficacia de la práctica y, en consecuencia, aumentar los beneficios esperados de la misma, especialmente en el ámbito de la salud. En esta tesis se han desarrollado dos prototipos:

- El primer kit fue desarrollado para medir la estabilidad de los meditadores durante sus sesiones de mindfulness. En dicho estudio participaron 31 sujetos, de los cuales 27 no tenían experiencia meditando. Los resultados mostraron que no hubo diferencias significativas con respecto a qué ubicación era la mejor para medir la estabilidad salvo la región lumbar, que es menos sensible. Sin embargo, sí que se pudo ver que la cabeza y el dedo pulgar fueron los más sensibles a los movimientos de los practicantes. Además, se comprobó que el zafú (cojín de meditación) presenta una ligera ventaja sobre otros asientos.
- La medición del ritmo cardíaco y su variabilidad son también de gran importancia. La variabilidad del ritmo cardíaco es un indicador general de salud y varios estudios han mostrado que puede haber cambios durante la meditación. El kit propuesto para medir la variabilidad se basó en un sensor Amped usando el método de fotopleletismografía. En este estudio se contó con la participación de 10 meditadores expertos y 20 noveles, en el cual el objetivo era ver si había diferencias significativas entre los dos grupos. Los resultados mostraron que en los parámetros de la variabilidad de la frecuencia cardíaca *SDNN*, *NN50*, *RMSSD*, *VLF* y *HF* hay diferencias significativas con un *p*-valor <0.05. Además, se observó que los meditadores expertos tienen un *HF* más alto, el cual está relacionado directamente con el sistema nervioso parasimpático según la literatura. Una mayor actividad en el sistema nervioso parasimpático se traduce como un mejor estado de salud, ya que reduce los niveles de estrés y las alteraciones en el ritmo cardíaco. Después de evaluar los resultados obtenidos a partir de los prototipos propuestos, se pudo observar que hay diferencias significativas en algunos de los parámetros medidos, incluso usando sensores de bajos costes. Por lo que se puede concluir que estos dispositivos son una alternativa asequible para el desarrollo de aplicaciones de bajo costo que

requiera medir y llevar el control de algunas señales fisiológicas, sobre todo en el área del mHealth.

Capítulo 1: Introducción

Los avances tecnológicos en los últimos años han permitido que algunos dispositivos como los smartphones y los dispositivos vestibles (wearable devices) hayan crecido rápidamente (Talebi, et al., 2016). El crecimiento de estos dispositivos se debe en parte a las áreas de aplicación que tienen hoy en día y se pueden clasificar en dos grupos: propósito especial (wearable special-purpose) y propósito general (consumer wearable).

Los dispositivos de propósito especial suelen ser muy costosos ya que son diseñados para satisfacer ciertos requerimientos. Algunas áreas de aplicación de estos dispositivos suelen ser ciencias de la salud y seguridad. Ejemplos de dispositivos en estas áreas son sensores de altas prestaciones (calibrados previamente por el fabricante sobre todo para usos médicos e industriales) para medir señales fisiológicas del cuerpo humano o equipos de seguridad para trabajadores en áreas industriales.

Por otro lado, los dispositivos de uso general suelen ser de bajo costo y su precio varía en relación a sus especificaciones. Este tipo de sensores son los que han ido ganando terreno en los últimos años, llegando a encabezar las ventas de dispositivos electrónicos en áreas como salud, deporte y bienestar y entretenimiento (Talebi, et al., 2016).

Los sensores vestibles suelen ser dispositivos muy pequeños y ligeros, fabricándose cómodos y prácticos para llevarlos durante la vida cotidiana. En los de propósito general, la función de cada dispositivo depende de los sensores que incorpore, sin embargo, la mayoría de estos dispositivos suelen tener:

- Microcontrolador: es la parte encargada de gestionar y procesar los datos recolectados por los sensores y notificar al usuario en tiempo real de su situación.
- Kit de sensores: es la parte encargada de interactuar con las variables físicas de su entorno, generalmente estos sensores suelen ser sensores inerciales, micrófonos, sensores de presión, de temperatura, etc.
- Interfaz de comunicación: es el medio por el cual se comunican con otros dispositivos como los son los Smartphone. Hoy en día los protocolos de comunicación más usados por estos dispositivos son NFC (Near-Field Communication), Bluetooth, WiFi y red de telefonía móvil.
- Salidas: es el medio por el cual suele avisarle al usuario de algún acontecimiento detectado por el dispositivo, para ello generalmente se emplean vibradores, sonidos o indicadores como LED's o pantallas LCD.
- Memoria de almacenamiento: actualmente algunos dispositivos tienen la capacidad de almacenar la información en crudo de los sensores para su posterior análisis.
- Batería: al ser dispositivos vestibles la mayoría de ellos suelen ser inalámbricos, por lo que necesitan tener incorporadas baterías de alimentación para su funcionamiento.

Uno de los aspectos más importantes de estos dispositivos es la capacidad de adaptación a distintas aplicaciones incorporando un mismo kit de sensores, por ejemplo, un dispositivo con sensores inerciales (acelerómetro, giroscopio y magnetómetro) puede emplearse para medir desplazamientos relativos u orientación, sin embargo, el mismo dispositivo y con los mismos sensores puede emplearse para medir la actividad física (AF) o la postura corporal del usuario, todo depende de la programación del microcontrolador. Sin duda este es uno de los mejores aspectos que presentan estos dispositivos: la versatilidad de su aplicación con un mismo hardware. Además, a ello se le suma una fácil interacción y conexión con los smartphones, haciendo que en conjunto sea un sistema completo y poderoso a la hora de ejecutar su aplicación final.

Esta tesis se centra en el área de salud y bienestar. En concreto se han desarrollado tres líneas de trabajo: la primera titulada “Comparación de varios algoritmos para estimar los counts de actividad con smartphone como un indicador del nivel de actividad física”, la segunda con título “Sensores vestibles para medir la estabilidad en sesiones cortas de meditación sentada mindfulness” y finalmente la tercera con título “Análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca en meditaciones cortas de mindfulness”.

Estas líneas se pueden catalogar en categorías diferentes: uno en un sistema dinámico (actividad física) y las otras estáticas (mindfulness). En todo trabajo expuesto en esta tesis hace uso de dispositivos vestibles para su desarrollo.

1.1 Antecedentes

Según la Organización Mundial de la Salud (OMS) el cuarto factor de riesgo de mortalidad de todo el mundo es la inactividad física y sus consecuencias siguen aumentando. El sedentarismo influye directamente en la aparición de enfermedades y es la causa principal de aproximadamente 21%–25% de los cánceres de mama y de colon, 27% de la diabetes, y aproximadamente un 30% de las cardiopatías isquémicas. Además, las enfermedades no transmisibles representan actualmente casi la mitad de la carga mundial total de morbilidad. Se ha estimado que, de cada 10 defunciones, seis son atribuibles a enfermedades no transmisibles (OMS, 2018).

Para llevar una vida saludable la OMS recomienda entre 60 y 150 minutos de AF a la semana a personas con edades entre 18 y 64 años de edad. Generalmente la AF se mide en equivalentes metabólicos (MET). Los MET se calculan como la razón entre el metabolismo de una persona durante la realización de un trabajo y su metabolismo basal. Un MET se define como el costo energético de estar sentado tranquilamente y es equivalente a un consumo de 1 kcal/kg/h. Se calcula que, en comparación con esta situación, el consumo calórico es unas 3 a 6 veces mayor (3-6 MET) cuando se realiza una actividad de intensidad moderada, y más de 6 veces (> 6 MET) cuando se lleva a cabo una actividad vigorosa (Peña, 2018).

Con los avances tecnológicos de los últimos años han surgido dispositivos pequeños y portátiles capaces de medir la AF. Estos pequeños dispositivos suelen incorporar un sensor de aceleración triaxial. Inicialmente estos dispositivos solían tener un acelerómetro uniaxial, pero debido a que los movimientos corporales son multidimensionales, los acelerómetros triaxiales dan una mejor aproximación a la AF (Ugarriza, et al., 2015).

En la actualidad existe un gran número de dispositivos comerciales capaces de medir la AF, como son el Actígrafo de Actilife, Actical de Philips, Alta HR de Fitbit, etc. Todos ellos pueden calcular el gasto energético y aproximar la AF en METS. Así mismo, la mayoría de los fabricantes suelen usar un parámetro denominado counts de AF, calculados por un algoritmo propio de cada fabricante. Además, no suelen ser equivalentes entre fabricantes (Bai, et al., 2016).

Dado que los smartphones de hoy en día tienen entre su kit de sensores un acelerómetro triaxial, numerosas aplicaciones han surgido intentando calcular la AF. Sin embargo, ninguna de ellas tiene el suficiente apoyo científico como para considerálas un referente en la medida de la AF. Por otro lado, los actígrafos de ActiLife sí que están respaldados por un gran número de investigadores (Miguelés, et al., 2017), convirtiendo a estos dispositivos en referente a la hora de medir la AF.

Otro de los factores que están relacionados con conductas sedentarias es el estrés. Esto es debido que el estrés tiene como efectos, entre otros, estados de mal humor, depresión, insuficiencia cardíaca, etc. A su vez, los estados de mal humor y la ansiedad están asociados con una alimentación excesiva, lo que hace que el paciente gane peso y entre cada vez más en una conducta sedentaria (Ruffault, et al., 2016). Así mismo, el estrés agudo se ha vinculado a la depresión de AF a largo plazo y al reducir la AF el paciente suele presentar problemas de salud (Jones, et al., 2017).

Por otro lado, se ha demostrado que la actividad física reduce los niveles de ansiedad y depresión. Estos conceptos también están relacionados con la práctica de mindfulness: investigaciones recientes apuntan que las personas que practican mindfulness desarrollan una mayor actividad física (Ruffault, et al., 2016; Jones, et al., 2017; Ruffault, et al., 2017) y presentan menores niveles de ansiedad y depresión.

Aunque se explicará con más detalle a lo largo de la tesis (ver Capítulo 3) adelantaremos que “mindfulness” se refiere a prácticas de meditación con el objetivo de mejorar la conciencia en el presente; es decir, poner atención plena en el momento actual aceptando sin juzgar el entorno físico y las sensaciones internas (Kabat-Zinn, 2003).

Entre los beneficios de la práctica mindfulness que se pueden encontrar en la literatura destacan la mejora de habilidades cognitivas tales como la monitorización y control de la atención y pensamientos más críticos (Noone, et al., 2016), mejora de las capacidades creativas (Baas, et al., 2014) y también se ha ligado el mindfulness con mejoras en habilidades interpersonales como por ejemplo, la empatía (Dekeyser, et al., 2008).

Uno de los aspectos importantes a la hora de practicar mindfulness es la estabilidad de la postura corporal y esta depende del tipo de meditación. Tradicionalmente en la meditación Vipassana se adopta una posición fija y se suele mantener durante todo el tiempo de la práctica sedente (Gunaratana, 2011). Sin embargo, los maestros occidentales son más flexibles en este aspecto, permitiendo a los estudiantes moverse más pero de forma consciente para evitar el dolor persistente causado por estar en la misma posición durante mucho tiempo (Ospina, et al., 2007).

Para mejorar y facilitar el entrenamiento en mindfulness, los principiantes necesitan saber si están en una postura estable y si la pueden mantener durante la sesión de meditación, de aquí la importancia de los monitores, ya que juegan un papel muy importante en la retroalimentación de la evolución del practicante.

Algunos estudios han relacionado la práctica del mindfulness con el incremento de la variabilidad de la frecuencia cardiaca (Heart Rate Variability, HRV). Esto debido a que durante la práctica del mindfulness se suele mantener un ritmo respiratorio lento y controlado, como consecuencia el sistema nervioso parasimpático es estimulado y aumenta su actividad mientras que el sistema nervioso simpático disminuya su actividad. Un alto HRV es un indicador general de salud, por lo que hoy en día se han desarrollado algunos métodos para medirla. Los más comunes son el electrocardiograma (ECG) y el fotopleletismógrafo (photoplethysmography- PPG). Para medir el HRV durante la meditación es más cómodo y menos invasivo el PPG, ya que el ECG requiere del uso de varios electrodos para su correcta medición, mientras que el PPG solo requiere de un punto de contacto (generalmente dedo índice o en lóbulo la oreja).

De los párrafos anteriores se puede concluir que la práctica de mindfulness es beneficiosa en el área de salud y bienestar, despertando un gran interés investigador. La importancia de la aplicación de mindfulness se ha visto reflejada en el número de publicaciones en revistas especializadas sobre este tema, número que experimentó un notable crecimiento en los años noventa pudiéndose considerar casi exponencial en la actualidad (Simon, 2013).

1.2 Motivación de la tesis

La tesis objeto de este trabajo se plantea dentro de un contexto general de exploración de las diferentes soluciones tecnológicas en el ámbito de la e-Health a través de dispositivos móviles (o m-Health) destinadas a incrementar el bienestar físico, mental y la autonomía personal. Más en concreto, se pretende utilizar teléfonos móviles inteligentes (smartphones), en conjunto con otros sensores vestibles (wearables). De esta manera se obtiene un sistema más completo y versátil a la hora de abordar algunos factores que conducen a una mejor calidad de vida, como, por ejemplo, mostrar recomendaciones para un mejor estado de salud y bienestar basadas en la medición de señales fisiológicas en tiempo real a través de los sensores vestibles.

Los sensores inerciales han ido ganando popularidad en los últimos años en la detección de movimientos, tal es el caso de los acelerómetros, los cuales han sido ampliamente utilizados para medir la AF (Andrew, et al., 2014). Los puntos a favor de utilizar los acelerómetros para la evaluación de la AF es que son no invasivos, pequeños, confiables y pueden dar una buena aproximación entre los movimientos detectados y los movimientos del cuerpo para el cálculo de la AF. Sin embargo, la desventaja que presentan es que no pueden diferenciar entre un movimiento y otro, es aquí donde los investigadores intentan desarrollar algoritmos capaces de identificar el tipo de movimiento. Por su parte los sensores inerciales se están usando no sólo para medir la AF, sino también para actividades en reposo tales como: periodos de sueño, yoga (Omkar, et al., 2009), meditación, postura (Ma, et al., 2015) etc. En todos los casos, el uso de los sensores ha dado buenos resultados.

Al igual que los sensores inerciales, los sensores fotosensibles usados en los PPG para calcular la variabilidad de la frecuencia cardiaca han venido ganando cada vez más popularidad con el paso del tiempo, sobre todo por su bajo costo y fiabilidad. La mayor ventaja que presentan estos con respecto a los ECG es su tamaño. El tamaño de los sensores fotosensibles suele ser muy reducido, lo que facilita su integración como sensor vestible en la vida cotidiana de los usuarios, dando la facultad de calcular el HRV en cualquier momento. Hoy en día se utilizan estos sensores para medir el HRV durante la práctica de algún deporte o algún tipo de meditación con la finalidad de estimar el estado de salud.

1.3 Objetivo general

El objetivo principal de la tesis consiste en realizar aportaciones prácticas usando sensores vestibles junto con teléfonos móviles (aplicaciones móviles) para la mejora de la calidad de vida y bienestar. Para ello los objetivos parciales, como aportaciones que se pretenden alcanzar en este trabajo son:

- Comprobar el uso de los acelerómetros integrados en los teléfonos inteligentes para medir la actividad física, contrastando los resultados con un dispositivo comercial (actígrafo GT3X+) ampliamente utilizado en este campo.
- Diseñar, desarrollar e implementar un dispositivo capaz de medir la estabilidad durante sesiones de meditación sedente, mindfulness, cubriendo la laguna detectada en la literatura.
- Diseñar un dispositivo vestible de bajo costo para medir la variabilidad de la frecuencia cardiaca durante las sesiones de mindfulness, comprobando si hay diferencias entre personas que practican constantemente la meditación y las que no.

Para ello, este documento de tesis se va a dividir en los siguientes capítulos:

Estructura de la Tesis:

Capítulo 2 – Medición de la actividad física con teléfonos inteligentes

2.1 Estado del arte sobre la medición de la actividad física: se describe de forma detallada los progresos generados en el área de la actividad física, así como los avances del uso de los sensores vestibles para su medición.

2.2 Medición de la actividad física. Objetivos e hipótesis: se enuncia de manera más amplia los objetivos e hipótesis en la medición de la AF.

2.3 Medición de la actividad física. Materiales y métodos: se aborda toda la metodología, protocolos y materiales utilizados durante el desarrollo de la investigación en la medición de la AF.

2.4 Medición de la actividad física. Cálculos: se proponen y describen los algoritmos usados para poder calcular la actividad física a través de los counts.

2.5 Medición de la actividad física. Rendimiento: se evalúa la eficacia de los de los métodos propuestos para obtención de los counts, así como también la medición de la actividad física.

2.6 Medición de la actividad física. Resultados: se presentan los resultados obtenidos una vez concluido el análisis de la investigación.

2.7 Discusión y conclusiones sobre medición de la actividad física con teléfonos inteligentes: se enuncian las conclusiones finales de la medida de AF, así como algunas discusiones derivadas de los mismos resultados y también algunas posibles ampliaciones futuras que se puedan generar.

Capítulo 3 – Uso de sensores vestibles para monitorizar la estabilidad en práctica sedente de mindfulness

3.1 Estado del arte sobre sensorizado de mindfulness: se presentan trabajos previos en el área de sensores vestibles y mindfulness que contribuyan con la realización de la investigación.

3.2 Sensorizado de la práctica de mindfulness. Objetivos e hipótesis: se presentan los objetivos e hipótesis que dan lugar al uso de sensores vestibles para monitorizar, la práctica de mindfulness.

3.3 Sensorizado de la práctica de mindfulness. Materiales y métodos: expone la metodología y materiales necesarios para el desarrollo de la investigación en cuestión.

3.4 Sensorizado de la práctica de mindfulness. Resultados: presenta al lector los resultados obtenidos de la investigación, así como el prototipo creado a modo de herramienta para la medición de algunas variables fisiológicas durante la meditación mindfulness.

3.5 Sensorizado de la práctica de mindfulness. Discusión: en este apartado se discuten los resultados obtenidos de la investigación.

3.6 Conclusiones y futuras modificaciones sobre el uso de sensores vestibles en la monitorizar la práctica de mindfulness: se exponen las conclusiones derivadas de la investigación y los resultados analizados, así como las líneas futuras a abordar a partir del trabajo realizado.

Capítulo 4– Uso de sensores vestibles para monitorizar la variabilidad de la frecuencia cardiaca durante la práctica de mindfulness

4.1 Estado del arte sobre sensorizado de la frecuencia cardiaca: se exponen los trabajos previos sobre los métodos y análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca que contribuyan a la investigación propuesta.

4.2 Sensorizado de la frecuencia cardiaca. Objetivos e hipótesis: se plantean los objetivos e hipótesis que dan lugar al análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca durante la meditación mindfulness.

4.3 Sensorizado de la frecuencia cardiaca. Materiales y métodos: metodología llevada a cabo durante la investigación, así como también los materiales necesarios para la realización de la misma.

4.4 Sensorizado de la frecuencia cardiaca. Resultados: se exponen los resultados obtenidos de dicha investigación.

4.5 Sensorizado de la frecuencia cardiaca. Discusión: aquí se discutirán los resultados obtenidos de durante la investigación.

4.6 Conclusiones sobre uso de sensores vestibles para monitorizar la frecuencia cardiaca durante la práctica de mindfulness: finalmente se exponen las conclusiones a las que se ha llegado al término de este trabajo.

Capítulo 5 – Conclusiones finales

– Conclusiones finales y líneas de trabajo futuro.

Finalmente, este capítulo expone las discusiones y conclusiones derivadas de esta tesis, así como también el impacto y las líneas futuras que se pueden abordar a partir de este trabajo.

Anexos

Anexo A: Se nutre de todos los resultados durante el trabajo de investigación mostrando un listado de los artículos publicados en revistas científicas y congresos.

Anexo B: Contendrá todo lo relacionado con prototipos utilizados para validar las hipótesis y conseguir los objetivos planteados.

Referencias bibliográficas

Capítulo 2: Medición de la actividad física con teléfonos inteligentes

2.1 Estado del arte

La aparición de enfermedades cardiovasculares y otras enfermedades tales como la diabetes, colon, cáncer, obesidad, hipertensión, osteoporosis y depresión han sido relacionadas con bajos niveles de AF (Kesaniemi, et al., 2001) (Warburton, et al., 2006). Por otro lado, se ha asociado que un nivel alto de AF conlleva a menos discapacidades en personas mayores (Shah, et al., 2012) además, los mayores suelen reportar un sentimiento de bienestar. La AF tiene efectos positivos en la salud mental, tales como buen humor y bajos niveles de ansiedad y depresión (Lowea & ÓLaighin, 2014). Considerando las investigaciones que avalan los beneficios de la AF y los perjuicios de una vida sedentaria, no es de extrañar que el interés en la medición de la actividad física se haya incrementado en los últimos años.

La AF está definida como un conjunto complejo de comportamientos que abarcan cualquier movimiento corporal producidos por los músculos esqueléticos que resultan así en un gasto de energía (Armstrong & Welsman, 2006). Idealmente los métodos de evaluación de AF deben ser capaces de medir el gasto de energía (GE) durante la AF, pero también el tipo, duración e intensidad de esas actividades (Levine, 2005).

Hay tres componentes en los cuales se divide el gasto total de energía (GTE) en humanos: la tasa de metabolismo basal (TMB), el efecto térmico de los alimentos y el gasto de energía en actividad física (actividad termogénesis). La TMB es la energía gastada cuando el individuo está en reposo. En individuos con ocupaciones sedentarias, la tasa metabólica basal representa aproximadamente el 60% del gasto total de energía diaria y está altamente ligada con el peso corporal. El efecto térmico de los alimentos, es el gasto energético relacionado con la digestión, absorción y almacenamiento de los alimentos, y representa aproximadamente el 10% del gasto energético diario. Mientras que la actividad termogénesis, es la termogénesis que acompaña a la AF y puede ser dividida en ejercicio y en actividad termogénesis sin ejercicio (ATSE, la ATSE se refiere a la energía gastada sin intención de hacer ejercicio. Por ejemplo, caminar para ir a trabajar). La mayoría de las personas no suelen participar en el ejercicio deportivo con propósito y por lo tanto su actividad termogénesis relacionada con el ejercicio es cero; para aquellos que hacen ejercicio regularmente, el gasto energético relacionado con el ejercicio es generalmente el 10% del gasto total de energía diaria (Levine, 2005).

Para la medición del gasto energético existen varios métodos, los más habituales son: la calorimetría directa e indirecta, agua doblemente etiquetada, cuestionarios de AF, monitor de variabilidad cardiaca y monitores de AF (con sensores inerciales).

2.1.1 El método de calorimetría directa (CD)

En la calorimetría humana un dispositivo de flujo de calor mide el calor biológico liberado. Dado que las kcal son una unidad térmica, el resultado obtenido puede ser fácilmente convertido a unidades de energía fisiológica. Una de las características de los calorímetros directos es que tienen que ser lo suficientemente grandes como para albergar a una persona o una persona más el equipamiento necesario para medir alguna actividad muy específica, como por ejemplo una máquina de caminar o correr. La desventaja que tiene este método directo es que sólo puede ser medida una persona a la vez y su construcción y el equipo requerido son muy costosos, esto hace de este método un método poco viable para toda la población (Hackney, 2016).

2.1.2 El método de calorimetría indirecta (CI)

Este método mide el gasto energético midiendo el intercambio de gases de la respiración tales como la producción de dióxido de carbono CO_2 y el consumo de oxígeno VO_2 . Este es uno de los métodos más utilizados para cuantificar el gasto de energía, particularmente bajo condiciones de campo (Leonard, 2010).

2.1.3 Método de agua doblemente marcada (ADM)

La técnica ADM es conocida como la referencia base (“gold standard”) para evaluar el GTE. Esta técnica es ampliamente utilizada por la población, incluyendo a mujeres embarazadas, mujeres en lactancia y niños. El GTE es típicamente evaluado en un periodo de 7 a 14 días dependiendo del enfoque de análisis y la edad del participante. Este método se basa en la administración de isótopos marcados (deuterio y O^{18}), el deuterio es eliminado en forma de agua y el O^{18} se elimina en forma de agua y de CO_2 ; bajo condiciones de equilibrio, la diferencia entre las dos tasas de eliminación es una medida de la producción del CO_2 y a partir de este valor se estima el gasto energético (GE) usando ecuaciones para CI; no se requiere recolectar el CO_2 espirado, sólo efectuar su medición por medio del isótopo estable en orina. Este método se ha convertido en referencia para determinar el GE en individuos sanos y enfermos y es una herramienta importante para estudiar la etiología de la obesidad y para validar los métodos de estimación de la ingesta dietética (Melier, et al., 2011). La ventaja de esta técnica es su precisión y exactitud. Por otro lado, la desventaja es que esta técnica no da información acerca del tipo de actividad, intensidad o duración de la AF (Andrew, et al., 2014).

2.1.4 Método de cuestionarios de actividad física

En este método el participante reporta los niveles de AF diarios para determinar su GTE basándose en sus patrones. El cuestionario es uno de los métodos más utilizados, y hay muchos tipos. Los cuestionarios son fáciles de administrar y de completar, pero proveen poca información acerca de las actividades y suelen categorizar simplemente al sujeto como activo o inactivo. Existen también cuestionarios más largos y detallados que incluyen la frecuencia y la duración de la AF durante periodos prolongados. La principal diferencia entre estos cuestionarios es la cantidad de detalles y el tiempo de supervisión requeridos para ser completados con éxito. No obstante, este método suele sobreestimar la actividad física y subestimar el tiempo dedicado a las actividades de la vida diaria (Hackney, 2016).

2.1.5 Método Monitor de ritmo cardiaco

Se basa en el principio de que, para cada persona, la frecuencia cardíaca (FC) y el consumo de oxígeno (VO_2) tienden a estar linealmente relacionados en una gran parte del rango de trabajo aeróbico. Cuando se conoce esta relación, la frecuencia cardíaca del ejercicio puede ser utilizada para estimar el VO_2 (y luego calcular el gasto de energía) durante las actividades de la vida diaria (Livingstone, 1997). Las ventajas que presenta este método son: información acerca de la intensidad duración y frecuencia, es adecuado para la mayoría de las personas, relativamente económico y permite un análisis fácil y rápido de los datos. Por contra, las desventajas que presenta son: solo mide actividades aeróbicas, es necesario una calibración para cada persona y puede ser afectado por la temperatura, contaminación, género, genética, composición del cuerpo, metabolismo, medicina, edad y el tiempo del día (Ugarriza, et al., 2015).

2.1.6 Método Monitor de AF (Acelerómetros)

Un acelerómetro es un sensor de movimiento electromecánico capaz de medir la aceleración a la que es sometido. La aceleración es definida como la tasa de cambio en la velocidad en un periodo de tiempo (Andrew, et al., 2014). Estos pequeños dispositivos pueden ser capaces de medir la frecuencia, intensidad y duración de la AF en función del movimiento corporal (Gyllensten & Bonomi, 2011) (Terrell, et al., 2016).

Los monitores de AF son pequeños dispositivos que llevan incorporado un sensor de movimiento, el cual puede detectar los movimientos producidos por el cuerpo. Dependiendo del sensor de movimiento (puede ser uniaxial o triaxial) se pueden fabricar podómetros o dispositivos más complejos para medir la AF.

Los podómetros generalmente llevan incorporado un acelerómetro uniaxial, el cual permite registrar los movimientos del usuario. A pesar de que son ampliamente utilizados para cuantificar la AF están muy limitados, ya que su funcionamiento se basa en contar los pasos que da el usuario y algunas veces fallan a la hora de detectarlos, como por ejemplo que el usuario se agache para atarse los zapatos o ir por caminos irregulares mientras se conduce etc. Además, la cuenta de los pasos se ve influenciada por el largo de la zancada (normalmente está ligado al peso y a la longitud de la pierna) y la velocidad del paso. Esto conlleva a subestimar o sobreestimar las distancias recorridas y a su vez se traduce en error al calcular el GE.

Por otra parte, existen algunos dispositivos un poco más avanzados (Fitbit, Actígrafo, etc.) que incorporan acelerómetros triaxiales, los cuales están siendo ampliamente utilizados para medir la AF.

Debido a la relación entre la actividad física y el movimiento, los acelerómetros se pueden usar para medir el GE (Andrew, et al., 2014) (Vathsangam, et al., 2011). Estos sensores presentan varias ventajas: bajo costo, bajo consumo de batería, son muy pequeños, y se pueden integrar a dispositivos vestibles, haciéndolos ideales para medir las actividades de la vida diaria (Van Hees, et al., 2010). Por otro lado, presentan varias desventajas: suelen subestimar el GE en intensidades muy altas, no suelen identificar el tipo de actividad que se está realizando, y no pueden calcular directamente el consumo de energía o los niveles de actividad. Para este propósito es necesario el uso de una fórmula de extrapolación (Ugarriza, et al., 2015).

2.1.7 Smartphones como monitor del bienestar humano.

En los últimos años se ha incrementado considerablemente la adopción de los teléfonos inteligentes (smartphone) entre la población en general. Según el analista de mercado International Data Corporation, se venden cada trimestre más de 340 millones de teléfonos inteligentes nuevos (Corporation, 2017). La ventaja de los smartphones con respecto a los tradicionales teléfonos móviles es la cantidad de sensores que estos incorporan, la velocidad de procesamiento y la continua conexión a Internet. A pesar de las ventajas que ofrecen los smartphones aún están limitados en cuanto al espacio de almacenamiento, energía y poder de cálculo computacional. Para compensar estas deficiencias han surgido varios servicios en la nube, tales como almacenamientos virtuales (Pennekamp, et al., 2017). Gracias a los almacenamientos virtuales en la nube los smartphones pueden tener disponible los datos en cualquier lugar y en cualquier momento.

Hoy en día los sistemas operativos (SO) más usados a nivel mundial son Android con un mercado del 85%, luego le sigue iOS con un 14.7% y finalmente esta Windows Phone con un 0.8% (Corporation, 2017). Estos sistemas operativos tienen en común que el usuario puede instalar aplicaciones de terceros para extender la funcionalidad del dispositivo.

Uno de los puntos débiles de los smartphones es la privacidad de los datos. Aunque existen leyes que controlan estos temas, siempre se corre el riesgo de un fallo de seguridad. Y es que, con la cantidad de sensores que posee y con la frecuencia de uso durante el día, el smartphone podría poner en peligro al usuario; por ejemplo, el smartphone es capaz de registrar la ruta que sigue el usuario o los lugares que frecuenta en tiempo real gracias al sistema global de posicionamiento (Global Position System-GPS) así como también los números que frecuenta llamar o cuentas de correo electrónico. Este tipo de información es muy útil para algunas empresas ya que les permite personalizar la publicidad para cada usuario según sus conductas (Pennekamp, et al., 2017).

Los sensores que soportan la mayoría de los dispositivos Android son los siguientes (Android, 2017):

- Acelerómetro triaxial
- Giroscopio triaxial
- Brújula digital (magnetómetro triaxial)
- Sensor de luz ambiental
- Sensor de temperatura
- Sensor de presión barométrica
- Sensor de proximidad
- Sensor de humedad
- Cámara digital
- Micrófonos
- Sensor de Huella dactilar
- Sistema de Posicionamiento Global

Los sensores disponibles en iOS son los siguientes (Apple, 2017)

- Acelerómetro triaxial
- Giroscopio triaxial
- Brújula digital (magnetómetro triaxial)
- Sensor de luz ambiental
- Sensor de temperatura
- Sensor de presión barométrica (a partir de iPhone 6)
- Sensor de aproximación
- Sensor de humedad
- Cámara digital
- Micrófonos
- Sensor de Huella dactilar
- Sistema de Posicionamiento Global

Los sensores disponibles en Windows phone son los siguientes (Microsoft, 2018)

- Acelerómetro triaxial
- Giroscopio triaxial

- Brújula digital (magnetómetro triaxial)
- Sensor de luz ambiental
- Sensor de temperatura
- Sensor de proximidad
- Sensor de humedad
- Cámara digital
- Micrófonos
- Sistema de Posicionamiento Global

Los sensores de los smartphones pueden ser usados para medir diferentes tipos de conductas o actividades. Los métodos de detección de los smartphones son adecuados para la evaluación objetiva de las conductas diarias de las personas, tanto los comportamientos de movimiento físico (actividad, patrones de movilidad), como las interacciones sociales (encuentros cara a cara, comunicaciones mediadas por ordenador) entre otras aplicaciones (como video juegos o quehaceres del hogar). En la Tabla 2.1 se muestra un resumen.

Tabla 2.1 Resumen de los comportamientos o conductas según la fuente (Sensor) de los datos (Harari, et al., 2017)

Fuente de los datos	Comportamientos		
	Movimientos físicos	Interacción social	Actividades diarias
Acelerómetro	✓	x	✓
Giroscopio	✓	x	✓
Bluetooth	x	✓	x
GPS	✓	x	✓
Sensor de luz	x	x	✓
Micrófono	x	✓	✓
Wifi	✓	x	x
Cámara	x	✓	✓
Registros de uso del teléfono	x	✓	✓
Registros de uso de aplicaciones	x	✓	✓

Nota: ✓: Los datos pueden ser usados para registrar el tipo de comportamiento o conducta
 X: Los datos no pueden ser usados para registrar el tipo de comportamiento o conducta.

En el desarrollo de esta tesis nos centraremos en los monitores AF aplicando la acelerometría para la medición de la AF usando el acelerómetro incorporado en un

smartphone con el SO Android. Se ha seleccionado este método por las ventajas ya descritas anteriormente y por su versatilidad en condiciones de la vida diaria. En cuanto a la selección del SO usado por el smartphone fue debido al amplio mercado que abarca, de esta manera el trabajo realizado en esta tesis tendrá mayor impacto.

2.1.8 Acelerometría para la medición de la actividad física.

La acelerometría es una técnica catalogada como una de las más fiables en el registro del nivel de AF (Aguilar, et al., 2014). Además, se ha convertido en una herramienta muy común en estudios recientes.

La relación entre la acelerometría “counts de actividad” y el gasto de energía durante actividades locomotoras ha impulsado el desarrollo de “cut points (puntos de corte)” o umbrales que sirvan para clasificar los niveles de intensidad de la AF. De esta manera, los counts de actividad junto con los cut points podrían delinear la actividad significativa con respecto a los beneficios de la salud (Pruitt, et al., 2008).

La acelerometría utiliza como base un acelerómetro, normalmente triaxial. Como anteriormente se ha mencionado (sección 2.1.6), un acelerómetro es un dispositivo que contiene un transductor piezoeléctrico o capacitivo que al ser sometido a fuerzas de aceleración produce una señal eléctrica proporcional a la fuerza aplicada. Esta señal es digitalizada posteriormente por un conversor analógico digital y su resolución suele variar dependiendo del fabricante del sensor. El principio de funcionamiento es muy simple, este dispositivo consiste en una masa inercial suspendida en un muelle que está anclada a un sustrato, esta masa incluye dedos o laminas móviles ubicados en ambos lados (ver Figura 2.1). El acelerómetro capacitivo también incluye electrodos estáticos anclados al sustrato y electrodos móviles fijados a la masa inercial. La estructura de accionamiento que tiene forma de peine está cargada con voltaje y el desplazamiento de la masa bajo fuerzas de inercia se convierte en una señal eléctrica que se puede usar en la medición (Nazdrowics, 2017). Las unidades que este tipo de sensores suele entregar están en aceleración de gravedad (g), donde $1g$ es la aceleración debido a la gravedad de la tierra y es igual a $9.81 m/s^2$ (Shaeffer, 2013). Los acelerómetros triaxiales pueden medir directamente la orientación de la gravedad y también responden a la aceleración lineal debido al movimiento.

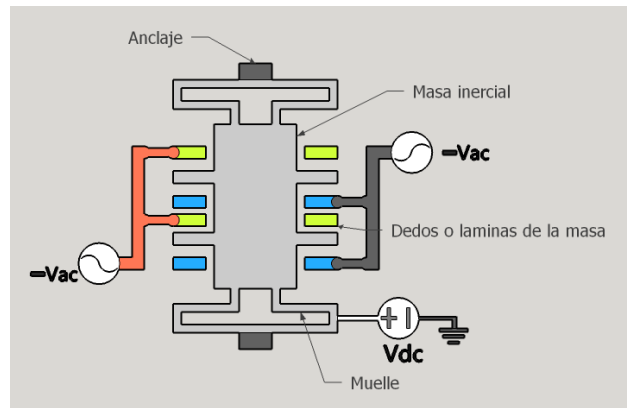


Figura 2.1 Estructura de un acelerómetro capacitivo (Soumendu Sinhaa, 2014)

Actualmente ya hay dispositivos comerciales dedicados a medir la actividad física. Estos dispositivos llevan en su interior un acelerómetro triaxial. Ejemplo de ellos son los Actígrafos (Manual, 2018), los cuales son uno de los más usados para medir la actividad física, al igual que el Actical (Philips, 2018) y ActivPal (PALtechnologies, 2018) (Hyun-Sung, et al., 2016) (Murphy, 2008).

Así mismo hay varias aplicaciones para smartphone desarrolladas en este campo, por ejemplo: podómetros (Gowda, et al., 2017) (Case, et al., 2015), niveles de AF y estimación de GE (Duclos, et al., 2016) (Hekler, et al., 2015) (Donaire, et al., 2013) (Lee, et al., 2014), reconocimiento de actividad humana (Wang, et al., 2016) o salud y bienestar (Higgins, 2016). En particular, en (Hekler, et al., 2015) encontraron una alta correlación entre los counts medidos con el Actígrafo GT3X+ de Actilife y varios smartphones en pruebas controladas de laboratorio. En actividades cotidianas que se suelen hacer día a día la correlación fue baja, pero en los minutos de actividad física moderada-vigorosa (AFMV) por día la correlación fue alta.

Dado el amplio uso de los Actígrafos de Actilife y la previa experiencia de los autores con ellos (Rodríguez, et al., 2017) (Rodríguez, et al., 2016), el Actígrafo GT3X+ ha sido seleccionado en este estudio para validar el análisis de los datos obtenidos a través del smartphone.

La señal de los acelerómetros GT3X+ es convertida a counts de actividad a través del software propio de Actilife (Actilife 6.0 - (Software, 2018)), que pueden ser utilizados para determinar los niveles de actividad usando puntos de corte validados, por ejemplo, los valores propuestos por Sasaki et al. para adultos (etiquetados como Freedson VM3 en el software de Actilife 6.0 ver Tabla 2.2) (Sasaki, et al., 2011). La determinación de los niveles de actividad es de primordial importancia debido a que algunas de las recomendaciones de AF han sido desarrolladas basándose en ellos. The Centers for Diseases Control and Prevention (CDC, 2018), The American College of Sport Medicine (ACSM, 2018), The American Heart Association (AHA, 2018) y la Organización Mundial de la Salud (WHO, 2018) han usado los minutos de gasto diario en actividad física de moderada a vigorosa como criterio de medición para establecer los niveles mínimos de AF a favor de obtener beneficios saludables (Oja, et al., 2010) (Haskell, et al., 2007).

Además, todos los instrumentos para medir la AF, subjetivos como cuestionarios y objetivos como acelerómetros intentan extraer los minutos de AFMV.

Tabla 2.2 Puntos de corte seleccionado para medir la actividad física (Sasaki, et al., 2011)

Intensidad de la actividad	Puntos de corte counts por minuto (CPM)
Ligero	0-2690
Moderado	2691-6166
Vigoroso	6167-9642
Muy Vigoroso	9643- ∞

En (Donaire, et al., 2013) se desarrolló una aplicación para medir la AF: Cal fit. Después de 5 días de usar el GT3X+ y el smartphone con la aplicación, se encontró una alta correlación entre los counts correspondientes al eje vertical y también una alta coincidencia entre la duración y el gasto de energía, usando una ecuación para transformar los counts a equivalentes metabólicos METS.

Desde una amplia perspectiva, los smartphones pueden ser usados no sólo para medir variables sino también para proveer de una retroalimentación al usuario a través de una interfaz gráfica y una comunicación directa entre los profesionales del cuidado de la salud y los pacientes. En este sentido, Bert et al. (Bert, et al., 2013) revisaron el papel de los smartphones en promoción de la salud. Los aspectos principales que ellos destacaron fueron la posibilidad de acceder a la información de la salud y permitir la comunicación entre el mundo del cuidado de la salud y la población.

El control de enfermedades crónicas, la lucha contra la obesidad y los malos hábitos o la promoción de estilos de vida de la salud son aplicaciones relevantes. Sin embargo, los autores han prevenido acerca de los problemas que pueden surgir, como, por ejemplo, el control de contenidos con respecto a la validación científica, brecha en la alfabetización digital y la protección de datos de privacidad.

Este trabajo fue motivado por la posibilidad de medir continuamente la AF en una intervención para promover AF entre estudiantes universitarios usando un smartphone. Esta medida se debe complementar con un dispositivo dedicado para este fin, GT3X+, para contrastar los resultados entre ambos. Sin embargo, al enfrentarse a este problema, se plantearon varias preguntas. La primera es ¿Qué son los counts de actividad?, ya que su definición no está del todo clara. La página web de Actigraph incluye ideas generales sobre los counts de actividades, pero ninguna descripción detallada. Los counts de actividad parecen obtenerse de un filtro de paso de banda y una integración (Actilife, 2018) (Manual, 2018) (Brond & Arvidsson, 2015). En (Peach, et al., 2014) se realizó un estudio para obtener las características del filtro que utiliza el software Actilife en señales de aceleración sin procesar para el cálculo de los counts. En (Van Hees, et al., 2010) se usó un oscilador mecánico para encontrar la forma del filtro. En otros estudios, los counts de actividad se extraen mediante un filtro de paso bajo y un cálculo del área bajo la curva (Hekler, et al., 2015).

En (Aittasalo, et al., 2015) se propone la desviación media de la amplitud (MAD) de la aceleración bruta como un método para cuantificar mejor la AF independientemente de la marca del acelerómetro. Además, es inevitable que los usuarios lleven el teléfono en diferentes lugares del cuerpo, lo que también debe tenerse en cuenta en el diseño del sistema.

2.2 Objetivos

De esta manera, hemos decidido llevar a cabo en el presente trabajo el siguiente objetivo:

- Analizar varios algoritmos y compararlos para encontrar el que mejor reproduzca los resultados del Actígrafo GT3X+ para comprobar el uso de los acelerómetros integrados en los teléfonos inteligentes en la medición de la actividad física.

2.3 Materiales y Métodos

2.3.1 Voluntarios

Los voluntarios para este experimento fueron 35 participantes con edades entre 18 y 45 años (19 hombres, 13 mujeres, edad 27.88 ± 12.90 años, altura 1.68 ± 0.12 metros, peso 66.26 ± 21.55 kg). Todos los participantes estaban en condiciones saludables según los criterios seguidos de Chen and Sun (Chen & Sun, 1997), sin evidencia de trastornos o lesiones pasados o presentes. El protocolo del estudio fue aprobado por el Comité Ético de Investigación Clínica de Aragón (CEICA). Todos los voluntarios recibieron información escrita y oral acerca del estudio, y firmaron un informe de consentimiento para su participación.

2.3.2 Experimento

Se les dijo a los voluntarios que llevaran consigo un smartphone en el bolsillo derecho y otro en la parte derecha de la cadera durante las actividades propuestas por el equipo de investigación. Al mismo tiempo se les colocó un Actígrafo GT3X+ en la parte derecha de la cadera, junto al smartphone para comparar y validar los resultados de las pruebas desempeñadas (ver Figura 2.2). Cada actividad duró 10 minutos y fueron realizadas sólo una vez en orden aleatorio. Cinco de los voluntarios evitaron correr. Después los archivos correspondientes fueron etiquetados con la fecha, hora y tipo de actividad.

A continuación, se detallan las actividades realizadas por los voluntarios:

- Caminar a baja velocidad (velocidad elegida por el participante)

- Caminar de prisa (velocidad elegida por el participante)
- Subir y bajar escaleras (velocidad elegida por el participante)
- Correr (velocidad elegida por el participante)
- Trabajo de oficina (principalmente sentado enfrente del ordenador con pequeños movimientos).

Las actividades de correr y caminar fueron llevadas a cabo en una pista de atletismo de la Universidad de Zaragoza, mientras que subir y bajar escaleras se hicieron en el edificio de la Escuela Universitaria Politécnica de Teruel (EUPT) y finalmente el trabajo de oficina fue simulado en el laboratorio del grupo de investigación EduQTech. La velocidad no fue medida en el experimento. Al permitir que cada voluntario seleccionase una velocidad diferente, esperábamos obtener una mayor variedad de movimientos y counts.

Para registrar las actividades, se utilizaron dos smartphones Samsung Galaxy Trend Plus GT-S7580 con un rango en el acelerómetro de $\pm 2g$. Se desarrolló una aplicación específica para grabar los datos del acelerómetro. Cuando se configuró el acelerómetro en la aplicación se seleccionó la opción "SENSOR_DELAY_GAME", dando como resultado un periodo de muestreo de 20 ms (50 Hz) pero con cierta variabilidad ya que los smartphones no pueden hacer frente a estrictas restricciones de tiempo (Android, 2017).

La información obtenida por la aplicación fue volcada a un archivo de texto, el cual fue luego transferido al ordenador, y posteriormente los datos fueron analizados utilizando unos algoritmos implementados para este fin en Matlab. Los valores de aceleración de los smartphones fueron interpolados a 30 Hz para compararlos con los valores del Actígrafo GT3X+. El GT3X+ había sido configurado para registrar las actividades con una frecuencia de muestreo de 30 Hz y tenía un rango de $\pm 6g$, el cual sirve para validar las muestras captadas por el smartphone. Algunos actígrafos sólo pueden muestrear a 30 Hz en crudo (GT3X) y esta frecuencia fue la utilizada en (Sasaki, et al., 2011) para establecer los puntos de corte. Por ello fue seleccionada la frecuencia de 30 Hz en el GT3X+; de esta manera, este estudio abarcaría al GT3X y el GT3X+. Los dispositivos fueron sincronizados manualmente con el ordenador a través del software Actilife.



Figura 2.2 Localización de los dispositivos

2.4 Cálculo de los Counts.

2.4.1 Algoritmo 1 (A1): Filtrado en el dominio Temporal.

Como primer paso, una vez obtenidos los datos del acelerómetro en crudo se calcula el vector magnitud (ecuación 2.1). El vector magnitud tiene información acerca de la intensidad con la que el usuario llevó a cabo la actividad.

$$Vm_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} \quad (2.1)$$

Posteriormente, el vector magnitud es pasado a través de un filtro paso banda (Actilife, 2018), el cual quita el ruido a altas frecuencias y las componentes gravitacionales. Las frecuencias de corte seleccionadas fueron 0.25 Hz para el filtro pasa altas y de 2.5 Hz para el filtro pasa bajas. Estos valores corresponden al rango en el cual los humanos realizan la mayoría de las actividades (Peach, et al., 2014) (Crouter, et al., 2010). De esta manera intentamos seguir el procedimiento de los counts lo más cercano posible a la información dada por ActiLife (Manual, 2018).

El filtro paso banda está diseñado a partir de un filtro recursivo con respuesta al impulso infinita (IIR) de orden 2. Para encontrar los coeficientes del filtro que mejor se ajustaran a los counts del actígrafo se realizó un escaneo con diferentes valores de atenuación en las frecuencias de corte alta y baja del filtro (f_{c1} y f_{c2}) así como también la frecuencia de la pasa banda (fp).

Una vez filtrada la señal se divide en épocas de 1 segundo (30 muestras en total por cada época, configuración usada por el GT3X+), dando como resultado un vector Epc_{ij} , donde la j representa la época e i representa el número de muestra en la época.

Después que el vector magnitud ha sido dividido en épocas (Epc), se calcula el área bajo la curva (ABC) para cada época según la ecuación 2.2:

$$ABC_j = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |Epc_{ij}| \quad (2.2)$$

Donde L = Tamaño de la ventana

i = Muestras entre épocas

j = Numero de épocas de 1 sec.

ABC_j = Area bajo la curva para la j – ésima época

En (Actilife, 2018) indican que una vez calculada el área bajo la curva para cada época, el valor de los counts se obtiene dividiendo el valor del área por la resolución del acelerómetro. Sin embargo, como no sabemos la resolución del acelerómetro usado por un smartphone genérico, esta parte ha sido omitida. En vez de esto, para comparar los counts del GT3X+ con el smartphone, el valor de los counts del GT3X+ fue multiplicado por 0.002929 (es el valor aproximado de dividir el rango dinámico de ± 6 g entre la resolución del acelerómetro que es de 12 bits $\approx 12/2^{12}$). Esto hace una medida

independiente de la resolución del acelerómetro. En el resto de este trabajo, los counts del GT3X+ estarán sujetos a este procedimiento.

Finalmente, los counts por época, fueron sumados de 60 en 60, para obtener los counts por minuto, ya que es la medida oficial que ActiLife utiliza.

2.4.2 Algoritmo 2 (A2): Ajuste con histogramas

También se ha intentado calcular con algoritmos que permitan un ajuste estándar, sin depender del tipo de filtro asumido anteriormente. En este caso, se utilizarán los histogramas teniendo como entrada los valores de aceleración. Como variables de salida se considerarán los counts proporcionados por el actígrafo GT3X+.

Los histogramas son representaciones gráficas en forma de barras y se suelen utilizar con datos continuos como peso, talla, altura, etc. (Rufilanchas, 2017). Los histogramas son útiles para mostrar la distribución de una única variable de escala (IBM, 2018) y también han sido utilizados en (Weiss & Lockhart, 2012) para el reconocimiento de actividades, así que parece razonable que puedan dar una pista sobre el nivel de actividad.

El proceso para obtener estos histogramas fue el siguiente:

1. El vector magnitud de la aceleración se dividió en ventanas de 60 segundos (épocas de un minuto).
2. A cada época de un minuto se le restó la media, para evitar el offset del acelerómetro, el cual se ha notado que en algunos modelos de smartphone ha sido muy alto.
3. El eje de aceleración se dividió en varios niveles y se extrajo el número de muestras de aceleración en cada uno. La Figura 2.3 muestra un ejemplo, en el cual el eje vertical está dividido en 5 niveles, y se usa una señal sinusoidal como ejemplo en la parte izquierda. En la parte derecha se representa un histograma en la que las muestras son concentradas alrededor de los valores máximos y mínimos, por lo que estos son los contenedores con un valor alto, la señal no alcanza el nivel más alto por lo que el contenedor del histograma en este nivel está vacío.
4. Después se normalizaron los histogramas, dividiendo por el número de muestras y se utilizaron las frecuencias en algunos intervalos como parámetros de entrada del modelo (h_i , $i = 1 \dots 15$, 15 intervalos en un rango de $-0.9g$ to $2.1g$).
5. Luego los counts por minutos fueron ajustados como:

$$cpm = b_0 + \sum_{i=1}^{15} b_i h_i \quad (2.3)$$

De esta manera no se establece ninguna otra restricción en los coeficientes b_i ($i = 0 \dots 15$) y dejamos que un procedimiento lineal de ajuste estándar los encuentre.

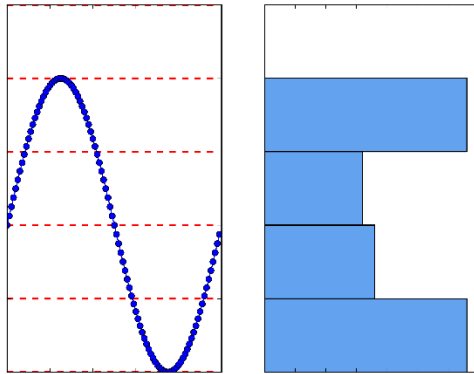


Figura 2.3 Vista esquemática del proceso de extracción de histogramas de los valores de aceleración. Izquierda: señal sinusoidal. Derecha: histograma con 5 niveles

2.4.3 Algoritmo 3 (A3): Ajuste por bandas de espectro de potencia.

Como en el algoritmo anterior, en este se probó un ajuste lineal estándar, en el cual las variables de entrada fueron tomadas como las potencias contenidas en las bandas, mientras que las variables de salida fueron los counts devueltos por el actígrafo GT3X+. A las variables de entrada (vector magnitud dividido en épocas de 1 minuto) se les aplicó la transformada rápida de Fourier (FFT) para obtener el espectro de potencias. Después, se calcularon siete bandas ($P_i, i = 1 \dots 7$) contenidas dentro de un 1 intervalo de 1Hz a 3.3 Hz integrando el espectro de potencias en cada intervalo. En la Figura 2.4 se muestra un ejemplo: en la izquierda hay una ventana con 60 segundos de aceleración, mientras que en la derecha se encuentra su espectro de potencia correspondiente y los límites de las bandas se muestran en líneas rojas punteadas. El valor de una de las bandas es obtenido como área resaltada en azul cielo.

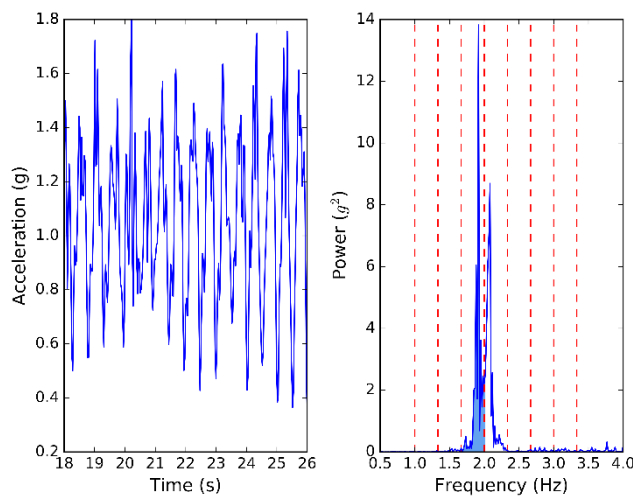


Figura 2.4 Ejemplo de extracción de las bandas de potencia. Izquierda: señal de aceleración. Derecha: espectro de potencia con bandas.

Finalmente, los counts del actógrafo fueron ajustados en función de las bandas como:

$$cpm = c_0 + \sum_{i=1}^7 c_i P_i \quad (2.4)$$

2.4.4 Algoritmo (A4): Área de la señal de aceleración.

En este caso, el algoritmo se basó en un simple cálculo del área bajo la curva de la señal, similar a (Hekler, et al., 2015). Después de calcular el vector magnitud de la aceleración y dividirla en épocas de un minuto, se le resto la media a cada época, dando como resultado una señal rectificada. Posteriormente se calculó el área bajo la curva como una medida de la actividad. Finalmente, se buscó una relación lineal entre el área bajo la curva y los counts del actógrafo.

$$cpm = d_0 + d_1 AU CR \quad (2.5)$$

2.5 Rendimiento y evaluación de los algoritmos.

La estimación del rendimiento se basó en una estrategia de validación cruzada actividad-persona como en (Hekler, et al., 2015). La validación consta de 170 ciclos y una base de datos de 170 elementos (35 personas multiplicada por 5 actividades menos 5 individuos que decidieron no correr) y en cada ciclo una persona-actividad se deja fuera de la base de datos (dato de validación). Posteriormente, con el resto de los datos (datos de entrenamiento) los algoritmos fueron optimizados para predecir los counts del actógrafo. Para A2, A3 y A4 se utilizaron procedimientos de ajuste estándar, mientras que para A1 sus coeficientes se calcularon haciendo una búsqueda con fuerza bruta, procedimiento explicado en la sección 2.3.1. Finalmente, los algoritmos fueron probados con el dato de validación para comprobar su nivel de predicción de los counts del actógrafo.

De los resultados se obtuvieron tres variables de rendimiento: el error cuadrático medio (RMSE) de los counts y la ratio de los minutos mal clasificados usando cuatro y dos niveles de actividad. Los niveles se seleccionan de la siguiente manera: los cuatro niveles de actividad fueron tomados de los puntos de corte usados por Actilife como se explica en (Sasaki, et al., 2011), siendo elegido como ligero, moderado, vigoroso y muy vigoroso. En la mayoría de las recomendaciones de actividad física, las diferencias entre los tres niveles más altos son irrelevantes (Oja, et al., 2010) (Haskell, et al., 2007), por esta razón se consideró unir estos tres niveles en uno solo dando como resultado dos niveles: ligero y moderado-vigoroso ver Tabla 2.3.

Tabla 2.3 Puntos de corte para las actividades ligero y moderado-vigoroso

Intensidad de la actividad	Puntos de corte counts por minutos (CPM)
Ligero	0-2690
Moderado- Vigoroso	2691-6166

Los datos experimentales resultaron ser no normales, por lo que se seleccionaron pruebas no paramétricas. La influencia del algoritmo se probó con una prueba de Quade. Se realizaron comparaciones múltiples con la prueba de Wilcoxon con la corrección de Bonferroni. Sin embargo, ningún algoritmo se destacó claramente como se muestra a continuación. Por lo tanto, la duración de la batería también se midió como un parámetro de rendimiento secundario. Para ese propósito, los algoritmos también se implementaron en aplicaciones de Android. El nivel de la batería se midió con una aplicación dedicada que tomaba muestras de la carga de la batería cada media hora mientras el algoritmo seleccionado estaba funcionando continuamente. Este proceso duró hasta que la batería se descargó por completo. Es bien sabido que mantener los sensores encendidos conduce a un mayor agotamiento de la batería (Android, 2017).

Una vez que se seleccionó un algoritmo, se obtuvo la correlación (Spearman, σ_s y Pearson, σ_p) y el acuerdo entre los counts calculados y los del actígrafo (Coeficiente Intra-Clase ICC y gráfica Bland-Altman) y entre las clasificaciones de niveles de actividad (Kappa ponderada).

2.6 Resultados

La Tabla 2.4 muestra los resultados de rendimiento de los cuatro algoritmos y la tasa de error de clasificación en diferentes niveles. La Tabla 2.5 proporciona un resumen de los p-valores. Los resultados dieron un efecto significativo del algoritmo en términos de RMSE y en la clasificación de errores con dos niveles, pero no hubo diferencias significativas en la clasificación de errores con cuatro niveles (aunque el p-valor está cerca del límite de 0.05). Las comparaciones por pares para RMSE se muestran en la Tabla 2.6. De acuerdo con esto, se pueden discriminar dos grupos: (A1, A3) y (A2, A4). Los algoritmos A1 y A3 dieron el RMSE más alto en la Tabla 2.4. Las comparaciones por pares para la clasificación de errores con dos niveles se presentan en la Tabla 2.7: A1 difiere significativamente de A3, siendo A1 nuevamente el peor en la clasificación de error (Tabla 2.5).

Como una vista general de los parámetros de rendimiento relacionados con los counts, decidimos descartar el algoritmo A1. La elección entre los restantes no está clara, aunque A3 es significativamente peor en términos de RMSE. En cuanto a la duración de la batería, se encontraron 73, 67.5, 61 y 40.5 horas para los algoritmos A4, A2, A3 y A1 respectivamente (Figura 2.5). Se puede concluir que A1 es claramente el peor. Las diferencias entre las otras, aunque más pequeñas, son significativas. Por ejemplo, la diferencia entre los niveles de batería al ejecutar A4 y A2 como una función de tiempo mostró una alta correlación ($\sigma_p = 0.838$, p -valor <0.001). Por lo tanto, el algoritmo basado en un cálculo simple y casi directo del área bajo la curva es notablemente el mejor. Como no hay ninguna razón para seleccionar A2 o A3, realizamos un análisis más detallado de A4. Cabe destacar que en la vida real la duración de la batería sería menor ya que el smartphone también funcionaría con muchas otras aplicaciones

Tabla 2.4 Rendimiento de diferentes algoritmos. Los valores se dan como media y desviación estándar.

Parámetros de rendimiento	Algoritmo			
	A1	A2	A3	A4
RMSE (cpm)	4.16±3.55	2.54±1.73	3.40±2.52	2.64±1.48
Error de clasificación (cuatro niveles)	0.28±0.36	0.18±0.25	0.18±0.25	0.17±0.25
Error de clasificación (dos niveles)	0.077±0.225	0.030±0.105	0.029±0.084	0.029±0.105

Tabla 2.5 Resumen de los p-valores obtenidos de la prueba Quade.

	RMSE	Error de clasificación (4 niveles)	Error de clasificación (2 niveles)
Algoritmos	0.000	0.065	0.002

Tabla 2.6 Comparación por pares con corrección de Bonferroni para RMSE

	1 – A1	2 – A2	3 – A3	4 – A4
2 – A2	0.000	----	----	----
3 – A3	0.150	0.000	----	----
4 – A4	0.000	0.140	0.000	----

Tabla 2.7 Comparación por pares con corrección de Bonferroni para error de clasificación (dos niveles)

	1 – A1	2 – A2	3 – A3	4 – A4
2 – A2	0.070	----	----	----
3 – A3	0.031	1.000	----	----
4 – A4	0.078	1.000	1.000	----

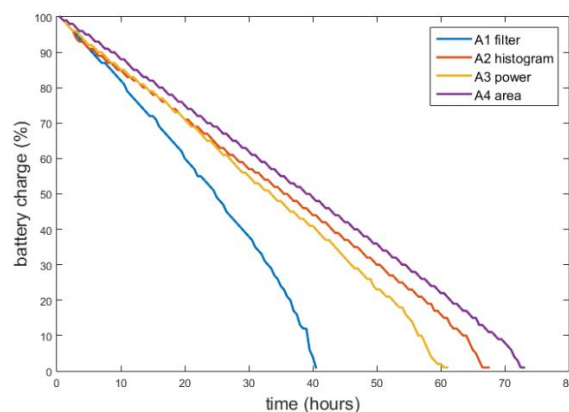


Figura 2.5 Niveles de batería en función del tiempo para los cuatro algoritmos considerados.

La Figura 2.6 muestra un ajuste de los datos globales, en el que los counts calculados con el smartphone (algoritmo A4) se trazan frente a los counts obtenidos por el GT3X+.

Los valores de los counts en crudo mostraron un acuerdo de ICC = 0.937 (p -valor < 0.001). La correlación fue fuerte ($\sigma_p = 0.939$, p -valor < 0.001; $\sigma_s = 0.927$, p -valor < 0.001). Con respecto a la clasificación con cuatro niveles de AF, el acuerdo según los valores de Kappa ponderada fue de 0.874 (p -valor < 0.001). El valor kappa correspondiente con dos niveles fue 0.923 (p -valor < 0.01).

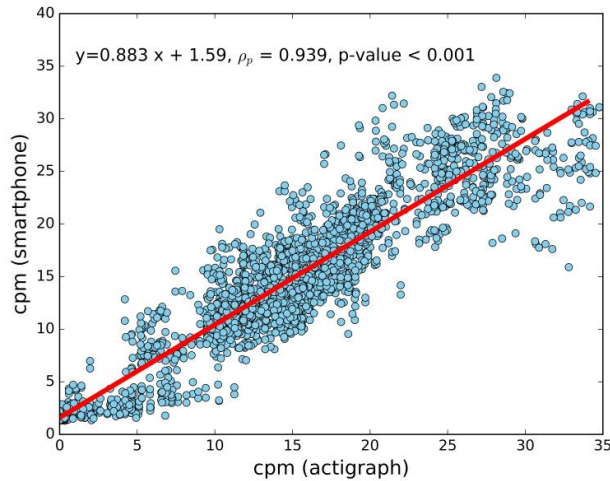


Figura 2.6 Counts del smartphone vs. counts del actígrafo GT3X+.

La Figura 2.7 muestra el diagrama de Bland-Altman que compara los counts del GT3X+ y los counts obtenidos por el algoritmo A4. Los límites de la diferencia son ± 5.84 . Recuperando los counts del actígrafo originales (teniendo en cuenta las resoluciones del acelerómetro), esto es $\pm 5.84 / 0.002929 \approx \pm 2000$ counts. Aunque este valor es grande, la influencia en la clasificación del nivel de AF no es tan fuerte como se muestra en la Tabla 2.4.

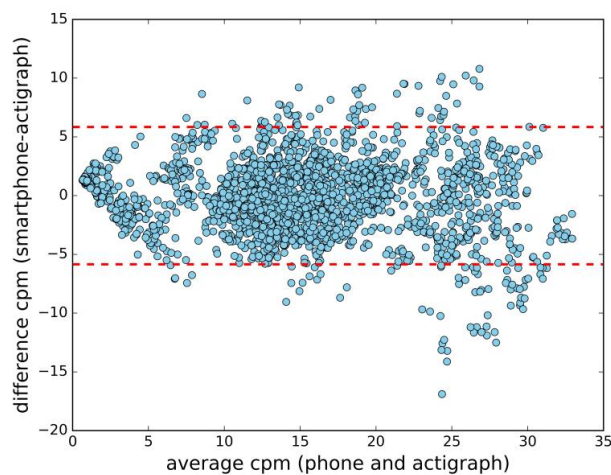


Figura 2.7 Grafica Bland-Altman de los counts del actígrafo GT3X+ y del smartphone.

La Tabla 2.8 muestra la matriz de confusión para el algoritmo A4 y cuatro niveles de AF. Los niveles ligero, moderado y vigoroso se clasifican con precisión (éxito superior al

70%), mientras que el nivel muy vigoroso no está bien discriminado. La misma tendencia se observó en los algoritmos A3 y A2.

Tabla 2.8 Matriz de Confusión de A4, usando los puntos de corte propuestos por Sasaki et al. (Sasaki JE, 2011)

Smartphone\GT3X+	Ligero	Moderado	Vigoroso	Muy Vigoroso
Ligero	92.1%	7.9%	0%	0%
Moderado	1.8%	89.4%	8.8%	0%
Vigoroso	0%	15.3%	75.7%	8.9%
Muy Vigoroso	0%	2.3%	68.5%	29.1%

Las diferencias entre el smartphone y el GT3X+ para la actividad física intensa también se destacan en valores brutos, como muestra la Figura 2.8 para un ejemplo de la actividad "corriendo". El rango más pequeño es del acelerómetro del smartphone, esto conlleva que no alcance los valores del GT3x+. Esto también tiene una influencia en el área bajo la curva y, por lo tanto, en los counts de actividad.

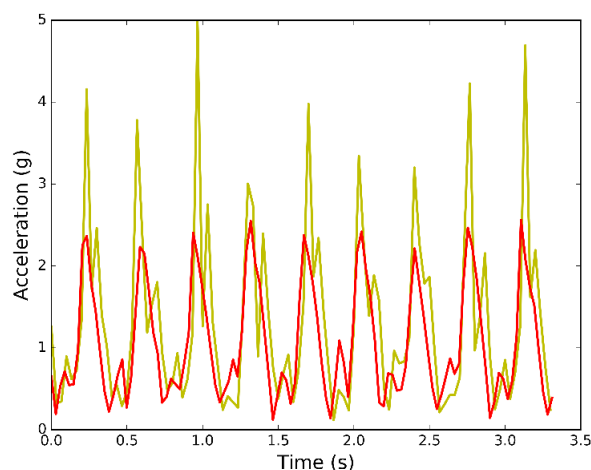


Figura 2.8 Valor en bruto de la magnitud de la aceleración para una actividad "corriendo". Señal amarilla: GT3X+; señal roja: Smartphone.

2.7 Discusión y conclusiones

En este capítulo de la tesis, se propusieron cuatro algoritmos diferentes para calcular los counts de actividad. A pesar de que los algoritmos A1 y A3 son más refinados y están basados en discriminar frecuencias, no son los mejores. Los algoritmos más simples como los basados en el área bajo la curva (A4) o los histogramas (A2), dan valores más bajos de RMSE.

Dado que A4 es el más simple de implementar y el que tiene un menor consumo de batería, el algoritmo A4 sería la opción elegida para la estimación de los counts. La

importancia del consumo de la batería no se puede desestimar, ya que este es un parámetro relevante para los usuarios finales.

El algoritmo A4 está de acuerdo con la recomendación encontrada en (Aittasalo, et al., 2015) en el que se propuso la MAD para obtener resultados similares independientemente de la marca del acelerómetro. El MAD es, de hecho, proporcional a un área de la curva rectificadas después de restar la media, aunque en (Aittasalo, et al., 2015) se utilizó una época diferente y el estudio se dirigió a los adolescentes en lugar a las personas adultas.

Cuando se consideró “correr” o actividades muy vigorosas, el A4 tiende a tener una tasa de clasificación incorrecta en cuatro niveles de AF. En el trabajo de Van Hees. et al (Van Hees, et al., 2010) se encontró un resultado similar, en el que los mejores niveles clasificados en términos de counts, eran ligeros y moderados. Una de las posibles causas podría ser el rango del acelerómetro del smartphone, ya que está limitado a $\pm 2g$ en el smartphone que hemos utilizado, mientras que el GT3X+ es de $\pm 6g$. Por lo tanto, si alguna recomendación de AF se basa en lograr actividades muy vigorosas, este punto debe de abordarse, por ejemplo, utilizando smartphones con un rango más amplio. Otra opción sería encontrar otra variable que pueda informar sobre actividades intensas. Por otro lado, en (Hekler, et al., 2015) las actividades ligeras no fueron clasificadas correctamente. Quizás la diferencia en los resultados de la clasificación son los puntos de corte utilizados en cada trabajo, mientras que en (Hekler, et al., 2015) los puntos de corte son de Freedson et al. (Freedson, et al., 1998), aquí utilizamos los de Sasaki et al. (Sasaki, et al., 2011).

Al considerar la diferencia entre ligero y AFMV, las tasas de error están por debajo del 10%, lo que sugiere que los smartphones son adecuados para monitorizar el cumplimiento de las recomendaciones típicas de AF en términos de AFMV. Esto tiene varias implicaciones. Por ejemplo, permiten monitorizar continuamente los niveles de AF con un dispositivo muy popular. Además, el desarrollo de aplicaciones para teléfonos inteligentes puede incluir elementos de retroalimentación, atractivas interfaces de usuario y otros elementos de motivación. Esto es especialmente relevante para algunos grupos de personas, como los adultos jóvenes, que están acostumbrados a utilizar teléfonos inteligentes de forma masiva.

La correlación en crudo de los counts entre el algoritmo A4 y el actígrafo GT3X+ es fuerte ($\rho_s = 0.939$) y es similar a la encontrada en (Hekler, et al., 2015) (ρ_s de 0.77 a 0.82 dependiendo del modelo del smartphone). Al considerar los valores de acuerdo (ICC o kappa ponderado), los valores que hemos encontrado se consideran convencionalmente como aceptables o sustanciales (Henrica, et al., 2011). Vanderloo et al. (Vanderloo, et al., 2016) comparó la tasa de AFMV en condiciones de una vida cotidiana (free living), considerando minutos por hora de tiempo de uso para tener en cuenta la adherencia variada del participante. Encontraron diferencias significativas entre los métodos usados por Actilife y Actical (p -valor < 0.00 , Cohen's $d = 2.93$). De alguna manera, se ha realizado un cálculo similar con nuestros datos tomando la cantidad de minutos en AFMV en cada uno de los períodos de actividad de la persona

utilizados para la validación cruzada. En este caso, los minutos en AFMV de Actilife y del smartphone no son significativamente diferentes y, en cualquier caso, con un tamaño del efecto menor (p -valor= 0.19, Cohen's $d= 0,11$). Parece, por tanto, que usar un smartphone provoca menos diferencias que utilizar distintos actígrafos comerciales.

Una limitación notable de este estudio es que los acelerómetros generalmente no identifican el tipo de actividad física y no pueden derivar directamente el consumo de energía o los niveles de actividad. Requieren una fórmula o umbrales para calcular los niveles de AF o METS. Además, se ha demostrado que los acelerómetros subestiman el GE a intensidades más altas con valor de alrededor de diez METS, así como una evaluación inexacta del GE durante marchas en pendientes (Ugarriza, et al., 2015).

En resumen, el presente estudio indica que los niveles de actividad física, tal y como se definen convencionalmente en la literatura, se pueden medir con smartphones. La investigación futura se centrará en determinar la influencia de la aplicación del smartphone y la adherencia con los participantes en las intervenciones para promover la actividad física.

Capítulo 3: Uso de sensores vestibles para monitorizar la estabilidad en práctica sedente de mindfulness

3.1 Estado del arte

Alrededor de 1980 Jon Kabat-Zinn adaptó algunas técnicas de meditación originadas a partir de las tradiciones orientales, proporcionándoles un carácter laico y científico y aplicándolas inicialmente para reducir el estrés (Kabat-Zinn, 1982). Kabat-Zinn definió “mindfulness” como la conciencia que surge al prestar atención a propósito, en el momento presente, y sin prejuicios al desarrollo de la experiencia, momento a momento (Kabat-Zinn, 2003).

Desde entonces, mindfulness se ha venido aplicando en diferentes áreas de la salud y bienestar. En la literatura se encuentran numerosos artículos de revisión que demuestran su eficacia (Baer, 2003) (Grossman, et al., 2004) (Sedlmeier, et al., 2012) (Goyal, et al., 2014).

Como ejemplo, es posible citar que se ha demostrado la eficacia de las intervenciones basadas en mindfulness contra la ansiedad y la depresión (Hofmann, et al., 2010), (Chen, et al., 2012), en la reducción del estrés (Gu, et al., 2015) y en las enfermedades como fibromialgia (Quintana & Fernández, 2011), cáncer (Dean, 2009), dolor crónico (Morone, et al., 2008) (Veehof, et al., 2011) o enfermedades vasculares (Abbott, et al., 2014).

Por estas razones, el número de estudios científicos dedicados a investigar el impacto que tiene mindfulness en la salud física y mental ha aumentado en los últimos años.

Mindfulness se refiere generalmente a las prácticas de meditación que cultivan la conciencia, la aceptación, la falta de juicio y requieren prestar atención al momento presente. Esta categoría incluye la Reducción del Estrés Basada en Mindfulness (Mindfulness-Based Stress Reduction - MBSR), Terapia Cognitiva Basada en Mindfulness (Mindfulness-Based Cognitive Therapy - MBCT), la meditación Vipassana, la meditación Budista Zen y otras prácticas de mindfulness para la meditación (Ospina, et al., 2007). Todas ellas son similares en sus procedimientos y objetivos básicos.

Una descripción de la meditación sentada ilustrará el enfoque básico (Bishop, et al., 2004) porque, aunque la práctica de mindfulness debe dirigirse hacia su mantenimiento durante las actividades cotidianas, las sesiones sedentes de meditación diaria son un aspecto esencial en el entrenamiento formal del mindfulness. Como parte de la práctica de la meditación sentada, una buena postura física ayuda a facilitar el cultivo de una buena postura mental. Un aspecto importante de la postura de meditación es la estabilidad y esto se puede lograr ya sea sentado en una silla o en un cojín de meditación (Shonin, et al., 2014). El meditador mantiene una postura sentada erguida e intenta mantener la atención en un foco particular por lo general, al empezar, las sensaciones somáticas de su propia respiración (Bishop, et al., 2004). En la aproximación secular de

mindfulness de 8 semanas conocida como Entrenamiento de Conciencia Meditativa (ECM), la analogía utilizada para explicar la postura más apropiada para la meditación sedente es la de una montaña: una montaña tiene una presencia definida, es vertical y estable, pero tampoco tiene tensión y no tiene que esforzarse para mantener su postura; es relajada, contenida y profundamente enraizada en la tierra (Shonin, et al., 2014).

Aunque algunas técnicas recomiendan una práctica diaria de 45 minutos (Kabat-Zinn, 1982) o una práctica diaria de 60 minutos (meditación Zen), nuevos estudios recomiendan sesiones más cortas de entre 5 y 15 minutos en las etapas iniciales (Shonin, et al., 2014). De forma paralela, la tradición para MBCT recomienda 45 minutos de práctica diaria para obtener los beneficios de la meditación, pero manuales más recientes de la Terapia de Aceptación y Compromiso (Acceptation Compromise Therapy, ACT) sugieren practicar durante 15-30 minutos por día (Carmody & Baer, 2008).

En la misma línea, es posible encontrar en la literatura varios estudios centrados en la adherencia a la práctica meditativa. Baer revisó diferentes estudios que informaron del grado en que los participantes completaron sus prácticas asignadas en sus hogares durante un curso de intervención mindfulness (Baer, 2003). (Kristeller & Hallett, 1999) en una muestra de mujeres con estrés-postraumático a causa de robo, señalaron que las participantes informaron practicar en una media de 15.82 horas de meditación (con una desviación estándar de 3.15) en todo el programa de intervención de 6 semanas (Baer, 2003). Así mismo, diferentes estudios informaron del grado en el que los participantes entrenados en técnicas de mindfulness continuaron practicándola después de que el tratamiento había terminado. (Kabat-Zinn, et al., 1987) notaron que el 75% de los pacientes después de haber terminado su intervención todavía practicaban la meditación (promediados en intervalos de seguimiento de 6-48 meses). De estos pacientes, el 19% meditó esporádicamente (una o dos veces a la semana con 15 o más minutos cada vez, o tres o más veces a la semana con 15 o menos minutos cada vez), y el 38% se clasificaron como meditadores marginales (menos de una vez a la semana para cualquier período de tiempo, o menos de tres veces a la semana con menos de 15 minutos cada vez) (Baer, 2003). (Reibel, et al., 2001) propuso un programa de reducción del estrés basado en mindfulness en una población de pacientes heterogénea. El 70% de los entrevistados en la encuesta de seguimiento de 1 año indicó que practicaron meditación tres veces por semana durante 10-20 minutos por sesión.

Finalmente, Grégoire y Lachance evaluaron una breve intervención basada en mindfulness para reducir la angustia psicológica en el lugar de trabajo. La intervención de 5 semanas utilizada en este estudio consistió en 15 minutos de sesiones de audio diarias: una sesión de audio de 10 minutos por la mañana antes de comenzar su trabajo y una sesión de audio de 5 minutos adicional justo después del almuerzo. Los resultados mostraron que la atención plena aumentó mientras que la angustia psicológica (estrés, ansiedad / depresión, fatiga y afecto negativo) disminuyó (Grégoire & Lachance, 2015).

De esta forma, se podría concluir que es adecuado definir sesiones de práctica de entre 5-15 minutos al día en las etapas previas del entrenamiento mindfulness.

Diferentes manuales mindfulness han recomendado iniciar con la práctica diaria de prestar atención consciente a la respiración (Alidina, 2014). Arch y Craske demostraron que una inducción de respiración focalizada de 15 minutos con una muestra de sujetos que no tenían experiencia previa con la meditación mindfulness produjo resultados consistentes con las propiedades reguladoras emocionales del mindfulness (Arch & Craske, 2006).

Por lo tanto, los ejercicios de respiración con atención plena pueden ser una buena opción para comenzar el entrenamiento del mindfulness. Por ejemplo, en la meditación budista Zen o Zazen, la respiración es activa y se utilizan varios patrones de respiración tales como el conteo de la frecuencia de la respiración silenciosamente en una de las siguientes maneras: contando los ciclos de inhalación y exhalación, contando solo inhalaciones o contando exhalaciones solamente (Sogen, 2001). Después de que los practicantes han aprendido a concentrarse en su respiración contando, se omite el conteo y los meditadores practican "shikantaza", lo que significa "nada más que estar sentado" (Motivala & Irwin, 2005).

El mantenimiento de la postura en posición sedente es otro elemento importante a considerar. Tradicionalmente, en la meditación Vipassana, la posición estática no debe cambiarse hasta el final del tiempo de meditación (Gunaratana, 2011). Sin embargo, muchos docentes occidentales permiten a los estudiantes moverse, aunque conscientemente, para evitar el dolor persistente causado por estar en la misma posición durante mucho tiempo (Ospina, et al., 2007).

En Oriente, por ejemplo en la meditación Zen, la práctica se realiza mientras se está sentado en un cojín (zafú) en posición de loto completo o medio loto (Hanh, 1975). Adicionalmente, en lugar de un cojín, se puede usar una silla cómoda para personas con dolor de espalda o dificultad para levantarse de una posición baja (Cook-Cottone, Abril 2015). Los investigadores también han utilizado el banco de meditación para una posición arrodillada que es especialmente útil en la optimización de la alineación espinal y la reducción del peso y el estrés en las rodillas, caderas, tobillos y espalda (Kaul, et al., 2010).

De los párrafos anteriores es posible **concluir** que las técnicas de mindfulness son herramientas útiles en los campos de la salud y el bienestar. El interés por las prácticas de mindfulness está creciendo, por lo que se puede encontrar una gran cantidad de artículos científicos sobre el impacto de estas técnicas en la salud y el bienestar. La postura sentada es común y básica en diferentes enfoques de mindfulness. Un aspecto importante de la postura de meditación es la estabilidad.

Para las etapas iniciales, se recomienda una práctica diaria de 5-15 minutos. Los principiantes podrían usar un cojín de meditación, una silla o un banco de meditación, y deberían comenzar la práctica centrándose en la respiración; algunos patrones de respiración podrían usarse para facilitar la concentración.

Para mejorar y facilitar el entrenamiento del mindfulness, los principiantes deben saber si están en una postura estable y si pueden mantenerla. Además, el movimiento (o la

ausencia) durante la práctica es otro factor importante a considerar. En un taller tradicional, cara a cara, el monitor puede controlar la evolución del practicante, pero en la práctica individual (por ejemplo, en el área rural donde generalmente no hay formadores de docentes mindfulness) es necesario recurrir a la tecnología.

Medir la práctica de mindfulness es un punto importante y de interés creciente. Pero... ¿Cuáles son los puntos corporales más relevantes para medir? ¿Cuál es el asiento más conveniente para mantener la postura meditativa durante períodos cortos? Este capítulo de tesis intentará responder a estas preguntas.

3.1.1 Midiendo la práctica mindfulness.

Medir la práctica de mindfulness no es una idea nueva. En la literatura, es posible encontrar varios proyectos para medir diferentes variables durante la meditación mindfulness. (Ahani, et al., 2013) registraron señales de un EEG y de respiración durante una intervención de meditación en una población de personas mayores con alto nivel de estrés. Propusieron un clasificador de máquina de vectores soporte (Support Vector Machine, SVM) con EEG y el vector de características de la respiración, debería poder cuantificar los diferentes niveles de profundidad de la meditación y la experiencia de meditación en estudios futuros. Arch y Craske (Arch & Craske, 2006) trataron de estudiar la regulación de la emoción siguiendo una inducción de respiración enfocada. Para medirla, controlaron la frecuencia cardíaca (pulsaciones por minuto) usando un monitor de frecuencia cardíaca Polar E600, pero concluyeron que la medida de la frecuencia cardíaca no era lo suficientemente sensible y propusieron utilizar en futuras investigaciones medidas más sofisticadas, como la variabilidad de la frecuencia cardíaca.

Bumatay y Seo desarrollaron una herramienta para medir el ritmo respiratorio con un móvil que se enfocaba en señales hápticas (pulsos vibratorios) con biofeedback, ver Figura 3.1. La aplicación fue capaz de producir salidas hápticas, de audio (campanillas gong) o audio-hápticas (impulsos vibratorios y campanillas de gong) para actuar como una guía de respiración para el usuario. En el modo biofeedback, la aplicación se comunicaba por Bluetooth con un sensor Zephyr BioHarness usado por el usuario para determinar el ratio de su frecuencia respiratoria (Bumatay & Seo, 2015) con respecto a las señales hápticas. De manera similar, Vidyarthi y Riecke suspendieron a los usuarios cómodamente en una cámara de sonido oscura. Usaron el software "Sonic Cradle" que manipulaba el sonido utilizando datos de la respiración recopilados en tiempo real a partir de un paquete de software patentado llamado Biograph Infiniti conectado a dos sensores de respiración, que miden la expansión torácica-abdominal. Se crearon algoritmos personalizados para extraer parámetros de los datos: profundidad respiratoria y relación torácica-abdominal (Vidyarthi & Riecke, 2014).



Figure 3.1 a) Usuarios usando el dispositivo. b) Usuario insertando el smartphone en un bolsillo de un cojín. c) Diagrama del biofeedback del sistema (Bumatay & Seo, 2015)

Otros autores se han centrado en la práctica de mindfulness caminando. Específicamente, en (Yu, et al., 2012) se desarrolló un sistema multimedia asistido, que detectaba las condiciones de andar y respirar del usuario y proporcionaba una guía multimedia adecuada en el smartphone ver Figura 3.2. El sistema multimedia incluía un par de zapatos sensorizados, un sensor vestible capaz de medir las condiciones de respiración del usuario (Sensor de Circunferencia Respiratoria (Respiratory Girth Sensor - RGS)), un relé (interruptor) y un smartphone. Descubrieron que el sistema mejoraba la conciencia del usuario sobre la acción de caminar y respirar. Propusieron diseñar textos multimedia para ayudar a los principiantes a aprender mindfulness y también para evaluar las condiciones de la meditación (Yu, et al., 2012).

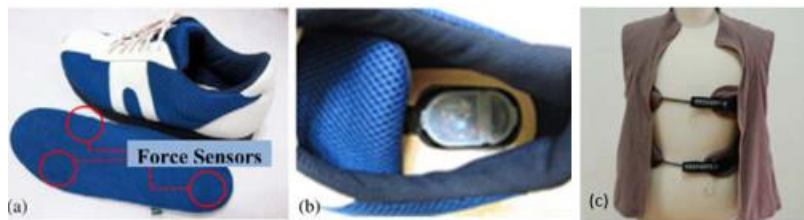


Figure 3.2 Zapatos sensorizados. a) Sensores de presión incorporados en las plantillas de los zapatos. b) El módulo de los sensores esta embebido en la parte del talón del zapato (Yu, et al., 2012)

Recientemente, Sas y Chopra concluyeron que se ha explorado poco sobre las herramientas que apoyan la autorregulación de la atención durante la meditación consciente. Estos autores diseñaron y evaluaron previamente "MeditAid", un sistema portátil que integraba la tecnología de electroencefalografía ("Emotiv", tecnología comercial EEG inalámbrica) con un arrastre adaptativo auditivo para el entrenamiento en tiempo real del estado mindfulness ver Figura 3.3. El sistema identificaba diferentes estados meditativos y proporcionaba comentarios para ayudar a los usuarios a profundizar en su meditación (Sas & Chopra, 2015).

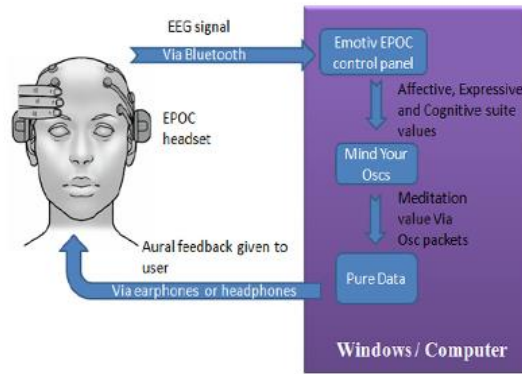


Figure 3.3 Diagrama del sistema MeditAid (Sas & Chopra, 2015)

Sin embargo, los estudios previos no consideran la estabilidad durante la meditación sentada. Mantener el cuerpo quieto y sin vibraciones es un entrenamiento importante y un hito de aprendizaje importante cuando se practica la meditación. Idealmente, la postura de meditación favorece a la estabilidad. Chang et al. (Chang, et al., 2012) (Chang2, et al., 2012) fueron pioneros en este aspecto y propusieron medir los grados de vibración como un indicador en el entrenamiento de la estabilidad corporal. Incluso para el mismo sujeto, un menor movimiento significaría un mejor estado de meditación.

En un estudio posterior (Chang, et al., 2016) utilizaron el índice de movimiento medio extraído de acelerómetros colocados en el brazo y en el pecho en un experimento controlado de movimientos de gran amplitud. En dicho experimento se concluyó que el brazo era más sensible que el pecho para medir los movimientos. Posteriormente se usó el sensor en el brazo durante las prácticas de Chan Ding. El índice de movimiento medio mostro diferenciadas en personas sin experiencia frente a meditadores expertos.

Según estos autores, hay tres enfoques principales para medir la vibración del cuerpo:

- Capturar la imagen de meditación mediante varios vídeos y usar algoritmos de procesamiento de imágenes.
- El segundo enfoque se basa en la captura de movimiento usando un marcador adjunto en el cuerpo.
- Y el tercero se basa en colocar un sensor de presión en centro de un zafú para medir el centro de gravedad, de esta manera el practicante se sentará en el centro del sensor y a partir de allí se podrá medir la vibración del meditador durante su sesión de meditación.

La principal desventaja de los tres métodos anteriores era el costo y la complejidad del sistema de medición, por lo que estos autores propusieron un sistema de control de estabilidad corporal basado en un acelerómetro de tres ejes. Tanto el índice de movimiento máximo como el medio se derivan de la suma cuadrática de los tres ejes. Es un sistema económico y rápido de la medición de la vibración (Chang2, et al., 2012).

Se eligió un sistema TD1A (que contiene un ECG y un sensor de aceleración de tres ejes) por su pequeño tamaño y costo razonable. El amplificador se fijó mediante una correa entre el abdomen y el pecho manteniendo la misma posición relativa en cada medición

del experimento. Probaron entre tres posturas de cruce de piernas; postura de loto completo, medio loto y no loto (birmana). Se requirió que los sujetos se sentaran durante cinco minutos en cada una de las tres posturas de las piernas y desarrollaron un experimento de control de movimiento. En un segundo estudio, se les pidió a los sujetos que siguieran con una sesión de meditación de treinta minutos en la postura de medio loto.

Los resultados mostraron que el índice de movimiento es diferente para varias posturas, por ejemplo, el loto completo obtuvo menor movimiento que el medio loto y a su vez el medio loto tuvo menor movimiento que el no loto (loto completo < medio loto < no loto). Este sistema se puede utilizar para medir la variación del movimiento corporal de los principiantes, y también si aumentan su práctica de meditación durante varios meses o años. Por otro lado, se puede utilizar para medir cuánto tiempo tarda el principiante en alcanzar las posturas de medio loto e incluso la postura del loto completo desde una postura distinta a la del loto. Este sistema se puede utilizar como un "índice de rendimiento de aprendizaje en la meditación" (Chang, et al., 2012).

El trabajo de Chang se enfoca en la meditación tradicional oriental: se requería que los sujetos se sentaran en la posición de loto completo, medio loto o no loto en el piso. La descripción no se proporciona, pero de las imágenes se puede ver que solo se usa un zafú (un cojín japonés para sentarse, generalmente usado cuando se está sentado en el piso). La práctica de la meditación consistió en una sesión de meditación de treinta minutos en la postura de medio loto. De acuerdo con la revisión de la literatura desarrollada al comienzo de este documento, la meditación consciente presenta diferentes características: los principiantes comienzan a practicar en sesiones de 5-15 minutos, en una silla, banco de meditación o cojín de meditación. Es extraño encontrar una postura de meditación en loto completo, incluso medio loto en meditadores noveles occidentales.

Debido a estas características diferenciales, se debe desarrollar una investigación para adaptar y extender los estudios previos a las modernas prácticas de atención usadas en los campos de salud y bienestar. Los resultados guiarán al diseño de un conjunto mínimo de sensores para ayudar a los practicantes de mindfulness principiantes. Específicamente dos preguntas de investigación deben ser respondidas:

- ¿Cuál es el mejor apoyo para la meditación sentada teniendo en cuenta un número más amplio de posibilidades generalmente utilizadas en las prácticas mindfulness: silla, banco de meditación o zafú (cojín de meditación)? El soporte debe facilitar la alineación espinal para mejorar el entrenamiento de la estabilidad del cuerpo. La posición debe mantenerse durante sesiones cortas de meditación (5-15 minutos).

- ¿Cuál es la mejor ubicación de los sensores inerciales en el cuerpo para medir el movimiento corporal durante sesiones de meditación cortas? Chang et al (Chang2, et al., 2012) fijaron el sistema de medición por medio de una correa entre el abdomen y el pecho y (Chang, et al., 2016) en el brazo y pecho. Sin embargo, otros autores describen diferentes sitios del cuerpo (cabeza, esternón, región lumbar o sacra, muñeca, etc.) para

medir el balanceo postural, la estabilidad o el equilibrio, especialmente mientras los meditadores están de pie (Deshmukh, et al., 2012) (Hubble, et al., 2015).

Las revisiones de los productos comerciales indican la misma variedad de posiciones corporales. Por ejemplo, Lumo Lift, un entrenador de postura digital comercial que recuerda sentarse derecho, debe colocarse en la clavícula (Lumo, 2018). Up-Right se compone de un dispositivo de cuatro pulgadas de largo que se adhiere verticalmente a la parte inferior de la espalda (Upright, 2018). Alex, un rastreador de postura y entrenador, se coloca en la cabeza (Alex, 2018). De manera similar, las gafas de Jins-Meme miden la postura del sujeto y los niveles de concentración. Recientemente han comenzado un Programa de Mindfulness ZEN (Jins-Meme, 2018).

3.2 Objetivos.

Los objetivos que han dado pie a esta investigación son:

- Encontrar el mejor soporte para la meditación sentada utilizando las posiciones más usadas en la práctica mindfulness: silla, banco de meditación o zafú, teniendo en cuenta que las sesiones de meditación serán cortas (entre 5-15 minutos).
- Encontrar la mejor ubicación para colocar los sensores inerciales con el objetivo de medir de la mejor manera el movimiento corporal durante las sesiones de meditación cortas. Aunque lo ideal sería tener en cuenta todas las posibles ubicaciones encontradas en la literatura, se buscará junto con la mejor posición, el menor número de sensores para monitorear la práctica de mindfulness de la manera más fiable, con la finalidad de desarrollar un kit que mida a los practicantes en condiciones de la vida diaria.

De esta forma se pretende diseñar, desarrollar e implementar un dispositivo capaz de medir la estabilidad durante sesiones cortas de meditación sedente mindfulness.

3.3 Materiales y métodos.

3.3.1 Participantes

La muestra consistió en 31 participantes, 16 hombres y 15 mujeres, con una edad media de 28 (rango 18-46). De los participantes, 27 no tenían experiencia y cuatro tenían experiencia previa en meditación mindfulness que oscilaba entre cuatro y veinte años.

El protocolo del estudio fue aprobado por el CEICA. Todos los sujetos recibieron la información sobre el estudio en formato oral y escrito y lo aprobaron.

3.3.2 Protocolo

De acuerdo con la revisión de la literatura realizada al comienzo de este trabajo, se probaron varios soportes para sentarse durante la meditación mindfulness: una silla, un zafú (un pequeño cojín) y un banco de meditación (vea la Figura 3.1).



Figura 3.1 Soportes usados en meditación corta. a) Silla. b) Zafú. c) Banco de meditación

Se le pidió a cada uno de los participantes que realizara tres sesiones de meditación, una para cada soporte propuesto. El orden de la elección del soporte a la hora de meditar fue asignado de manera aleatoria, pero buscando una diferencia mínima en el orden de selección (primera, segunda y tercera sesión). Nadie realizó una postura en posición loto (completo o medio) con el zafú. Cada sesión tuvo una duración de 10 minutos y los participantes tuvieron 2 minutos de descanso entre sesiones (o más tiempo en caso de dolor).

Todas las sesiones de meditación se iniciaron con la observación de la respiración. (Grossman, 2010). Se les pidió a los participantes que se enfocaran en su respiración y contaran grupos de cinco ciclos de respiración (respiración-exhalación). Cada vez que se pierde la atención en la respiración es inevitable que surjan pensamientos y sentimientos, así que se les dijo a los participantes que simplemente tomaran nota de ellos y luego los dejaran ir a medida que se regresaba la atención en la respiración, usando su respiración como base de anclaje (Bishop, et al., 2004).

Durante las sesiones de meditación, una serie de sensores inerciales fueron puestos en diferentes partes del cuerpo como se describe esquemáticamente en la Figura 3.2.

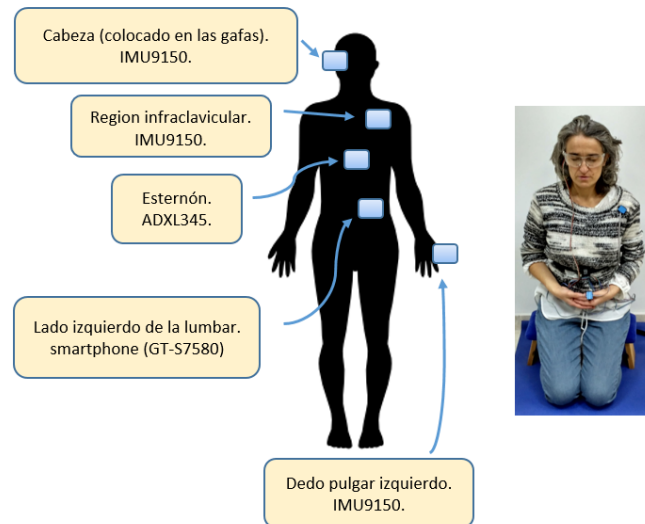


Figura 3.2 Esquema de la ubicación de los sensores en el cuerpo

Específicamente los sensores usados y su ubicación son:

- Un sensor IMU9150 (InvenSense, 2018) ($\pm 4G$, 16 bit de resolución) en la mano izquierda, específicamente en el pulgar, atado usando un celofán (de aquí en adelante por comodidad nos referiremos a este sensor como *pulgar*).
- Un sensor IMU9150 en la cabeza, sujetado en unas gafas (de aquí en adelante por comodidad nos referiremos a este sensor como *cabeza*)
- Un sensor ADXL345 (AnalogDevices, 2018) ($\pm 4G$, 13 bits de resolución) en el proceso xifoides del esternón (nos referiremos a él simplemente como *esternón*)
- Un sensor IMU9150 en la región infraclavicular izquierda, en el pectoral mayor, justo debajo de la clavícula (nos referiremos a él simplemente como *región infraclavicular*).
- Un smartphone (Samsung Galaxy Trend Plus GT-S7580 con $\pm 2G$ y 12 bits de resolución), en el lado izquierdo de la lumbar usando una riñonera (nos referiremos a él simplemente como *región lumbar*).

3.3.3 Adquisición de las señales

Las señales fueron adquiridas a través de un Arduino pro mini (Arduino, 2018), que recolecta la información de cuatro sensores inerciales a una frecuencia de 50 Hz. Las librerías de los sensores fueron provistas por Spakfun y Adafruit industries a través del protocolo de comunicación I2C (Inter-Integrated Circuit). El kit propuesto lleva incorporado tres sensores inerciales IMU9150, sin embargo, dicho sensor solo puede tener 2 direcciones físicas distintas, por lo que en un mismo bus I2C solo puede haber dos IMU9150 funcionando simultáneamente. Debido a que el Arduino pro mini solo tiene un puerto de comunicación I2C, se tuvo que crear un bus I2C por software, de esta manera se eliminó la limitante de usar solo dos sensores y se pudo conectar el tercero.

El circuito se alimenta con una batería de 3.7 volts la cual puede suministrar 150 mA/h, dando una autonomía de 2.75 horas de trabajo continuo; de esta manera, el participante no tiene que estar cerca de una fuente de alimentación.

Toda la información obtenida de los sensores fue enviada como una cadena de caracteres ASCII a través de una conexión bluetooth (HC-05) a una velocidad de 115200 baudios. La frecuencia máxima a través del HC-05 fue 68 Hz debido a la cantidad de caracteres obtenidos de los sensores. Mientras el smartphone recolectaba toda la información proveniente del Arduino, él mismo captaba los movimientos del meditador con su acelerómetro interno a una frecuencia de 50 Hz. El diagrama esquemático del circuito se realizó en Fritzing (Fritzing, 2018) ver Figura 3.3.

La frecuencia seleccionada para capturar los movimientos de los mediadores fue elegida de acuerdo a los siguientes razonamientos: básicamente, se espera que el movimiento esté en condiciones casi estáticas, por lo tanto, es una medición en baja frecuencia. Incluso los movimientos normales como el andar (la marcha) son de baja frecuencia (la marcha se suele medir en un rango de 0.6 a 5 Hz (Najafi, et al., 2003)). También se podría considerar la posibilidad de un temblor inducido por la postura o los temblores fisiológicos intensos e incluso los temblores patológicos, todos ellos están por debajo de 18 Hz (Wyne, 2005), otros estudios han informado de la detección temblores causados por la fatiga en una frecuencia baja de 2 a 6 Hz (Gottlieb & Lippold, 1983) (Barroso, et al., 2011). Por lo tanto, una frecuencia de muestreo de 50 Hz es suficiente para medir los movimientos de los meditadores, además de que es una frecuencia cómoda y estable para la transmisión de datos a través del HC-05.

Después de cada sesión de meditación, la información fue almacenada en un archivo y etiquetada con el nombre del soporte (silla, banco o zafú) y el identificador del participante.

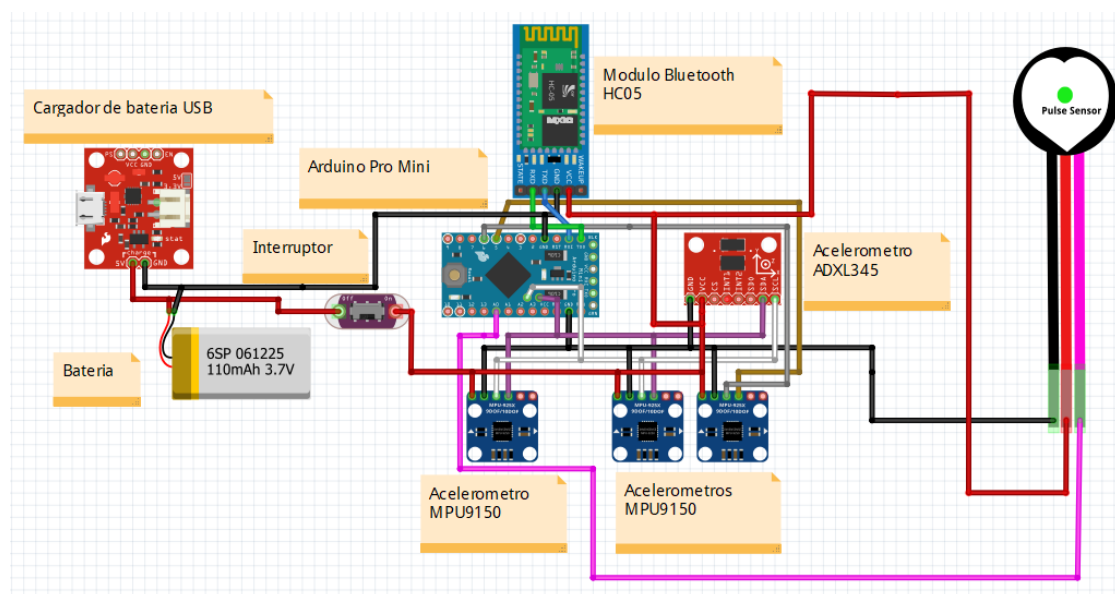


Figura 3.3 Diagrama esquemático del sistema de instrumentación

3.3.4 Procesamiento de las señales

Los archivos fueron procesados con Matlab. Los primeros 60 y últimos 30 segundos de cada sesión se eliminaron para evitar datos incorrectos provenientes del momento en que el participante tomaba la postura indicada para meditar y la retirada de los sensores al finalizar la sesión. Se realizaron dos tipos de procesamiento. Primero, se calculó el módulo de aceleración para cada sensor y luego se extrajo su desviación estándar (σ_a) durante cada sesión de meditación. Este valor se considera una medida convencional de estabilidad que es sensible a cambios pequeños y rápidos en la postura, como temblores debido a no poder mantener la postura.

Posteriormente, se procesó la señal del acelerómetro para obtener una medida global de los cambios en la posición del voluntario. La idea era distinguir los principales cambios durante las sesiones. Estas podrían ser causadas por la incapacidad de mantener la posición durante los periodos de meditación o por la pérdida postural lentamente a través del tiempo. Para este propósito, el estudio se centró en el sensor colocado en la cabeza. Específicamente, el sensor se colocó en la patilla de las gafas, ya que esta ubicación permite una fácil interpretación de las desviaciones desde la posición vertical en términos de componentes de aceleración. La orientación aproximada del sensor fue como se muestra en la Figura 3.4.

Dado a que se utilizaron acelerómetros de distintos fabricantes y con diferentes resoluciones, el procesado de las señales se volvió a repetir descartando los bits menos significativos de los acelerómetros con más resolución (IMU9150). De esta manera se simuló una situación en la cual todos los acelerómetros tenían la misma resolución (la más baja, AXDL345), luego se probó en los resultados la influencia que esta tenía.

Dado que los movimientos fueron lentos y filtrados (ver ecuación 3.3), la aceleración medida se debió principalmente a la gravedad y, por lo tanto, principalmente a lo largo del eje x. Las inclinaciones alrededor de la dirección izquierda-derecha o alrededor de la dirección anterior-posterior condujeron a un aumento de las componentes Z y Y, respectivamente.

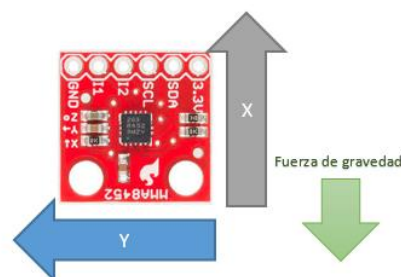


Figura 3.4 Orientación aproximada del sensor ubicado en las gafas con respecto a la fuerza de gravedad de la tierra.

Además, los ángulos de la aceleración con respecto a los planos xz y xy fueron medidos usando la siguiente ecuación:

$$A_{xz} = \tan^{-1} \left(\frac{a_y}{\sqrt{a_x^2 + a_z^2}} \right) \quad (3.1)$$

$$A_{xy} = \tan^{-1} \left(\frac{a_z}{\sqrt{a_x^2 + a_y^2}} \right) \quad (3.2)$$

La Figura 3.5 muestra los dos ángulos medidos. El ángulo A_{xz} corresponde al anterior-posterior, mientras que el A_{xy} al movimiento izquierda-derecha.



Figura 3.5 Dirección de los ángulos de rotación con respecto a las gafas, flecha azul: anterior-posterior, flecha blanca: izquierda-derecha

Después de almacenar las señales de los ángulos, fueron filtradas usando un filtro de media móvil con un ancho de 10 segundos (500 muestras) para reducir el ruido (ecuación 3.3 y Figura 3.6), el cual elimina efectivamente cualquier componente dinámica de la aceleración.

$$y(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(n-i) \quad (3.3)$$

Donde $N = 500$

En la Figura 3.6 se muestra una medida de cambio de posición global de un participante, en la cual se obtiene la diferencia entre el máximo valor y el mínimo de la señal. En este caso la diferencia es de 12.45 grados.

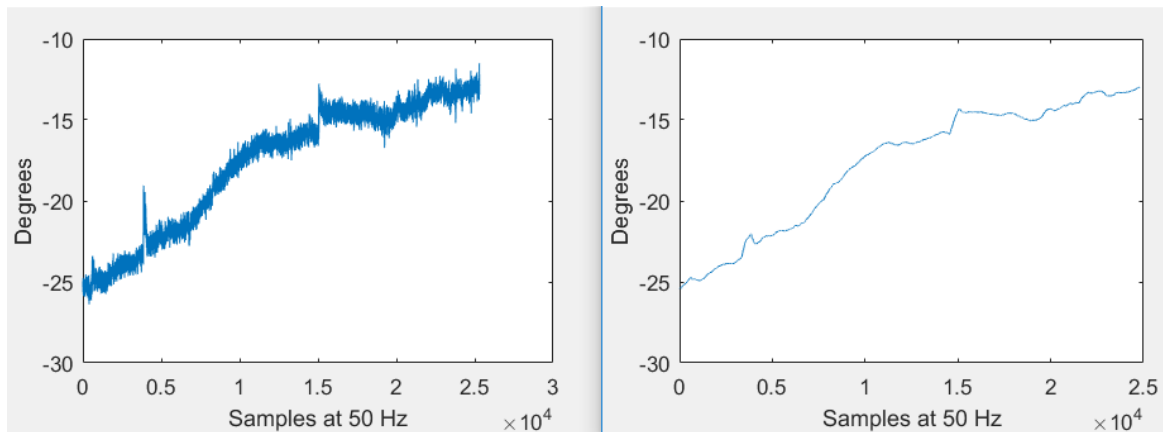


Figura 3.6 Señal antes de ser filtrada (izquierda), y señal después de ser filtrada (derecha).

3.3.5 Análisis estadístico

La desviación estándar de la aceleración fue analizada usando una ANOVA de dos factores con medidas repetidas en ambos factores, la ubicación del sensor y el soporte de meditación. Similarmente, para analizar los cambios de postura global (diferencias de los ángulos) se utilizó una ANOVA de un factor (soportes de meditación), en este segundo análisis solo se utilizó un sensor (ubicado en las gafas). Los análisis estadísticos se llevaron a cabo en SPSS 12.0.

3.4 Resultados

3.4.1 Análisis del acelerómetro, desviación estándar

Se han considerado dos factores en el análisis: el asiento de meditación durante las sesiones ("asiento": silla, zafú o banco de meditación. Ver Figura 3.1) y la ubicación de los sensores en el cuerpo ("ubicación del sensor": pulgar, cabeza, esternón, región infraclavicular o región lumbar ver Figura 3.2).

La Tabla 3.1 muestra los resultados de un ANOVA con medidas repetidas en ambos factores. El asiento no fue significativo. Mientras que la Tabla 3.2 muestra los detalles de las pruebas estadísticas realizadas. Las mediciones de la ubicación del sensor no siguieron la esfericidad (según la prueba de Mauchly). Por lo tanto, los resultados de la traza de Pillai fueron los utilizados indicando un efecto significativo (p -valor < 0.05). La interacción entre los dos factores tampoco cumplió con la esfericidad, pero en este caso no se encontraron efectos significativos, según la traza de Pillai. Otras estadísticas comunes proporcionadas por SPSS (como la corrección Greenhouse-Geisser) llevaron a las mismas conclusiones.

Debido a las diferencias significativas encontradas en la ubicación de los sensores, se procedió a realizar un análisis de comparación por pares. La Tabla 3.3 muestra los p -

valores de las comparaciones por pares entre las ubicaciones de los sensores, considerando una corrección de Bonferroni para comparaciones múltiples.

La Tabla 3.4 muestra la media y la desviación estándar obtenidas para cada una de las ubicaciones de los sensores y en la Tabla 3.5 para cada uno de los asientos (valores marginales proporcionados por SPSS). De acuerdo con las Tablas 3.3 y 3.4, la posición lumbar es la menos sensible ya que su diferencia con los demás es significativa y su valor medio es el más bajo. Entre las posiciones restantes (pulgar, cabeza, esternón, región infraclavicular), el pulgar muestra la sensibilidad más alta, aunque las inter-diferencias no son significativas, excepto con el esternón. Por lo tanto, la ubicación lumbar podría descartarse, mientras que la elección entre el resto podría considerar otros aspectos como la facilidad de uso y la comodidad. Los valores marginales para el factor asiento de la Tabla 3.5 son presentados para completar y mostrar que los valores experimentales están muy cerca.

Los resultados de este análisis estadístico se mantuvieron casi iguales después del pre procesamiento del acelerómetro al reducirlos a la resolución más baja, como se explica en la sección 3.3.4, la única diferencia es que el esternón y el pulgar no difirieron significativamente después de ese pre procesamiento.

Tabla 3.1 Resultados del ANOVA para σ_a (p-Valores)

Factor	p-valor
Asiento	.744
ubicación del sensor	.000
Asiento * ubicación del sensor	.726

Tabla 3.2 ANOVA resultados para σ_a (p-valores).

Prueba de esfericidad de Mauchly	Asiento	.239
	ubicación del sensor	.000
	Asiento * ubicación del sensor	.000
Traza de Pillai	Asiento	.675
	Ubicación del sensor	.000
	Asiento * ubicación del sensor	.726
Esfericidad asumida	Asiento	.744
	ubicación del sensor	.000
	Asiento * ubicación del sensor	.726

Tabla 3.3 Análisis de la ubicación de los sensores – comparación por pares con corrección de Bonferroni

	Pulgar	Cabeza	Esternón	Región infraclavicular
Cabeza	1.000	----	----	----
Esternón	0.022	0.329	----	----
Región infraclavicular	0.787	1.000	1.000	----
Región lumbar	0.000	0.000	0.000	0.000

Tabla 3.4 Análisis de la ubicación de los sensores (Unidades in g)

Ubicación de los sensores	Media	Desviación estándar
Pulgar	.0083	.0071
Cabeza	.0068	.0029
Esternón	.0054	.0028
Región infraclavicular	.0060	.0031
Región lumbar	.0025	.0015

Tabla 3.5 Análisis del asiento (Unidades in g)

Asiento	Media	Desviación estándar
Zafú	0.0059	0.00073
Silla	0.0056	0.00049
Banco	0.0060	0.00058

3.4.2 Análisis de la variación de la postura según el soporte usado (asiento)

Los resultados del análisis de las oscilaciones (A_{xz} y A_{xy}) con respecto al asiento son mostrados en la Tabla 3.6. En ambos casos, el criterio de esfericidad no se cumplió (prueba de Mauchly). Por lo tanto, la traza de Pillai se usó para verificar la significación estadística (otras estadísticas comunes, como la corrección Greenhouse-Geisser, llevaron a las mismas conclusiones). La Tabla 3.7 muestra la influencia de los tres asientos.

El zafú parece ayudar más al meditador a mantener la postura durante toda la sesión ya que las oscilaciones fueron más bajas. Sin embargo, para A_{xz} , el efecto no fue significativo. Para A_{xy} , se realizó un análisis post hoc que indicaba que el asiento zafú era diferente de los demás, Tabla 3.8.

Tabla 3.6 ANOVA resultados para el movimiento anterior-posterior (Axz y Axy vs. asiento), p-valor

	Axz	Axy
Prueba de esfericidad de Mauchly	.000	0.037
Traza de Pillai	.196	0.002
Corrección Greenhouse-Geisser	.299	0.006

Tabla 3.7 Valores obtenidos para cada asiento considerando el movimiento anterior-posterior (Axz y Axy en grados).

Asiento	Axz (media $\pm \sigma$)	Axy (media $\pm \sigma$)
Zafú	6.78 \pm 7.51	5.83 \pm 5.11
Silla	8.48 \pm 8.62	8.62 \pm 10.01
Banco de meditación	10.13 \pm 12.92	9.18 \pm 6.87

σ : Desviación estándar.

Tabla 3.8 Análisis del asiento con movimiento de izquierda-derecha (Axy): comparación por pares con la corrección de Bonferroni

	Zafú	Silla
Silla	0.019	----
Banco de meditación	0.006	1.000

3.5 Discusión

La estabilidad postural es un factor importante durante la práctica del mindfulness. Los sensores inerciales pueden ser una buena opción para monitorizar la dinámica de la postura debido a su bajo costo y facilidad de uso. En la literatura se describieron varios protocolos para la colocación de los sensores vestibles en el cuerpo humano con la finalidad de evaluar la estabilidad, por ejemplo, el equilibrio de pie o la estabilidad al caminar. La mayoría de los investigadores informaron haber colocado el sensor en la región lumbar o sacra del tronco.

Para evaluar la estabilidad de la postura corporal durante la meditación sentada, Chang et al. (Chang2, et al., 2012), aseguraron el sistema de medición entre el abdomen y el pecho y en el brazo (Chang, et al., 2016). Los fabricantes de productos comerciales (evaluadores de estabilidad) eligieron otras posiciones corporales: clavícula, cabeza, espalda baja, etc. La región lumbar suele ser frecuentemente usada debido a que está cerca del centro de masa en una postura de pie. Sin embargo, los resultados del presente estudio indican que la región lumbar o sacra no es la mejor opción para medir la estabilidad durante la meditación sentada, ya que su valor σ_a es el más bajo y significativamente diferente del resto. Para futuras aplicaciones podría descartarse este lugar.

Entre los lugares restantes, no fue posible separarlos en diferentes grupos y solo el pulgar es significativamente diferente al esternón. Por lo tanto, el dolor físico o la comodidad pueden ser factores importantes para seleccionar la ubicación. El sensor ubicado en la cabeza requiere de un accesorio más voluminoso. La región infraclavicular es menos invasiva, ya que el sensor está unido a la ropa. El esternón y la lumbar podrían ser más aceptados por los usuarios debido a que pueden ser sujetados con cintas como la mayoría de productos comerciales usados para el fitness. Finalmente, el sensor ubicado en el dedo pulgar podría ser miniaturizado para un mayor confort. La usabilidad, aceptación y el confort deben de ser evaluados por los usuarios.

Aunque las diferencias no son estadísticamente significativas, la sensibilidad del sensor ubicado en la cabeza fue mayor que la sensibilidad del esternón o la posición infraclavicular. Esto parece razonable ya que la distancia a la base del asiento es más grande en la cabeza. De hecho, el orden de la sensibilidad entre las ubicaciones cabeza, región infraclavicular, esternón y lumbar corresponden a la distancia entre su ubicación y el asiento. El pulgar mostró un grado de movimiento aún mayor, pero esto podría estar relacionado con los movimientos de la mano que pueden ser independientes de los desplazamientos de la parte superior del cuerpo. De hecho la postura de la mano es muy importante según los textos tradicionales (Ikemi & Deshimaru, 1985) (Sekida, 2016) en particular el dedo pulgar, el cual debe de permanecer en una posición horizontal perfecta (Villalba, 2005).

Otro de los objetivos de este trabajo fue analizar la influencia del asiento para dar alguna recomendación basada en los resultados obtenidos de los sensores inerciales. En la tradición oriental, la meditación se realiza mientras se está sentado sobre un cojín (zafú), preferiblemente en la posición de loto completo o medio loto. La posición estática no debe cambiarse hasta el final de la sesión de meditación. Los maestros occidentales y los profesionales del mindfulness no son tan estrictos sobre este punto: en lugar de un zafú, puede usarse una silla cómoda o un banco de meditación. A priori uno pensaría que la silla traería ventajas para mantener la postura, ya que la mayoría de los voluntarios no tenían experiencia meditando y no habían usado un zafú o banco de meditación. La única diferencia que se encontró estaba relacionada con el cambio global en la postura a lo largo de la sesión en oscilaciones de izquierda-derecha. El zafú proporcionó el mejor asiento con diferencias significativas a la silla y el banco de meditación, que coincide con la tradición oriental. Sin embargo, la oscilación anterior-posterior y σ_a no fueron significativamente diferentes. Por lo tanto, puede parecer razonable aconsejar el uso de zafú.

El uso del zafú para mantener posturas fijas se ha utilizado en otros campos, como en el desarrollo de una silla para cirugía microscópica (Noro, et al., 2012) o en la mejora de la postura sentada para los niños en las aulas (Ishihara, et al., 2010). Sin embargo, otros aspectos, como la comodidad deben ser considerados por los meditadores occidentales y principiantes. En este sentido, algunas personas informaron dolor en la parte anterior del tobillo al sentarse en el banco de meditación. Personas con dolor o dificultad para

levantarse desde una posición baja deberían considerar usar una silla cómoda (Cook-Cottone, Abril 2015).

En el contexto de las intervenciones centradas en la respiración, este estudio ha servido para dar una recomendación de un asiento específico basándose en los resultados obtenidos de los sensores inerciales para su uso en la meditación en sus etapas iniciales. La determinación de la ubicación de los sensores es importante para reducir el número de ubicaciones a medir de cara a futuros trabajos en los que se debe de investigar la relación entre la estabilidad y los beneficios de practicar mindfulness. De todos modos, los resultados de este estudio son preliminares y deben de tomarse con precaución.

Una de las limitaciones de este trabajo es la cantidad de voluntarios, que corresponde a un estudio piloto para verificar el kit de sensores. La ubicación de los sensores también implica algunos componentes aleatorios debido a las dificultades para colocarlos en una posición exacta. Sin embargo, estas diferencias son muy bajas en comparación con la distancia entre diferentes ubicaciones. Otra preocupación es el hecho de que los acelerómetros utilizados en este estudio incluyen componentes de diferentes fabricantes. Sin embargo, las mediciones se tomaron en situaciones casi estáticas y, por lo tanto, su rango fue irrelevante. La resolución también fue menor que los valores medidos. Además, hemos probado que los resultados no cambiaron mucho si los valores de los acelerómetros se procesaban previamente descartando los bits menos significativos de los sensores más precisos. Luego, el análisis de la sección 3.3.4 se repitió nuevamente. De esta forma, simulamos una situación en la que todos los sensores tenían la misma resolución (la peor). Las conclusiones de los análisis estadísticos permanecieron iguales después de esta reprocesamiento.

3.6 Conclusiones y líneas de trabajo futuras

Varios artículos respaldan la utilidad y efectividad de las técnicas del mindfulness en salud y bienestar. Por lo tanto, muchas personas están empezando a practicarlas. En las etapas iniciales, se recomienda la práctica diaria de 5-15 minutos de duración. El mantenimiento de una postura estable es un componente clave. En este trabajo presentamos un conjunto de sensores inerciales para medir el movimiento y el cambio en la postura. La región lumbar utilizada convencionalmente no es la mejor ubicación para los sensores, ya que presenta una sensibilidad menor. Además, de todos los asientos de meditación, el zafú tiene algunas ventajas en uno de los tres parámetros obtenidos en este estudio, con respecto al cambio general en la postura de izquierda-derecha. Esta conclusión es acorde con la tradición oriental.

En resumen, el kit para medir la estabilidad durante la meditación podría ser reducido a un simple sensor colocado en la cabeza a través de algún accesorio como una cinta para el pelo o unas gafas, o en la región infraclavicular colocado como un sensor vestibular.

También se podría considerar usar un sensor adicional en el dedo pulgar, ya que en ciertas formas de meditación (Villalba, 2005) sus movimientos son considerados por algunos maestros como una indicación directa de la profundidad de la meditación. Además, los principiantes podrían comenzar a practicar meditación en sillas o bancos de meditación, aunque se recomienda una transición al zafú a medio plazo.

El presente estudio podría mejorarse de varias maneras. Se pueden obtener mejoras adicionales al calcular los ángulos de orientación con filtros paso bajo más complejos o fusionando los datos del acelerómetro, el giroscopio y el magnetómetro con filtros complementarios más sofisticados. De esta manera, la gravedad podría determinarse de una manera más adecuada. Con todo esto, el estudio podría ir más allá de las suposiciones de una fuerza única en el sistema (gravedad) o una orientación fija del sensor colocado en la cabeza (gafas).

Otro problema de hardware es el consumo de energía, especialmente si se registraran sesiones más largas. Se deberían de considerar usar dispositivos de bajo consumo energético en el desarrollo del prototipo propuesto como, por ejemplo, utilizando un módulo Bluetooth de baja potencia (ejemplo, módulo CC2541).

La posibilidad de pérdidas de datos en la transmisión Bluetooth debe ser considerada a pesar de que en nuestro experimento se reportaron muy pocas. La manera de controlar las pérdidas debe ser a través de la aplicación del smartphone haciendo alguna comprobación de los datos recibidos. Por otro lado, la base de datos debería extenderse con más voluntarios, así esta investigación podría ser aún más concluyente en los resultados obtenidos.

En un estudio futuro, los sensores se usarán para proporcionar un feedback. Se explorará el efecto del feedback en los programas de entrenamiento mindfulness y la autorregulación. Específicamente, podrían evaluarse los cambios en la propiocepción (la capacidad de detectar la posición, ubicación y movimiento del cuerpo y sus partes) con la práctica. Además, se debe investigar el papel del movimiento y la postura para lograr resultados beneficiosos en las intervenciones mindfulness.

Capítulo 4: Análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca en meditaciones cortas de mindfulness

4.1 Estado del arte

Como vimos en el capítulo 3, el mindfulness está siendo aplicado en varias áreas de la salud para investigar el impacto que tiene éste en el tratamiento de algunas enfermedades tales como la ansiedad y depresión (Hofmann, et al., 2010) (Chen, et al., 2012), enfermedades vasculares (Abbott, et al., 2014) o el estrés (Gu, et al., 2015), etc. Las técnicas que contempla el mindfulness son tales (atención de una manera no analítica, evitando los pensamientos recursivos, persistentes u obsesivos (Deane H., 1980)) que pueden tener una profunda influencia en los trastornos emocionales como son: la regulación de las emociones, estados de ánimo y el estrés (Krygier, et al., 2013).

La principal razón por la que surgen los trastornos emocionales es por el mantenimiento de pensamientos recurrentes, es decir, pasar mucho tiempo pensando en cómo resolver algún un problema, tomar decisiones o preocuparse demasiado. Estos trastornos a su vez conducen a la activación cardiovascular a través del sistema nervioso autónomo (SNA) (Azam, et al., 2015). Cuando el SNA se activa a través del estrés cardíaco (EC), la frecuencia cardiaca (FC) se acelera. Esto es debido a que las fibras nerviosas simpáticas (FNS) segregan los neurotransmisores de epinefrina y norepinefrina en el nódulo sinoauricular (NSa) del corazón, haciendo que se eleve la FC. Para poder regresar a un estado de reposo desde el EC, se requiere de la intervención del sistema nervioso parasimpático (SNP) a través del nervio vago y de la liberación de acetilcolina, un neurotransmisor que inhibe el NSa y desacelera la FC (Azam, et al., 2015). (Grossmana & Taylor, 2007) encontró que la tasa de respiración está directamente relacionada con la FC. A una mayor tasa de respiración la FC aumentará mientras que a una respiración lenta y profunda disminuirá, esto debido a que la respiración lenta y profunda estimula la actividad del nervio vago.

Generalmente los equipos utilizados para medir la frecuencia cardiaca son el ECG y el fotopleletismógrafo (photo plethysmography, PPG). Ambos se describen a continuación.

4.1.1 Electrocardiograma

La señal de salida del ECG es una representación en forma de onda muy bien definida que muestra las fases por las que pasa el corazón. Estas señales representan la polarización y despolarización del atrio y el ventrículo (ver Figura 4.1) las cuales son captadas a través de unos electrodos (Martínez, et al., 2015).

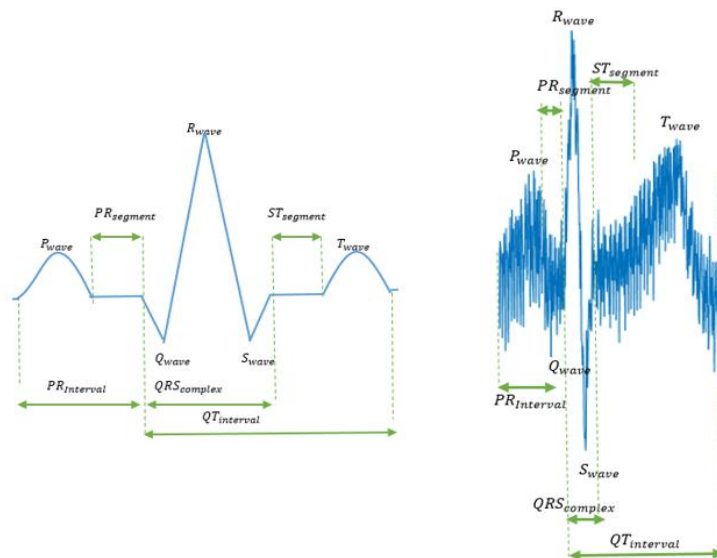


Figura 4.1 Forma de onda típica de una señal ECG con sus siglas más usadas. A la izquierda una señal teórica. A la derecha una señal real.

Los ECG convencionales suelen usar 12 electrodos para registrar la diferencia de potencial entre ellos en las diferentes partes del cuerpo. Estos electrodos se dividen en dos grupos, seis electrodos de extremidades y seis electrodos de pecho. De los seis de extremidades hay tres bipolares Lead I, lead II y lead III. El lead I mide la diferencia de potencia entre el brazo izquierdo y el derecho, el Lead II entre la pierna izquierda y el brazo derecho y el Lead III entre la pierna izquierda y el brazo izquierdo (Singh & Murphy, 2018). Las señales captadas por los electrodos son enviadas a un convertor analógico-digital (ADC), el cual las digitaliza y las envía a un ordenador para ser analizadas.

4.1.2 Fotopletismógrafo

El PPG es un dispositivo portátil que contiene un sistema electro-óptico por medio del cual puede medir la FC y los niveles de oxígeno. El sistema electro-óptico se compone de uno o dos diodos emisores de luz y un foto-detector (FD), los LED suelen ser un led rojo (RD) y un led infrarrojo (Ir) ver Figura 4.2.

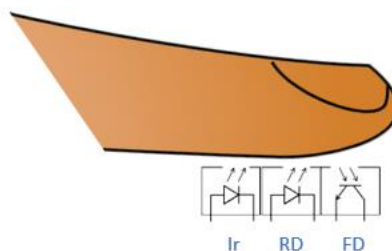


Figura 4.2 Sistema general de un PPG de dos LED's

La forma en que el PPG mide la FC es mediante los cambios de volumen de sangre en los vasos sanguíneos. Para realizar esta medición los LEDs emiten luz de forma alterna (nunca emiten los dos a la vez), luego el FD mide la intensidad de la luz emitida por el LED. Debido a que la intensidad de la luz varía conforme el volumen de sangre cambia, se puede obtener una estimación de la FC. Una señal típica de un PPG es mostrada en la Figura 4.3.

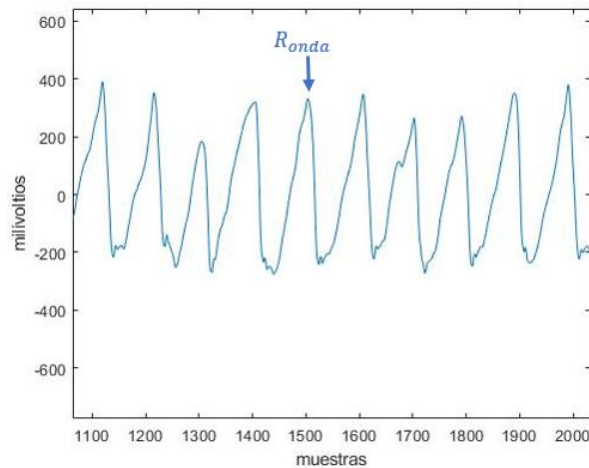


Figura 4.3 Señal típica captada por un PPG

El principal problema de analizar las señales del ECG o del PPG es que son muy susceptibles al ruido, complicando la detección del QRS complejo. El QRS complejo de una señal ECG es la parte que está formada por las ondas Q_{onda} , R_{onda} y S_{onda} (ver Figura 4.1), en el caso del PPG el QRS está formado por los picos de la señal, que corresponden a la onda R_{onda} (ver Figura 4.3) y son la base del análisis del HRV. En la literatura, el intervalo entre picos R es usualmente referido como intervalo-entre pulsos (Inter-Beat Interval, IBI) (Baek & J., 2017), normal-normal (NN) (Shaffer, et al., 2014) o RR-intervalo (RR) (Kerut, et al., 2017). A partir de aquí en adelante se usará cualquiera de ellos indistintamente. En los últimos años se han desarrollado diferentes tipos de algoritmos para la eliminación del ruido y la detección del QRS. Uno de los primeros algoritmos desarrollados para la detección del QRS complejo fue el de Pan and Tompkin que consiste en un usar un filtro pasa banda digital y un threshold dinámico, (Pan & Tompkins, 1985). Posteriormente surgieron algoritmos con técnicas de procesamiento más complejas como el uso de wavelets (Singh & K., 2015) (Fedotov, et al., 2016), filtros adaptativos (Shweta, et al., 2017), reconocimiento de patrones (Chia-Hung & Yi-Chun, 2010), Modelos ocultos de Markov (Belkadi & Daamouche, 2017) y muchos más.

El análisis del HRV es un método no invasivo que permite analizar la actividad del sistema nervioso autónomo. Así mismo, se ha encontrado que las alteraciones del HRV están ligadas con enfermedades cardiovasculares (Mazhar & AlSaba, 2015) (Gentili, et al., 2017) (Kubota, et al., 2017)). Existen varios métodos para medir el HRV, sin embargo, los más comunes son: dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y no lineales. En el dominio del tiempo están incluidas las medidas estadísticas y las geométricas (Kerut, et al., 2017) (Mazhar & AlSaba, 2015) (Singh & Singh, 2015). Estudios recientes han

demostrado que el análisis del HRV en el dominio de la frecuencia permite un análisis de la actividad de los sistemas nerviosos simpático (SNS) y parasimpático (SNP), en donde la mayoría de las frecuencias altas (High frequency, HF) corresponden a la actividad del PNS en el rango de 0.15-0.40 Hz, y las bajas frecuencias (Low frequency, LF) corresponden a la actividad del SNS en el rango de 0.04-0.15 Hz (Kerut, et al., 2017). También se ha encontrado que la reducción del HRV y el incremento de la ratio LF/HF están asociados a varias enfermedades cardiovasculares (Kerut, et al., 2017) (Mazhar & AlSaba, 2015). En la tabla 4.1 se pueden ver los parámetros que se obtienen de los diferentes métodos de análisis del HRV.

Tabla 4.1 Parámetros del análisis HRV

Dominio	Descripción	Símbolo	Unidades*	Significado Biológico
Tiempo	Media del ritmo cardiaco	HR_{media}	PPM	
	Desviación estándar de los intervalos NN	SDNN	ms	Estimación general del HRV
	Media de la desviación estándar de los intervalos NN en ventanas de 5 minutos.	iSDNN	ms	
	Desviación estándar de la media de los intervalos NN en ventanas de 5 minutos	SDANN	ms	
	Raíz media cuadrática de las diferencias sucesivas de los intervalos NN	RMSSD	ms	Componentes en plazos cortos
	Porcentaje de los intervalos que difieren por más de 50 ms	pNN50	%	
Frecuencia	Potencia en muy bajas frecuencias	VLF	ms^2	
	Potencia en bajas frecuencias	LFP	ms^2	Actividad del sistema nervioso simpático
	Potencia en altas frecuencias	HFP	ms^2	Actividad del sistema nervioso parasimpático
	Ratio entre bajas y altas frecuencias	LF/HF		Balance simpático-vagal
	Baja frecuencia normalizada	LFP n.u.		
	Alta frecuencia normalizada	HFP n.u.		
Geométrica (dominio del tiempo)	Índice triangular	RRTrin		Estimación general del HRV
	índice de Interpolación Triangular	TINN		
No lineal	Poincaré	SD1, SD2	ms	Límite de la variabilidad

* PPM (pulsos por minuto), ms (milisegundos), ms^2 (milisegundos al cuadrado), n.u. (unidades normalizadas), %(porcentaje)

4.2 Objetivos

Los objetivos de este capítulo son:

- Comprobar si hay diferencias significativas en el HRV con respecto al tipo de soporte usado en la meditación, teniendo en cuenta los 3 soportes del capítulo anterior.
- Comprobar si hay diferencias significativas en el HRV entre expertos y novatos en meditaciones cortas (10 min) usando como soporte un zafú.

Todo ello permitirá diseñar un dispositivo vestible de bajo costo para medir la variabilidad de la frecuencia cardiaca durante las sesiones de mindfulness.

4.3 Materiales y métodos

La muestra para este estudio consta de 20 participantes novatos (11 hombres, 9 mujeres) y 10 participantes con experiencia en meditación superior a 3 años (6 mujeres 4 hombres). De este modo, la base de datos final quedaría con 30 participantes (15 mujeres, 15 hombres, con edad media de 32.03 años \pm 15.69).

El protocolo seguido en el experimento es igual que el del capítulo 3, ya que esta parte es una expansión del prototipo propuesto en el capítulo anterior.

El análisis se dividirá en dos partes debido a que los expertos solo meditaron con un soporte (zafú), mientras que los novatos meditaron en los tres soportes vistos en el capítulo 3. Así que el primer análisis será solo con novatos para ver si hay diferencias en el análisis del HRV usando diferentes soportes. Y el segundo análisis será comparando el HRV de los novatos contra la de los expertos usando solo el soporte zafú.

El análisis estadístico a nivel global se hace mediante el software SPSS. El análisis entre novatos se hace usando un ANOVA de un factor y para el análisis de los resultados entre los novatos y los expertos se usará la prueba U de Mann-Whitney ya que las muestras no cumplen con los criterios de normalidad.

Para captar las señales del corazón se ha diseñado un guante que tiene incorporado un sensor de pulso AMPED (PPG) que incorpora un fotodiodo y un LED ver Figura 4.4 (Amped, 2018) y todos los componentes utilizados en el capítulo 3 (ver Figura 3.3).



Figura 4.4 sensor de pulso AMPED que incorpora un foto detector y un led.

Las carcasas que contienen el circuito han sido impresas con una impresora 3D prusa I3 utilizando un material flexible (Recreus, 2018), ideal para la fabricación de dispositivos vestibles. Las carcasas fueron diseñadas con el software SketchUp (SketchUp, 2018) ver Figura 4.5. En la Figura 4.6 se puede ver el prototipo terminado y ensamblado.

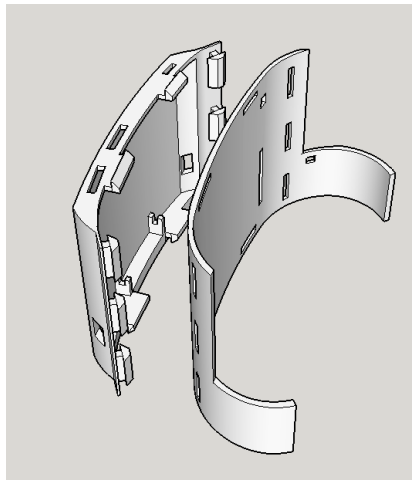


Figura 4.5 Carcasa diseñada en SketchUp



Figura 4.6 Prototipo propuesto ensamblado

El algoritmo utilizado para detectar los pulsos del corazón y calcular el tiempo entre pulsos (*IBI*) es el que propone el fabricante del sensor AMPED (Amped, 2018), el cual ha sido levemente modificado para realizar el prototipo propuesto en este trabajo. Dicha modificación se explica en detalle a continuación. Las unidades de la variable *IBI* están en milisegundos.

4.3.1 Algoritmo detector del QRS complejo

La señal de salida del sensor AMPED se muestrea a una frecuencia de 500 Hz por el ADC del Arduino con una resolución de 10 bits (1024 valores distintos). El detector del QRS está basado en un algoritmo con un umbral dinámico, el cual se actualiza después de cada pico R_{onda} encontrado. El umbral dinámico ($ths_{señal}$) se inicializa en 512 (valor medio del rango del ADC).

El siguiente paso consiste en encontrar el rango de valores en los que se encuentran los QRS. Para ello buscaremos el mínimo de la señal ($T_{señal}$) y el máximo ($P_{señal}$). Para evitar el pico dicrótico ver Figura 4.7, la variable $T_{señal}$ se actualizará cuando de la diferencia de tiempo IBI entre el tiempo actual y el tiempo en que se detectó el ultimo QRS sea mayor a $\frac{3}{5}$ de IBI (ver algoritmo 4.1), mientras que $P_{señal}$ se actualiza en cada muestra para tener siempre el trazo de la máxima amplitud (ver algoritmo 4.2).

Algoritmo 4.1 Código en C para encontrar la variable $T_{señal}$

Algoritmo en c
<pre>if (Señal_{PPG} < ths_{señal} && Tiempo_{actual} > (IBI/5) * 3){ if (Señal_{PPG} < T_{señal}){ T_{señal} = Señal_{PPG}; } }</pre>

Algoritmo 4.2 Código en C para encontrar la variable $P_{señal}$

Algoritmo en c
<pre>if (Señal_{PPG} > ths_{señal} && Señal_{PPG} > P_{señal}){ P_{señal} = Señal_{PPG}; }</pre>

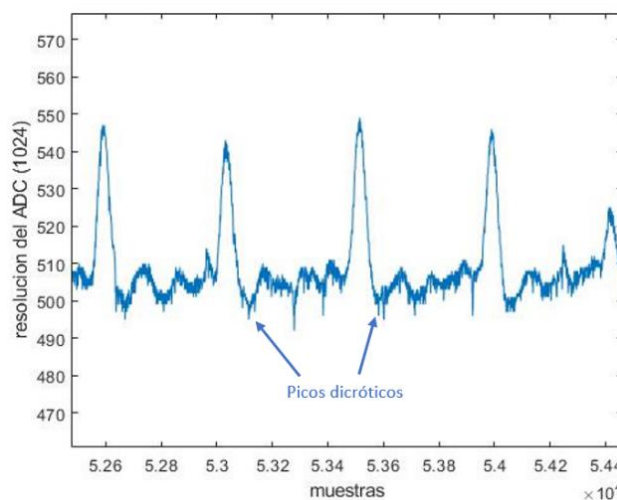


Figura 4.7 Picos dicróticos en una señal captada por el sensor AMPED

Para evitar el ruido a altas frecuencias, descartaremos todos los picos encontrados con una diferencia de tiempo menor a los 250 ms. Las siguientes condiciones para registrar un pico como un pico R_{onda} son (ver algoritmo 4.3):

- La Señal $_{PPG}$ tiene que ser mayor al $ths_{señal}$.
- Tiene que ser un pulso de subida. Para ello se utiliza la variable *Pulso*, en la cual un valor igual a cero (*false*) indica que la señal va de menor a mayor.
- Y la diferencia de tiempo entre el actual y el último pico R_{onda} encontrado tiene que ser mayor a $\frac{3}{5}$ de *IBI*.

Algoritmo 4.3 Toma de decisiones para registrar un pico como pico R_{onda}

```

Algoritmo en c
if (Tiempoactual > 250){ // tiempo actual tiene que ser mayor a 250 ms
    if ( (SeñalPPG > thsseñal) && (Pulso == false) && (Tiempoactual > ( $\frac{IBI}{5}$ ) * 3) ) {
        Pulso = true;

        if(segundoPulso){
            IBI = Tiempoactual - Tiempoanterior;
        }
        Tiempoanterior = Tiempoactual;

        if(primerPulso){
            primerPulso = false;
            segundoPulso = true;
            IBI = 0;
            return;
        }
    }
}

```

Las variables *primerPulso* y *segundoPulso* del Algoritmo 3 sirven para descartar el primer pulso, ya que para poder calcular el tiempo *IBI* se requieren de dos pulsos en delante. La variable *Pulso* es actualizada a *true* que equivale a un 1, el cual indica que de ahora en adelante la señal va de mayor a menor.

El siguiente algoritmo 4.4 corresponde a la actualización de la variable $ths_{señal}$, para ello la señal tiene que ir de mayor a menor y tener un valor menor al $ths_{señal}$ actual. El valor de $ths_{señal}$ será igual al 50 por ciento de la diferencia entre el valor máximo y mínimo de la señal. Posteriormente las variables $T_{señal}$ y $P_{señal}$ tomaran el valor de $ths_{señal}$ para posteriormente reiniciar el ciclo y buscar otro pico R_{onda} .

Algoritmo 4.4 Sección del código que actualiza el umbral

```

Algoritmo en c
if (SeñalPPG < thsseñal && Pulso == true){
    Pulso = false; //indica que la señal ahora es de subida
    amp = Pseñal - Tseñal; // amplitud de la señal
    thsseñal = amp/2 + Tseñal;
    Pseñal = thsseñal;
    Tseñal = thsseñal;
}

```


Finalmente se encuentra la sección que reinicia las variables del algoritmo en caso de que en un periodo mayor a 2.5 segundos no se haya encontrado un pulso. De esta forma, se recalcula el $ths_{señal}$ y se comienza de nuevo con la búsqueda de picos R_{onda} (ver algoritmo 4.5).

Algoritmo 4.5 Reinicio de las variables principales del algoritmo en caso de que haya pasado un tiempo superior a 2.5 segundos sin encontrar un pico R_{onda}

Algoritmo en c
<pre> if (Tiempo_{actual} > 2500){ Tiempo_{anterior} = Tiempo_{actual}; primerPulso = true; segundoPulso = false; ths_{señal} = 512; P_{señal} = ths_{señal}; T_{señal} = ths_{señal}; } </pre>

4.3.2 Preprocesado para el análisis HRV

Los picos ectópicos son conocidos por dar medidas erróneas en el análisis HRV si no son eliminados. El preprocesado consiste en eliminar estos picos contenidos en la señal ECG. Para hacer esto, se usa el método propuesto por (Auber, et al., 1999), a través de los siguientes pasos:

Paso 1. Eliminar la tendencia lineal del vector IBI usando la ecuación 4.1. Para realizarlo, la recta que mejor se ajusta al vector IBI fue calculada por mínimos cuadrados.

$$IBI_{lineal_detrrend} = IBI - (X * C_1 + C_2) \quad (4.1)$$

$$\text{donde } X = \text{es una pendiente de la forma } \frac{n + 1}{length(IBI)};$$

n es el numero de muestra de X dividido por el total de muestras de IBI
 C_1 y C_2 son los coeficientes del sistema despues de resolverlo por minimos cuadrados

Paso 2. Calcular la desviación estándar (STD_{IBI}) y la media (Mnd_{IBI}) de $IBI_{lineal_detrrend}$

Paso 3. Para calcular los picos ectópicos se utilizó un umbral ($trsh_{sd}$). En este caso el valor del $trsh_{sd}$ fue igual tres veces el valor de STD_{IBI} , ecuación 4.2.

$$trsh_{sd} = 3 * STD_{IBI} \quad (4.2)$$

Paso 4. Finalmente, para encontrar un pico ectópico, la media Mnd_{IBI} se restó al valor absoluto de $IBI[x]_{lineal_detrrend}$. Los picos ectópicos del vector IBI fueron todos aquellos que superaron el umbral $trsh_{sd}$ y fueron sustituidos por la media de las cinco muestras que les precedían y las cinco muestras posteriores.

4.3.3 Análisis del HRV en el dominio del tiempo

Una vez capturada toda la información aportada por los sensores de cada uno de los participantes, el vector *IBI* es usado para realizar el análisis del HRV en el dominio del tiempo. Con ayuda de las librerías de Matlab, se calculan los siguientes parámetros estadísticos (Tabla 4.2).

Tabla 4.2 Calculo de los parámetros del HRV (algunos están en código MATLAB para su mejor comprensión)

parámetro	Formula	
Media de <i>IBI</i>	$IBI_{mean} = \frac{\sum_{x=1}^N (IBI[x])}{N} \quad (4.3)$	Donde $x = 1, 2, \dots, N$ $N = length(IBI)$
Desviación estándar	$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^N IBI[x] - IBI_{mean} ^2}{N}} \quad (4.4)$	Donde $x = 1, 2, \dots, N$ $N = length(IBI)$
Media de la desviación estándar de las ventanas de 5 minutos (IBI_{win_5min})	$iSDNN = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N SDNN5_j \quad (4.5)$	Donde $x = 1, 2, \dots, N$ $N = \text{numero de ventanas de 5 minutos}$
Desviación estándar de las medias de las ventanas de 5 minutos ($AVNN_{win_5min}$)	$SDANN = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^N AVNN_{win_5min}[x] - IBI_{mean} ^2}{N}} \quad (4.6)$	Donde $x = 1, 2, \dots, N$ $N = length(AVNN_{win_min})$
Raíz media cuadrática de la diferencia de intervalos sucesivos RR	$RMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^N IBI[x+1] - IBI[x] ^2}{N}} \quad (4.7)$	Donde $x = 1, 2, \dots, N$ $N = length(IBI) - 1$
Cálculo del porcentaje ($pNN50$) y numero de intervalos RR adyacentes que difieren por más de 50 ms ($NN50$)	<pre> for (n = 1; n < N; n++) difference = abs(IBI[n + 1] - IBI[n]); if (difference > 50) NN50 = NN50 + 1; end end pNN50 = $\frac{NN50}{N} * 100$ (4.8) </pre>	Donde $n = 1, 2, \dots, N$ $N = length(IBI) - 1$
Calculo de la media de la frecuencia cardiaca en pulsos por minuto	<pre> for (n = 1; n < N; n++) HR[n] = $\frac{60}{IBI[n]/1000}$; end HR_{mean} = $\frac{\sum_{x=1}^N (HR[x])}{N}$ (4.9) </pre>	Donde $n = 1, 2, \dots, N$ $N = length(IBI)$

4.3.4 Análisis geométrico Triangular del HRV

El análisis geométrico triangular suele considerarse como parte del análisis en el dominio del tiempo. Este análisis se hace calculando el histograma del vector IBI , a través del cual se pueden calcular dos parámetros, el índice triangular (RR_{Trin}) y el índice de interpolación triangular de la base del histograma (Triangular Interpolation of NN interval histogram, $TINN$). El RR_{Trin} es igual al número total de intervalos RR dividido por el valor máximo del histograma (Val_{max}) (ver ecuación 4.10). Este índice da una estimación general sobre el HRV. El ancho de los intervalos usado en este análisis es igual a 7.8125 ms. El índice $TINN$ da un valor sobre la distribución de la densidad de todos los intervalos RR como la base de un triángulo y suele calcularse por medio de una estimación de mínimos cuadrados, de tal forma que la ecuación 4.11 sea la mínima entre los puntos N y M . Después de encontrar los puntos M y N se calcula el $TINN$ (ecuación 4.12) ver Figura 4.8 (Cardiology, 2018).

$$RR_{Trin} = \frac{N}{Val_{max}} \quad (4.10)$$

$$Area_{tinn} = \int_0^{\infty} (D(t) - q(t))^2 dt \quad (4.11)$$

Donde D = Salida del histograma

q = define la base del triángulo que se ajusta al histograma y es cero para $t \leq N; t \geq M$ and $q(X) = Y$

$$TINN = M - N \quad (4.12)$$

Donde M y N son los limites de $Area_{tinn}$

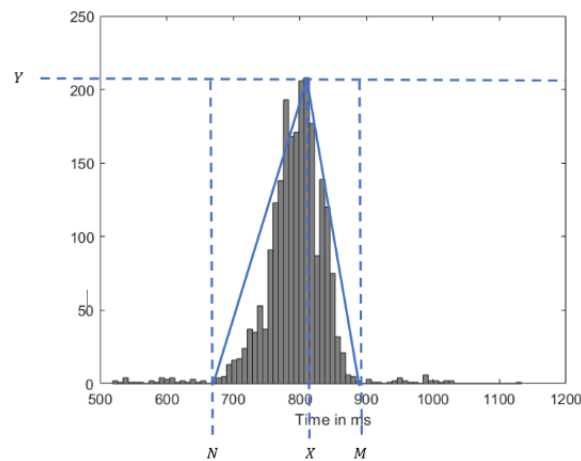


Figura 4.8 Puntos del histograma usados para calcular el $TINN$ y el RR_{Trin}

4.3.5 Análisis no lineal Poincaré

El análisis no lineal de Poincaré es un método gráfico que evalúa la dinámica del HRV a partir de los intervalos RR consecutivos actuales (RR_N) (ver ecuación 4.13) y los que preceden (RR_{N+1}) (ver ecuación 4.14).

$$RR_N = (IBI[1], IBI[2], \dots, IBI[N - 1]) \quad (4.13)$$

$$RR_{N+1} = (IBI[2], IBI[3], \dots, IBI[N]) \quad (4.14)$$

Donde $N = \text{length}(IBI)$

Para realizar un análisis cuantitativo y evaluar el HRV, los datos son ajustados a una elipse (ver Figura 4.9) en donde el ancho de la elipse se conoce como: la desviación estándar 1 (SD_1) y lo largo como la desviación estándar 2 (SD_2). A partir de SD_1 y SD_2 se puede calcular el área de la elipse (Ep_{Area}) (Mazhar & AlSaba, 2015). Se dice que SD_1 representa la variabilidad cardiaca en tiempos cortos (short term) y SD_2 la variabilidad en periodos largos (long term) (Cerde-Kohler & Henríquez-Olguín, 2014). Debido a la correlación entre la desviación estándar de la diferencia de los intervalos RR ($dIBI$) ecuación 4.15 y SD_1 , SD_1 se puede calcular usando las ecuaciones 4.16, 4.17 y 4.18. A partir del parámetro SDNN (ecuación 4.4) y SD_{dIBI} (ecuación 4.17) se puede calcular SD_2 (ver ecuación 4.19) y Ep_{Area} con la ecuación 4.20 (Tulppo, et al., 1996).

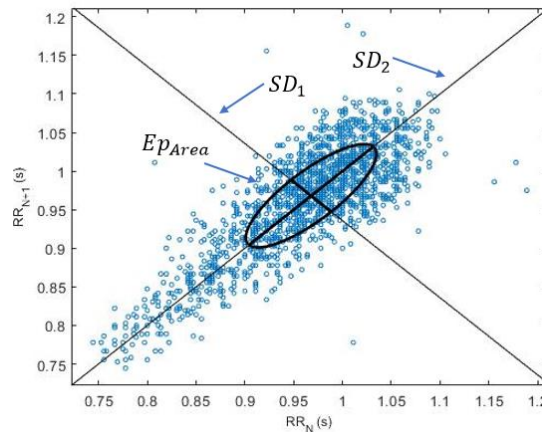


Figura 4.9 Representación del análisis Poincare

$$dIBI[x] = IBI[x + 1] - IBI[x] \quad (4.15)$$

$$dIBI_{mean} = \frac{\sum_{x=0}^N (dIBI[x])}{N} \quad (4.16)$$

$$SD_{dIBI} = \sqrt{\frac{\sum_{x=0}^N |dIBI[x] - dIBI_{mean}|^2}{N}} \quad (4.17)$$

$$SD_1 = \sqrt{0.5 * SD_{dIBI}^2} \quad (4.18)$$

$$SD_2 = \sqrt{(2 * SD_{NN}^2) - (0.5 * SD_{dIBI}^2)} \quad (4.19)$$

$$Ep_{Area} = \pi * SD_1 * SD_2 \quad (4.20)$$

Donde $x = 1, 2, \dots, N$

$N = \text{length}(dIBI)$

4.3.6 Análisis del HRV en el dominio de la frecuencia:

El análisis en el dominio de la frecuencia consta de 3 etapas; el preprocesado: en esta etapa la señal pasa por una serie de filtros para eliminar su offset. Interpolación: la señal sin offset es interpolada a 4 Hz. Se usa una frecuencia de interpolación de 4 Hz debido que ya está estandarizada y es muy común en la literatura (Singh, et al., 2004). Y el análisis espectral: se calcula la densidad espectral (PSD) usando el método de Welch.

Preprocesado

- Paso 1: El vector IBI se pasa a segundos y luego se le aplica un filtro para suavizar la señal. Algunos autores han mostrado que el filtro smoothness prior (suavizado previo) suele ser muy efectivo en señales bio-eléctricas como el ECG (Zhang, et al., 2014) (Sameni, 2017) e incluso es usado en software comerciales como Kubios para el análisis del HRV (Tarvainen, et al., 2014). Por ello, en este trabajo se ha optado por hacer un suavizado usando el filtro smoothness prior con un coeficiente de regularización $\lambda = 500$ y una derivada de orden $d = 2$ (ver ecuación 4.21).

$$IBI_{trend} = (I + \lambda^2 D_d^T D_d)^{-1} IBI \quad (4.21)$$

Donde IBI = vector de entrada

λ = coeficiente de regularización

I = matriz identidad

D_d = representa la matriz de aproximación discreta con una derivada de orden d

Finalmente, se elimina la tendencia a la vector con la ecuación 4.22

$$IBI_{smooth} = IBI - IBI_{trend} \quad (4.22)$$

- Paso 2: Calcular el vector temporal (t) el cual será usado para realizar la interpolación. El vector temporal es la suma acumulativa del vector IBI_{smooth} menos el primer valor de él mismo (ecuación 4.23). Posteriormente se pasa el vector IBI_{smooth} a milisegundos ($mIBI_{smooth}$).

$$t = \text{cumulative_sum}(IBI_{stationary}) - IBI_{stationary}[0] \quad (4.23)$$

Interpolación

La interpolación se realiza mediante el algoritmo spline cúbico a 4 Hz (ecuación 4.24) y finalmente se le resta la media (ecuación 4.25).

$$mIBI_{interpolate} = spline(t, mIBI_{smooth}) \quad (4.24)$$

$$mIBI_{toPSD} = mIBI_{interpolate} - mean(mIBI_{interpolate}) \quad (4.25)$$

Calculo de la densidad espectral

Para calcular el PSD con el método Welch (Matlab, 2018), el algoritmo implementado utiliza la transformada rápida de Fourier (FFT) en ventanas de 256 puntos ($Data_{window}$) y se usan 128 puntos de solapamiento. Antes de aplicar la FFT a cada ventana, esta es suavizada al multiplicarse por una función hamming ($Hamming_{window}$) con mismo número de puntos que $Data_{window}$, de esta manera evitamos discontinuidades abruptas al inicio y final de cada ventana.

Obtención de los parámetros en el dominio de la frecuencia

Después de obtener el PSD (PSD_{signal}) de la señal $mIBI_{toPSD}$ se calcula el área debajo la curva para cada banda de frecuencias asociadas a el HRV, las cuales son VLF con un rango de frecuencias de 0 a 0.04 Hz, LF de 0.04 a 0.15 Hz y HF de 0.15 a 0.4 Hz. Una vez calculadas las áreas para cada banda, se calcula el ratio LF/HF dividiendo el área total de LF entre el área total de HF (ecuación 4.26). La LF y HF normalizadas se calculan con las ecuaciones 4.27 y 4.28, sus unidades son n.u.

$$LF/HF = \frac{LF}{HF} \quad (4.26)$$

$$LF_{normalized} = \frac{LF}{LF+HF} \quad (4.27)$$

$$HF_{normalized} = \frac{HF}{LF+HF} \quad (4.28)$$

4.4 Resultados

En la Tabla 4.3 se muestran los resultados arrojados por el software SPSS utilizando un ANOVA de un factor con medidas repetidas. En esta comparación se evaluó HRV en el dominio del tiempo con respecto a los soportes usados en la meditación de los novatos. Para realizar la comparación se usaron 4 parámetros: SDNN, $pNN50$, $NN50$ y RMSSD. Según los resultados de la Tabla 4.3, no se encontrado diferencias significativas en la HRV con respecto al tipo de soporte utilizado en sesiones cortas de meditación. A pesar de que no hay diferencias significativas, en la Tabla 4.4 se observa que los valores

obtenidos usando el zafú como soporte, son ligeramente menores con respecto a los otros dos (Silla y Banco).

Tabla 4.3 Resultados de ANOVA para las variables en el dominio del tiempo (*p*-valor)

Variable	Prueba de esfericidad de Mauchly	Traza de Pillai	Esfericidad asumida
SDNN	0.062	0.582	0.564
<i>p</i> NN50	0.043	0.950	0.955
NN50	0.595	0.983	0.984
RMSSD	0.075	0.821	0.765

Tabla 4.4 Valores obtenidos para cada soporte considerando las variables temporales del HRV

Variable	Zafú (media $\pm\sigma$)	Silla(media $\pm\sigma$)	Banco(media $\pm\sigma$)	Unidades
SDNN	100.70 \pm 55.90	113.37 \pm 63.36	103.33 \pm 54.30	ms
<i>p</i> NN50	221.45 \pm 135.34	223.55 \pm 109.86	224.95 \pm 121.41	%
NN50	36.61 \pm 25.00	37.60 \pm 22.84	37.64 \pm 22.48	-
RMSSD	104.84 \pm 72.73	116.31 \pm 75.7	109.43 \pm 71.04	ms

σ : Desviación estándar.

Para el análisis del HRV en el dominio de la frecuencia se han tomado solo 4 variables VLF, LF, HF, LF/HF. En la Tabla 4.5 se muestran los resultados del ANOVA en los que se puede observar que no hay diferencias significativas en el HRV al usar distintos soportes en meditaciones cortas de 10 min. La variable LF no cumple con la prueba de esfericidad. Otras pruebas como la corrección de Greenhouse-Geisser también demuestran que no hay diferencias significativas con un *p*-valor de 0.446. En la Tabla 4.6 se muestran los valores de las medias obtenidas para cada soporte.

Tabla 4.5 Resultados de ANOVA para las variables en el dominio de la frecuencia (*p*-valor)

Variable	Prueba de esfericidad de Mauchly	Trazo de Pillai	Esfericidad asumida
VLF	0.961	0.402	0.394
LF	0.042	0.312	0.477
HF	0.084	0.734	0.737
LF/HF	0.062	0.668	0.806

Tabla 4.6 Valores obtenidos para cada soporte considerando las variables del HRV en el dominio de la frecuencia

Variable	Zafú (media $\pm\sigma$)	Silla (media $\pm\sigma$)	Banco (media $\pm\sigma$)	Unidades
VLF	378.28 \pm 525.46	613.54 \pm 931.51	478.18 \pm 853.12	ms^2
LF	6059.08 \pm 8024.14	7372.12 \pm 10620.30	5014.37 \pm 5835.17	ms^2
HF	4471.42 \pm 5655.76	5651.44 \pm 8040.67	4529.40 \pm 5860.65	ms^2
LF/HF	1.58 \pm 1.34	1.40 \pm 1.38	1.47 \pm 1.06	-

σ : Desviación estándar.

Por otro lado, en la Tabla 4.7 se muestran los valores de la media y la desviación estándar de las variables temporales de cada grupo (novatos y expertos) usando únicamente

como soporte un zafú, mientras que la Tabla 4.8 se muestran los valores de las variables en el dominio de la frecuencia. En ambas tablas se puede observar que los meditadores expertos tienen mayor variabilidad en la frecuencia cardíaca. En el parámetro LF/HF los expertos obtuvieron un valor menor que los novatos, en este caso un valor más pequeño muestra un HRV más alto.

Tabla 4.7 Valores medios y desviación estándar entre novatos y expertos de las variables temporales del HRV

<i>Variable</i>	<i>Meditador</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación</i>	<i>Unidades</i>
SDNN	Novato	100.705	55.906	<i>ms</i>
	Experto	153.000	68.354	
NN50	Novato	221.450	135.342	-
	Experto	424.100	165.298	
pNN50	Novato	36.610	25.000	%
	Experto	46.390	25.873	
RMSSD	Novato	104.845	72.732	<i>ms</i>
	Experto	188.060	92.009	

Tabla 4.8 Valores medios y desviación estándar entre novatos y expertos de las variables en el dominio de la frecuencia.

<i>Variable</i>	<i>Meditador</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación</i>	<i>Unidades</i>
VLF	Novato	378.278	525.459	<i>ms²</i>
	Experto	725.597	548.598	
LF	Novato	6059.081	8024.136	<i>ms²</i>
	Experto	8224.365	7052.553	
HF	Novato	4471.422	5655.758	<i>ms²</i>
	Experto	10321.841	9460.212	
LF/HF	Novato	1.583	1.335	-
	Experto	0.853	0.189	

Para el análisis de la comparación del HRV en el dominio de la frecuencia entre los grupos novatos y experto, se ha usado la prueba t-student y la no paramétrica U de Mann-Whitney. Se usan ambas pruebas debido a que las variables usadas entre los dos grupos al parecer no cumplen con los supuestos de normalidad (ver Tabla 4.9). Para verificar las pruebas de normalidad también se usaron los gráficos Q-Q plot que corroboraron la prueba de Shapiro-Wilk. Los parámetros analizados (VLF, LF, HF, LF/HF) se alejan de la recta. Por lo que se puede decir que dichos parámetros no han podido ser caracterizados como una distribución normal.

Tabla 4.9 Prueba de normalidad para las variables en el dominio de la frecuencia

Variable	Meditador	(Shapiro-Wilk) Sig.
VLF	Novato	0.000
	Experto	0.421
LF	Novato	0.000
	Experto	0.096
HF	Novato	0.000
	Experto	0.033
LF/HF	Novato	0.000
	Experto	0.329

Para el análisis del HRV en el dominio del tiempo se usó sólo la prueba t-student ya que las variables cumplen el supuesto de normalidad ver Tabla 4.10.

Tabla 4.10 Prueba de normalidad para las variables en el dominio del tiempo

Variable	Meditador	(Shapiro-Wilk) Sig.
SDNN	Novato	0.131
	Experto	0.935
NN50	Novato	0.177
	Experto	0.278
pNN50	Novato	0.102
	Experto	0.751
RMSSD	Novato	0.095
	Experto	0.883

Una vez justificados los análisis estadísticos, vamos a comprobar la existencia de diferencias significativas entre expertos y novatos.

Los resultados obtenidos de la prueba t-student para las variables en el dominio del tiempo (ver Tabla 4.11) cumplen con el supuesto de igualdad de varianzas según la prueba de Levene a excepción de la variable *pNN50* que tiene un p-valor mayor a 0.05. El p-valor (última columna Tabla 4.11) indica que hay una diferencia significativa entre los dos grupos en las variables SDNN, NN50 y RMSSD. Mientras que en la variable *pNN50* no se pudo observar diferencias significativas.

Tabla 4.11 Resultados de la prueba t-student para muestras independientes en el dominio del tiempo

Variables		Prueba de Levene Para igualdad de varianzas Sig. (p-valor)	Prueba T para igualdad de medias Sig. (bilateral) p-valor
SDNN	Varianzas iguales	0.676	0.033
	Varianzas no iguales		0.053
NN50	Varianzas iguales	0.669	0.001
	Varianzas no iguales		0.004
pNN50	Varianzas iguales	0.972	0.326
	Varianzas no iguales		0.337
RMSSD	Varianzas iguales	0.580	0.012
	Varianzas no iguales		0.025

En la Tabla 4.12 se muestran los resultados de la prueba t-student para las variables en el dominio de la frecuencia. En dicha tabla se puede observar que hay diferencias significativas tanto en el parámetro *HF* como en el parámetro *LF/HF*, mientras que en los otros dos parámetros (*VLF* y *LF*) no se han encontrado diferencias significativas.

Tabla 4.12 Resultados de la prueba t-student para muestras independientes en el dominio de la frecuencia

Variables		Prueba de Levene Para igualdad de varianzas Sig. (p-valor)	Prueba T para igualdad de medias Sig. (bilateral) p-valor
VLF	Varianzas iguales	0.902	0.104
	Varianzas no iguales		0.115
LF	Varianzas iguales	0.597	0.475
	Varianzas no iguales		0.458
HF	Varianzas iguales	0.204	0.042
	Varianzas no iguales		0.096
LF/HF	Varianzas iguales	0.027	0.099
	Varianzas no iguales		0.026

La Tabla 4.13 muestra los resultados obtenidos de la prueba U de Mann-Whitney, de donde se puede deducir que hay diferencia significativa entre los dos grupos usando las variables *VLF* y *HF*, mientras que con *LF* y *LF/HF* estadísticamente no hay diferencias.

Tabla 4.13 Resultados obtenidos de la prueba U de Mann-Whitney

	VLF	LF	HF	LF/HF
U de Mann-Whitney	53.000	66.000	55.000	62.000
Sig. exacta (p-valor)	0.039	0.143	0.049	0.100

Tanto en la Tabla 4.12 como en la Tabla 4.13 se observa que el parámetro *HF* muestra diferencias significativas entre los novatos y los expertos.

4.5 Discusión

Los resultados demuestran que con 10 minutos de meditación en algunas variables tanto temporales como frecuenciales se pueden apreciar algunas diferencias significativas entre un meditador experto y un novato. En este experimento se usaron 8 variables para las comparaciones, de las cuales 4 eran en el dominio del tiempo y 4 en el dominio de la frecuencia. En tres de las variables en el dominio del tiempo se encontraron diferencias significativas (*SDNN*, *NN50* y *RMSSD*). En el dominio de la frecuencia, solo el parámetro *HF* mostro diferencias significativas usando distintas pruebas (*U de Mann-Whitney* y *la t-student*) en el análisis de la comparación entre los dos grupos. Al usar la prueba U de mann-Whitney se encontraron diferencias en los parámetros *VLF* y *HF*. Mientras que al usar la t-student los parámetros con diferencias significativas fueron *LF/HF* y *HF*.

Debido a que no cumplieron con los criterios de normalidad si tenemos en cuenta los resultados arrojados por la prueba U de mann-Whitney, en total 5 de las 8 variables mostraron diferencias significativas entre los grupos por lo que creemos que son suficientes para afirmar una diferencia global entre ambos grupos debido a que representan el 62.5% de las variables usadas para esta comparación.

Los resultados mostrados en las Tablas 4.7 y 4.8 muestran claramente que los expertos han tenido más variabilidad con respecto a los novatos tanto en los parámetros temporales como en los frecuenciales. El HRV es un indicador general de salud. Por lo que a mayor variabilidad el estado de salud será mejor. En este caso el estudio ha demostrado que los expertos tienen en general un estado de salud mejor que el de los novatos.

El parámetro *HF* representa el sistema nervioso parasimpático y suele incrementarse con la inducción de una respiración profunda y controlada. En nuestro estudio los expertos han tenido valores más altos en este parámetro, por lo que se puede pensar que los expertos tienen más control en su forma de respiración que los novatos cuando practican mindfulness. No obstante, algunos factores como hacer deporte o la edad no se han tomado en cuenta y quizás puedan influir en los resultados relativos al HRV.

Por otra parte, los resultados obtenidos del ANOVA para ver la influencia que tiene el soporte en las sesiones cortas de meditación, demostraron que no tiene repercusiones significativas en meditadores novatos. A pesar de que el zafú obtuvo valores ligeramente

más pequeños que la silla y el banco, no influyen en el HRV, por lo que en una sesión corta de meditación se puede usar indistintamente cualquiera de ellos.

4.6 Conclusiones

Los resultados preliminares obtenidos usando un sensor de bajo coste (sensor Amped) han demostrado que es posible encontrar diferencias significativas entre novatos y expertos al tomar medidas del HRV durante sesiones cortas de meditación. No obstante, se pretende mejorar el diseño en un trabajo futuro agregándole algún sistema que pueda compensar las variaciones de temperatura debido al contacto del sensor con el dedo de los usuarios, ya que en algunos usuarios se observó que al comienzo de la prueba a veces tardaba un poco el sensor en tomar lecturas aceptables.

Como trabajos futuros este estudio se ampliará a meditaciones de media y larga duración para ver si bajo estas condiciones hay diferencias significativas en el resto de variables que en este estudio no lograron una diferencia significativa ($pNN50$, LF , LF/HF) así como también en los soportes utilizados en este experimento. Así mismo se pretende agregar una línea base de 5 minutos como referencia al comienzo de la meditación, de esta forma se podrá ver si hay diferencias en los parámetros a medir entre el comienzo de la meditación y el final con respecto a dicha línea base. Finalmente, en posteriores trabajos se tomarán en cuenta algunos otros factores como la actividad física, edad, tipo de trabajo, etc., de todos los participantes, con la finalidad de ver si el HRV es mayormente influenciado por la práctica del mindfulness o por algún otro factor como el practicar deporte.

En cuanto al diseño del prototipo usado en este trabajo ha funcionado muy bien y ha sido bastante cómodo. Ningún participante mostro incomodidad por usarlo durante las sesiones de meditación.

Capítulo 5: Conclusiones generales

5.1 Conclusiones

De acuerdo con los objetivos expuestos en el capítulo 1 apartado 3, se han realizado aportaciones que contribuyen a la mejora de calidad de vida de las personas por medio del uso de sensores vestibles.

Si bien a lo largo de cada capítulo se han ido discutiendo los resultados y conclusiones obtenidas, es importante dar una visión global de los logros obtenidos durante el desarrollo de esta tesis doctoral.

Para ello las conclusiones serán enumeradas según los objetivos expuestos en la sección 1.3

Conclusión 1

A lo largo del desarrollo de esta tesis doctoral se ha comprobado la eficacia de los dispositivos vestibles como herramientas de estudio en la mejora de calidad de vida de los usuarios finales. Concretamente hemos validado estos sensores en la monitorización de la actividad física y en la meditación sedente. En ambos casos los sensores han aportado información valiosa que concluye en resultados favorables. A partir de estos resultados hemos podido aportar nuevos métodos de análisis o nuevos dispositivos con fines más específicos para la adquisición de algunas variables fisiológicas.

Conclusión 2

Creemos que, a partir de los resultados obtenidos, los teléfonos inteligentes pueden ser buenas herramientas de medición de la actividad física llevada a cabo durante el día a día de los usuarios. De esta manera, se podrían crear aplicaciones para los smartphones que promuevan la actividad física.

Uno de los algoritmos propuestos dio resultados favorables al medir la actividad física ligera, moderada y vigorosa al compararlos con los valores obtenidos por el actígrafo GTX3+, considerado como referente a la hora de medir la AF con sensores inerciales. Cabe destacar que el smartphone usado en esta investigación es considerado de gama media-baja, por lo que los resultados podrían mejorar si se utiliza un smartphone de gama media-alta o alta, principalmente a la hora de medir la actividad física muy vigorosa.

Conclusión 3.

Según la literatura, la práctica de la meditación mindfulness trae consigo bastantes beneficios, por lo que hoy en día el número de personas que lo practican está incrementándose. Normalmente se necesita de un experto que guíe la práctica de los participantes en sus comienzos. Debido a que no todos pueden ir a centros especializados para iniciarse en las prácticas de meditación se optó por diseñar un

dispositivo vestible capaz de controlar la calidad de la meditación usando sensores inerciales.

Los resultados demostraron que a pesar de que no se encontraron diferencias significativas sobre las ubicaciones propuestas para los sensores salvo la lumbar, la ubicación más sensible fue en la cabeza (gafas) y las manos (pulgar), por lo que partir de estas ubicaciones se podría rediseñar el dispositivo propuesto reduciendo el número de sensores.

A partir de los resultados obtenidos se puede crear una aplicación móvil capaz de medir la estabilidad y postura que sirva como modo de retroalimentación al usuario. De esta manera las personas que se inicien en estas prácticas podrán evaluar la calidad de las mismas y su evolución en el tiempo, obteniendo así los beneficios que aporta el mindfulness tanto para mejorar la calidad de vida como en el tratamiento de la enfermedad.

Conclusión 4

En el capítulo 4 se indagó más en profundidad sobre los beneficios que aporta practicar mindfulness. Según los resultados obtenidos en la literatura y en dicho capítulo, en los meditadores expertos, parece que el practicar mindfulness ayuda a que el sistema nervioso parasimpático tenga mayor actividad, lo que se traduce en una mejora en la calidad de vida. Esto es debido a que el sistema parasimpático aumenta su actividad con la inducción de una respiración profunda y controlada, que a su vez se traduce en una disminución en los niveles de estrés y regula el aparato cardiovascular y el digestivo. Por otro lado, el sistema nervioso simpático reduce su actividad.

En cuanto a la variabilidad de la frecuencia cardiaca tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia, se ha observado que los expertos tienen más variabilidad que los novatos, lo que sustenta que el practicar mindfulness puede mejorar la calidad de vida significativamente.

En general, los resultados obtenidos al comparar a los meditadores novatos con respecto a los expertos demuestran que los beneficios de practicar mindfulness vendrán con la práctica constante de la misma, incluso se pueden apreciar diferencias en sesiones cortas de 10 minutos.

El dispositivo propuesto para medir la frecuencia cardiaca ha mostrado funcionar bien durante las sesiones cortas de meditación, por lo que basándonos en estos resultados se podría recomendar su utilización para medir la variabilidad de la frecuencia cardiaca en sesiones de mayor duración temporal.

A diferencia del capítulo 3, en este caso no se han encontrado diferencias significativas en el uso de distintos soportes durante la práctica del mindfulness. Por lo que en relación a esta variable es indistinto usar cualquiera de ellos (zafú, banco de meditación y silla).

5.2 Trabajos futuros

El uso de sensores vestibles para la mejora de calidad de vida es una de las principales líneas de trabajo del grupo de investigación al que pertenece el doctorando, por lo que a partir de las conclusiones y resultados de esta tesis doctoral se construirá la base para futuras líneas de investigación.

- En el ámbito de la actividad física:
 - Se pretende realizar el estudio con smartphones de gamas media-alta y alta para comprobar si los resultados se mantienen o mejoran, pudiendo clasificar las actividades muy vigorosas. También se tendrá en cuenta el uso de un acelerómetro externo (sin usar el que viene integrado en los smartphones) para validar su eficacia aplicando los algoritmos propuestos en el capítulo 2.
 - Otra posible mejora que se tiene en cuenta es la incorporación de un giroscopio para ver su eficacia en la medición de la actividad física. De esta manera, estos resultados se podrían contrastar con los obtenidos por el acelerómetro. Así podríamos ver cuál es mejor o si se podrían combinar para dar mejores resultados.
 - También se va a analizar el uso de una aplicación móvil para medir y promover la AF haciendo uso de los acelerómetros internos. Esta aplicación ya está en marcha, realizada en conjunto con el grupo de investigación de educación física y promoción de la actividad física (EFYPAF, 2018).
 - Finalmente buscar algún dispositivo considerado como “gold standard” y comparar nuestros resultados con dicho dispositivo para una mejor estimación de la actividad física.
- En el análisis postural y estabilidad durante las sesiones de meditación:
 - Como trabajos futuros en este área se plantea extender los tiempos de meditación y contar con más meditadores expertos, de esta manera podríamos comprobar si hay diferencias significativas en la estabilidad y postura entre los dos grupos o entre los soportes utilizados durante la meditación.
 - Como se ha indicado en el apartado 3.6, también se puede abordar mejoras considerando la fusión de varios sensores y la optimización del consumo energético.
 - Por otro lado, se pretende desarrollar una aplicación móvil que funcione en conjunto con el kit desarrollado en el capítulo 3 para que pueda dar un feedback al finalizar las sesiones de meditación que tienen los usuarios, con la finalidad de motivar al usuario a que siga con sus sesiones de mindfulness, ya que como vimos en el capítulo 4, los beneficios que ofrece este tipo de meditación se logran con la práctica constante de la misma. Esta aplicación se podrá utilizar para evaluar entre otros, cambios de propiocepción o investigar el papel del movimiento y la postura para lograr resultados beneficiosos en las intervenciones basadas en mindfulness.

- En el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca:
 - Al igual que en el capítulo 3, como trabajo futuro se pretende realizar esta investigación ampliando los tiempos de meditación, para ver si los resultados cambian o se mantienen. Así mismo se incorporará una línea base como referencia para ver los cambios durante la sesión.
 - También se comprobará si con la ampliación de los tiempos de meditación, los resultados obtenidos sobre los soportes (zafú, silla, banco) se mantienen.
 - Finalmente, se podría realizar una aplicación que analice la variabilidad de la frecuencia cardiaca durante las sesiones de meditación, incluso esta función podría ser integrada al kit propuesto en el capítulo 3; así se tendría una medición más completa.

Finalmente, como líneas futuras seguiremos investigando nuevas áreas en las cuales podamos incorporar los dispositivos vestibles y las nuevas tecnologías emergentes con la finalidad de proporcionar mejoras en la calidad de vida de los usuarios finales.

Anexo A

En este apartado se presenta la producción científica resultado de esta tesis, en la que se incluyen participaciones en congresos tanto nacionales como internacionales, publicaciones en revistas indexadas JCR (Journal Citation Report) y colaboraciones con otros grupos de investigación afines a los temas abordados en dicha tesis.

I. Publicaciones en revistas indexadas

Título	Wearable Sensors for Measuring Movement in Short Sessions of Mindfulness Sitting Meditation: A Pilot Study
Autores	Victor H. Rodriguez, Carlos T. Medrano y Inmaculada Plaza
Revista	Journal of Healthcare Engineering
IF	1.21 (2017) Q3
Fecha de publicación	7 de mayo de 2018
ID	7275049
Enlace web	https://doi.org/10.1155/2018/7275049

Título	Embedded System Based on an ARM Microcontroller to Analyze Heart Rate Variability in Real Time Using Wavelets
Autores	Victor H. Rodriguez, Carlos T. Medrano y Inmaculada Plaza
Revista	Wireless Communications and Mobile Computing
IF	0.91 (2017) Q3
Fecha de publicación	16 de octubre de 2018
ID	9138578
Enlace web	https://doi.org/10.1155/2018/9138578

Título	Comparison of several algorithms to estimate activity counts with smartphones as an indication of physical activity level
Autores	Victor H. Rodríguez, C. Medrano, I. Plaza, C. Corella, A. Abarca, J.A. Julián
Revista	Innovation and research in biomedical engineering
IF	0.897 (2017) Q3
Fecha de publicación	14 diciembre 2018
DOI	10.1016/j.irbm.2018.12.001
Enlace web	https://doi.org/10.1016/j.irbm.2018.12.001

II. Publicaciones en revistas indexadas en colaboración

Título	Expand your body when you look at yourself: The role of the posture in a mirror exposure task
Autores	Marta Miragall, Ernestina Etchemendy, Ausiàs Cebolla, Víctor Rodríguez, Carlos Medrano, Rosa María Baños
Revista	PLOS ONE
IF	1.164 (2017) Q1
Fecha de publicación	23 de marzo de 2018
DOI	10.5281/zenodo.1195550
Enlace web	https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194686

III. Publicaciones en congresos internacionales

Título	A Real-Time QRS Complex Detector Based on Discrete Wavelet Transform and Adaptive Threshold as Standalone Application on ARM Microcontrollers
Autores	Victor H. Rodriguez, Carlos T. Medrano y Inmaculada Plaza
Conferencia	2018 International Conference on Biomedical Engineering and Applications (ICBEA)
Lugar	Funchal, Portugal
Fecha	9-12 de Julio de 2018
DOI	10.1109/ICBEA.2018.8471741
Enlace web	https://ieeexplore.ieee.org/document/8471741

Título	Estimating the Physical Activity with Smartphones: Analysis of the Device Position and Comparison with GT3X+ Actigraph
Autores	Rodríguez V.H., Medrano C., Plaza I., Corella C., Abarca A., Julian J.A.
Conferencia	Ambient Intelligence- Software and Applications – 7th International Symposium on Ambient Intelligence (ISAmI 2016)
Lugar	Sevilla, España
Fecha	1-3 de junio de 2016
Enlace web	https://doi.org/10.1007/978-3-319-40114-0_6

IV. Publicaciones en congresos nacionales

Título	VIDEO FRENZEL-VIDEO HEAD IMPULSE TEST LOW COST
Autores	Frank Alberto Betances Reinoso, Inmaculada Plaza, Carlos Medrano, Víctor Rodríguez Ontiveros.
Conferencia	69 Congreso Nacional de la Sociedad Española de Otorrinolaringología y Cirugía de Cabeza y Cuello
Lugar	Madrid, España
Fecha	19-22 de octubre de 2018

Anexo B

I. Prototipo 1

El primer prototipo se realizó utilizando una protoboard y un Arduino uno. Se realizó así debido a que al ser un primer prototipo se tendió a modificar las entradas y salidas del Arduino hasta encontrar las conexiones óptimas de todo el sistema. Así mismo se integró un acelerómetro a un guante, el cual permitiría medir los movimientos de la mano izquierda y otro en unas gafas ver (Figura B.1). En la (Figura B.2) se muestra el sistema completo montado en una protoboard, mientras que en la (Figura B.3) se muestra su diagrama esquemático.

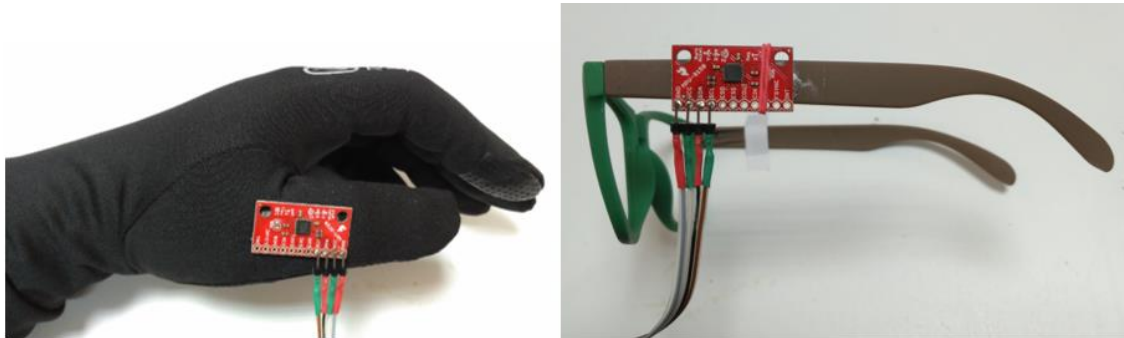


Figura B.1 Acelerómetro ubicado en el guante izquierdo y en la gafa.

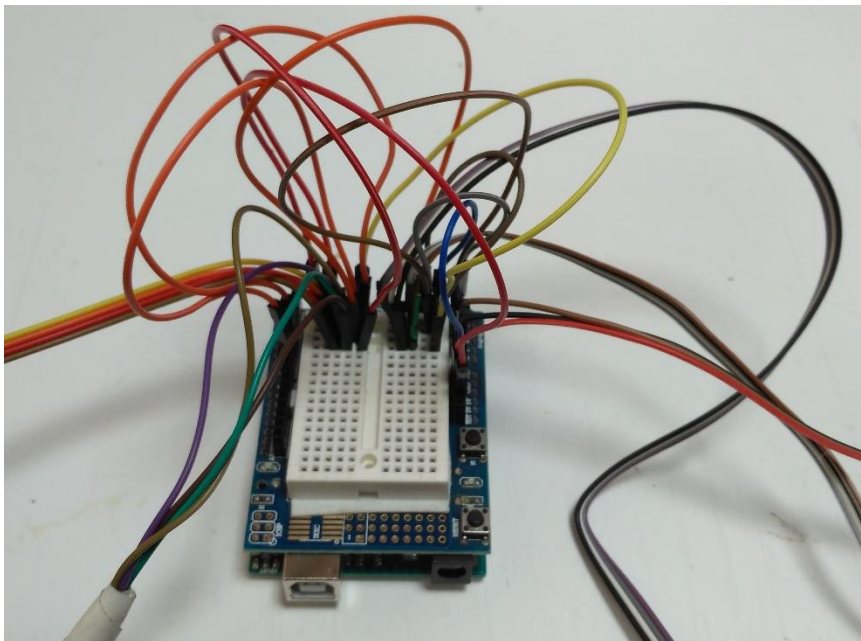


Figura B.2 Sistema montado en una protoboard

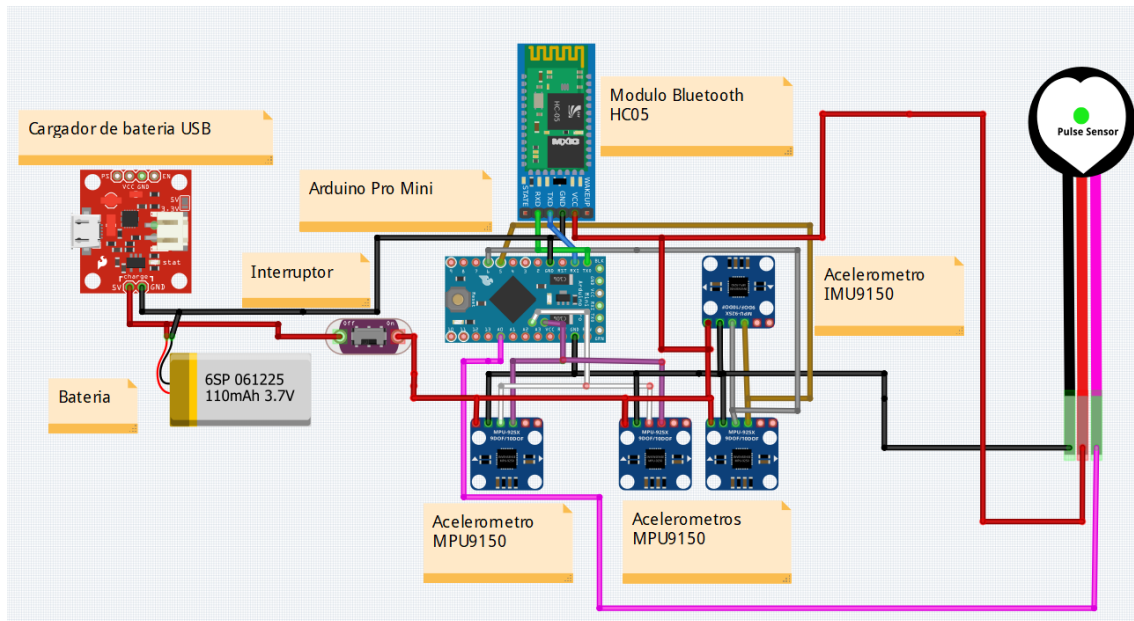


Figura B.3 Diagrama esquemático del primer prototipo

Al principio del proyecto se comenzó a utilizar esta versión para recoger información de algunos usuarios. Sin embargo, al estar conectado en una protoboard en algunas ocasiones los acelerómetros fallaban debido a falsos contactos, haciendo que la muestra fuera invalidada.

Otro de los inconvenientes que encontramos fue al usar 4 acelerómetros iguales. En este prototipo se utilizaron 4 acelerómetros IMU9150, dos conectados en el bus I2C del Arduino (por hardware) y los otros dos en un puerto I2C emulado por software. Recordemos que los IMU's solo disponen de un bit para cambiar la dirección del dispositivo en el bus, por lo que teóricamente solo dos pueden ser usados en un mismo bus. Los IMU's incorporados en el bus I2C por hardware funcionaron perfectamente, sin embargo, los IMU's conectados en el bus I2C simulado en ocasiones perdían la conexión, haciendo necesario el reinicio de todo el sistema para restaurar su funcionamiento.

II. Prototipo 2

En el segundo prototipo diseñado, uno de los acelerómetros fue remplazado por el ADXL345. Se seleccionó el ADXL345 por comodidad, ya que lo teníamos disponible en el laboratorio para su rápida integración. Al tener una dirección completamente distinta al ADXL345 de los IMU9150 se pudo integrar al bus I2C por hardware, dejando solo a un IMU en el bus I2C simulado. Ver (Figura B.4).

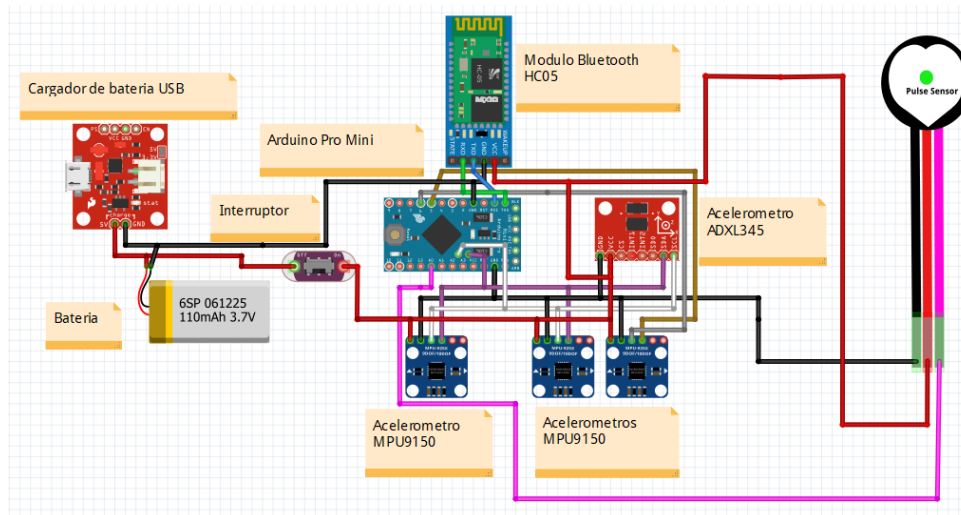


Figura B.4 Diagrama esquemático usado en el segundo prototipo

En esta segunda versión el sistema se rediseñó, haciéndolo más compacto y con todas las conexiones soldadas, para evitar falsos contactos (Figura B.5), de esta manera se eliminó el uso del protoboard. Las conexiones corresponden con el diagrama mostrado en la (Figura B.4). Al ser más compacto, se pudo incorporar todo el sistema en la parte superior del guante en una carcasa hecha con una impresora 3D (Figura B.6). En esta versión también se agregó una carcasa al acelerómetro colocado en el guante y en la gafa (Figura B.7).



Figura B.5 Conexiones soldadas del sistema completo

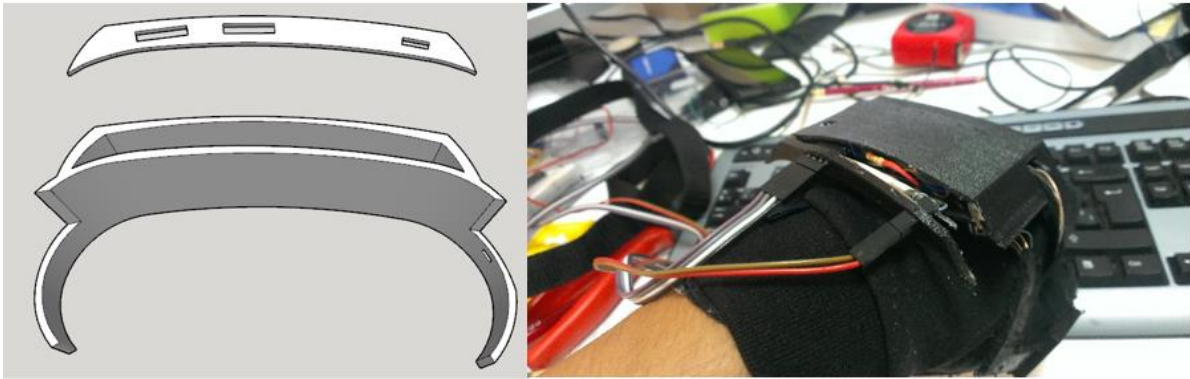


Figura B.6 Diseño de impresión de la carcasa del sistema colocado en el guante



Figura B.7 Colocación de la carcasa en el acelerómetro

El inconveniente de este prototipo fue un incorrecto diseño de la carcasa, la cual para ser cerrada necesita de cola caliente ver (Figura B.6) y (Figura B.7).

III. Prototipo 3

De esta forma se llegó al prototipo final, en el cual se rediseño la carcasa para que la tapa superior se pudiera poner sin el uso de cola caliente ver (Figuras B.8 y B.9). Así el diseño se hizo más robusto y fácil de manipular. La electrónica siguió siendo la misma mostrada en la (Figura B.4).

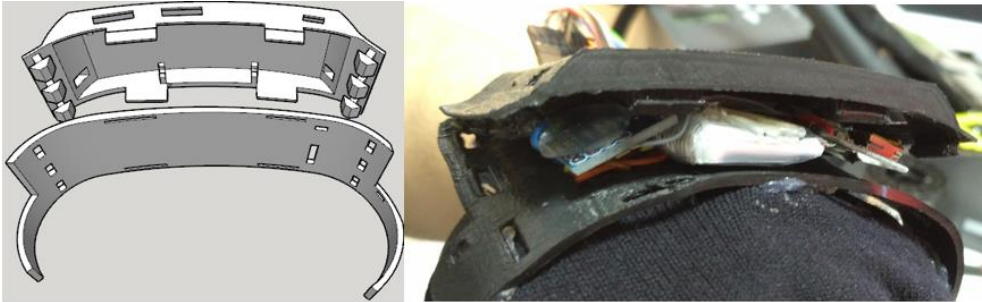


Figura B. 8 Segundo diseño de la carcasa

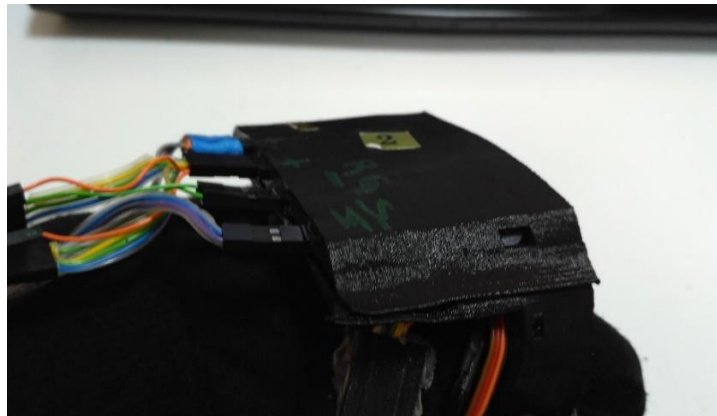


Figura B.9 Prototipo final



Figura B.10 Uso del prototipo final

Bibliografía

Abbott, R. A. y otros, 2014. Effectiveness of mindfulness-based stress reduction and mindfulness based cognitive therapy in vascular disease: A systematic review and meta-analysis of randomised controlled trials. *Journal of Psychosomatic Research*, Volumen 76, pp. 341-351.

ACSM, 2018. *American College of Sport Medicine*. [En línea]
Available at: <https://www.acsm.org/>
[Último acceso: 13 9 2018].

Actilife, 2018. *What are Counts?*. [En línea]
Available at: <https://actigraph.desk.com/customer/en/portal/articles/2515580-what-are-counts->
[Último acceso: 27 9 2018].

Aguilar, M. J. y otros, 2014. Descripción del acelerómetro como método para valorar la actividad física en los diferentes periodos de la vida; revisión sistemática. *Nutricion hospitalaria*, 29(6), pp. 1250-1261.

AHA, 2018. *The American Heart Association*. [En línea]
Available at: <https://www.heart.org/>
[Último acceso: 13 9 2018].

Ahani, A. y otros, 2013. *Change in physiological signals during mindfulness meditation*. s.l., IEEE EMBS Conference.

Aittasalo, M. y otros, 2015. Mean amplitude deviation calculated from raw acceleration data: a novel method for classifying the intensity of adolescents' physical activity irrespective of accelerometer brand.. *BMC Sports Sci Med Rehabil*, 7(18), pp. 1-7.

Alex, 2018. *Web page of Alex Product*. [En línea]
Available at: <http://alexposture.com/>
[Último acceso: 17 9 2018].

Alidina, S., 2014. *Mindfulness for dummies*.. s.l.:John Wiley & Sons.

Amped, 2018. *pulsesensor.com*. [En línea]
Available at: <https://pulsesensor.com/pages/code-and-guide>
[Último acceso: 23 9 2018].

AnalogDevices, 2018. *ADXL345*. [En línea]
Available at: <http://www.analog.com/en/products/adxl345.html>
[Último acceso: 20 9 2018].

Andrew, P. H., Najat, M. & Nuala, M. B., 2014. Assessment of physical activity and energy expenditure: an overview of objective measures.. *Frontiers in Nutrition | Nutrition Methodology*, 1(5), pp. 1-16.

Android, d., 2017. *Sensor overview*. [En línea]
Available at: https://developer.android.com/guide/topics/sensors/sensors_overview.html
[Último acceso: 26 10 2017].

- Apple, 2017. *support.apple*. [En línea]
Available at: https://support.apple.com/kb/SP685?locale=es_ES&viewlocale=es_ES
[Último acceso: 26 9 2018].
- Arch, J. J. & Craske, M. G., 2006. Mechanisms of mindfulness: Emotion regulation following a focused breath-ing induction.. *Behaviour research and therapy*, 44(12), pp. 1849-1858.
- Arduino, 2018. *Arduino*. [En línea]
Available at: <https://www.arduino.cc/en/Guide/ArduinoProMini>
[Último acceso: 15 9 2018].
- Armstrong, N. & Welsman, J. R., 2006. The Physical Activity Patterns of European Youth with Reference to Methods of Assessment. *Sports Med*, 36(12), pp. 1067-1086.
- Auber, A. E. y otros, 1999. The analysis of heart rate variability in unrestrained rats. Validation of method and results. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Volumen 60, pp. 197-213.
- Azam, M. A. y otros, 2015. Heart rate variability is enhanced in controls but not maladaptive perfectionists during brief mindfulness meditation following stress-induction: A stratified-randomized trial.. *International Journal of Psychophysiology*, Volumen 98, pp. 27-34.
- Baas, M., Nevicka, B. & Velden Ten, F., 2014. Specific Mindfulness Skills Differentially Predict Creative Performance. *Pers Soc Psychol Bull*, 40(9), pp. 1092-1106.
- Baek, H. J. & J., S., 2017. Effect of Missing Inter-Beat Interval Data on Heart Rate Variability Analysis Using Wrist-Worn Wearables. *Journal of Medical Systems*, Volumen 41, pp. 1-9.
- Baer, R. A., 2003. Mindfulness training as clinical intervention: A conceptual and empirical review. *Clinical Psychology. Science and Practice*, Volumen 10, pp. 125-143.
- Bai, J. y otros, 2016. An activity index for raw accelerometry data and its comparison with other activity metrics. *Plos one*, 11(8), pp. 1-14.
- Barroso, M. C. y otros, 2011. A telemedicine instrument for remote evaluation of tremor: design and initial applications in fatigue and patients with Parkinson's disease. *Biomedical Engineering OnLine*, 10(1), p. 14.
- Belkadi, M. & Daamouche, A., 2017. *An improved QRS detection method using Hidden Markov Models*. Batna, IEEE.
- Bert, F., Giacometti, M., Gualano, M. & Siliquini, R., 2013. Smartphones and Health Promotion: A Review of the Evidence. *Springer Science+Business Media New York*.
- Bishop, S. y otros, 2004. Mindfulness: A proposed operational definition. *Clinical psychology.. Science and practice*, 11(3), pp. 230-241.
- Brond, J. V. & Arvidsson, D., 2015. Sampling frequency affects the processing of Actigraph raw acceleration data to activity counts. *Journal of Applied Physiology*, Diciembre, 120(3), pp. 362-369.
- Bumatay, A. L. & Seo, J. H., 2015. Mobile haptic system design to evoke relaxation through paced breathing.. *ACM SIGGRAPH, Posters ACM*, p. 37.

- Cardiology, 2018. *Heart rate variability*. [En línea]
Available at: <http://circ.ahajournals.org/content/93/5/1043.long>
[Último acceso: 25 9 2018].
- Carmody, J. & Baer, R. A., 2008. Relationships between mindfulness practice and levels of mindfulness, medical and psychological symptoms and well-being in a mindfulness-based stress reduction program.. *Journal of behavioral medicine*, 31(1), pp. 23-33.
- Case, M. A., Burwick, H. A., Volpp, K. G. & Patel, M. S., 2015. Accuracy of Smartphone Applications and Wearable Devices for Tracking Physical Activity Data.. *JAMA*, 313(6), pp. 625-626.
- CDC, 2018. *CDC Centers for disease control and prevention*. [En línea]
Available at: <https://www.cdc.gov/>
[Último acceso: 13 9 2018].
- Cerda-Kohler, H. & Henríquez-Olguín, C., 2014. Variabilidad del ritmo cardiaco y ejercicio físico. *Revista Horizonte Ciencias de la Actividad Física*, Volumen 5, pp. 140-158.
- Chang², K. M., Chen, S. H. & Lee., H. Y., 2012. *Wireless Accelerator Based Body Posture Stability Detection and Application for Meditation Practitioners*. s.l., International Conference on Biomedical and Health Informatics BHI, pp. 112-115.
- Chang, K. M. y otros, 2012. Wireless Accelerometer-Based Body Posture Stability Detection System and Its Application for Meditation Practitioners. *Sensors*, 12(12), pp. 17620-17632.
- Chang, K. M. y otros, 2016. The Evaluation of Physical Stillness with Wearable Chest and Arm Accelerometer during Chan Ding Practice. *Sensors*, 16(7), p. 1126.
- Chen, K. W. y otros, 2012. Meditative therapies for reducing anxiety: a systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials.. *Depress Anxiety*, 29(7), pp. 545-562.
- Chen, K. Y. & Sun, M., 1997. Improving energy expenditure estimation by using a triaxial accelerometer.. *Journal of Applied Physiology*, 83(6), pp. 2112-2122.
- Chia-Hung, L. & Yi-Chun, D., 2010. Fractal QRS-complexes pattern recognition for imperative cardiac arrhythmias. *Digital Signal Processing*, Volumen 20, pp. 1274-1285.
- Cook-Cottone, C., Abril 2015. *Mindfulness and Yoga for Self-Regulation: A Primer for Mental Health Professionals*. 1 ed. s.l.:Springer Publishing Company.
- Corporation, I. D., 2017. *idc.com*. [En línea]
Available at: <https://www.idc.com/promo/smartphone-market-share/os>
[Último acceso: 26 9 2018].
- Crouter, S. y otros, 2010. A refined 2-regression model for the actigraph accelerometer. *Med Sci Sports Exerc*, Mayo, 42(5), pp. 1029-1037.
- Dean, C. C., 2009. *A Review of the Literature on Mindfulness-Based Treatments for Patients with Cancer (Master's thesis, Pacific University)*.. [En línea]
Available at: <http://commons.pacificu.edu/spp/68>
[Último acceso: 16 11 2017].
- Deane H., S. J., 1980. En: *Meditation: Self-Regulation Strategy and Altered State of Consciousness*. New York: Aldine Publishing Company, p. 318.

- Dekeyser, M. y otros, 2008. Mindfulness skills and interpersonal behaviour. *Personality and Individual Differences*, 44(5), pp. 1235-1245.
- Deshmukh, P. M., Russell, C. M., Lucarino, L. E. & Robinovitch, S. N., 2012. *Enhancing clinical measures of post-tural stability with wearable sensors*. s.l., 34th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp. 4521-24.
- Donaire, D. G. y otros, 2013. Comparison of physical activity measures using mobile phone-based CalFit and Actigraph. 2013; 15(6):111.. *J Med Internet Res*, 15(6), p. 111.
- Duclos, M. y otros, 2016. An acceleration vector variance based method for energy expenditure estimation in real-life environment with a smartphone/smartwatch integration. *Expert systems with applications*, Volumen 63, pp. 435-449.
- EduQTech, 2018. *EduQTech*. [En línea]
Available at: <http://edugtech.unizar.es/>
[Último acceso: 17 12 18].
- EFYPAF, 2018. *EFYPAF*. [En línea]
Available at: <http://efypaf.unizar.es/>
[Último acceso: 17 12 2018].
- Fedotov, A. A., Akulova, A. & Akulov, S. A., 2016. *Applicability of multiresolution wavelet analysis for QRS-waves detection*. Orlando, FL., 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).
- Freedson, P. S., Melanson, E. & Sirard, J., 1998. Calibration of the Computer Science and Applications, Inc. accelerometer.. *Med Sci Sports Exerc*, 30(5), pp. 777-781.
- Fritzing, 2018. *Fritzing*. [En línea]
Available at: <http://fritzing.org/home/>
[Último acceso: 20 9 2018].
- Gentili, C. y otros, 2017. Assessing mood symptoms through heartbeat dynamics: An HRVstudy on cardiosurgical patients. *Journal of Psychiatric Research*, Volumen 95, pp. 179-188.
- Gottlieb, S. & Lippold, O., 1983. The 4-6 HZ tremor during sustained contraction in normal human subjects. *The Journal of Physiology*, 336(1), pp. 499-509.
- Gowda, A., Babu, S. & Sekaran, D., 2017. UMOISP: Usage mode and orientation invariant smartphone pedometer. *IEEE SENSORS JOURNAL*, 17(3), pp. 869-881.
- Goyal, M. y otros, 2014. Meditation Programs for Psychological Stress and Well-Being.. *Comparative Effective-ness Reviews*, Volumen 124, pp. 357-368.
- Grégoire, S. & Lachance, L., 2015. Evaluation of a brief mindfulness-based intervention to reduce psychological distress in the workplace.. *Mindfulness*, 6(4), pp. 836-847.
- Grossmana, P. & Taylor, E. W., 2007. Toward understanding respiratory sinus arrhythmia: Relations to cardiac vagal tone, evolution and biobehavioral functions. *Biological Psychology*, 74(2), pp. 263-285.
- Grossman, P., 2010. Mindfulness for psychologists: Paying kind attention to the perceptible.. *Mindfulness*, 1(2), pp. 87-97.

- Grossman, P., Niemann, L., Schmidt, S. & Walach, H., 2004. Mindfulness-Based stress reduction and health benefits. A meta-analysis.. *Journal of Psychosomatic Research*, 57(1), pp. 5-43.
- Gu, J., Strauss, C., Bond, R. & Cavanagh, K., 2015. How do mindfulness-based cognitive therapy and mindfulness-based stress reduction improve mental health and wellbeing? A systematic review and meta-analysis of mediation studies. *Clinical Psychology Review*, Volumen 37, pp. 1-12.
- Gunaratana, V., 2011. *Mindfulness in Plain English*.. 20th Anniversary Edition ed. USA: Simon and Schuster editors.
- Gyllensten, I. C. & Bonomi, A. G., 2011. Identifying Types of Physical Activity with a Single Accelerometer: Evaluating Laboratory-trained Algorithms in Daily Life.. *IEEE Trans Biomed Eng*, 58(9), pp. 2656-2663.
- Hackney, A. C., 2016. Measurement Techniques for Energy Expenditure. *Exercise, Sport, and Bioanalytical Chemistry*, pp. 33-42.
- Hanh, T., 1975. *The miracle of mindfulness*.. Boston: Beacon .
- Harari, G. M., Muller, S. R., Min, S. A. & Rentfrow, P. J., 2017. Smartphone sensing methods for studying behavior in everyday life. *Behavioral Sciences*, Volumen 18, pp. 83-90.
- Haskell, W. L. y otros, 2007. Physical activity and public health: Updated recommendation for adults from the American College of Sports Medicine and the American Heart Association.. *Med Sci Sport Exerc*, 39(8), pp. 1423-1434.
- Hekler, E. H. y otros, 2015. Validation of Physical Activity Tracking via Android Smartphones Compared to Actigraph Accelerometer: Laboratory-Based and Free-Living Validation Studies. *JMIR mHealth and uHealth*, 3(2), p. e:36.
- Henrica, C. W., Terwee, C. B., Mokkink, L. B. & Knol, D. L., 2011. Measurement in Medicine: A practical guide. *Cambridge University Press*.
- Higgins, J. P., 2016. Smartphone applications for patients' health and fitness. *The American Journal of Medicine*, 129(1), pp. 11-19.
- Hofmann, S. G., Sawyer, A. T., Witt, A. A. & Oh, D., 2010. The effect of mindfulness-based therapy on anxiety and depression: A meta-analytic review.. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 78(2), pp. 169-183.
- Hubble, R. P., Naughton, G. A., Silburn, P. A. & Cole, M. H., 2015. Wearable sensor use for assessing standing balance and walking stability in people with Parkinson's disease: a systematic review.. *PloS one*, 10(4).
- Hyun-Sung, A. M., Youngwon, K. & Jung-Min, L., 2016. Accuracy of inclinometer functions of the activPAL and ActiGraph GT3X +: A focus on physical activity. *Gait & Posture*, Volumen 51, pp. 174-180.
- IBM, 2018. *IBM Knowledge Center*. [En línea]
Available at:
https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/es/SSLVMB_24.0.0/spss/base/chart_creation_histograms.html#chart_creation_histograms
[Último acceso: 7 11 2017].

Ikemi, Y. & Deshimaru, T., 1985. *Zen et Self-Control*. 6th edition ed. Barcelona, Spain: Kairos S. A..

InvenSense, 2018. *IMU9150*. [En línea]

Available at: <https://www.invensense.com/products/motion-tracking/9-axis/mpu-9150/>
[Último acceso: 20 9 2018].

Ishihara, K., Dake, K., Kashihara, T. & S., I., 2010. *An attempt to improve the sitting posture of children in the classrooms*. Hong Kong, in Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists.

Jins-Meme, 2018. *Web page of Jins Meme glasses*. [En línea]

Available at: <https://jins-meme.com/en/>
[Último acceso: 17 9 2018].

Jones, M. y otros, 2017. Real-time subjective assessment of psychological stress: Associations with objectively-measured physical activity levels. *Psychology of Sport and Exercise* 31, pp. 79-87.

Kabat-Zinn, J., 1982. An outpatient program in behavioral medicine for chronic pain patients based on the practice of mindfulness meditation: theoretical considerations and preliminary results.. *Gen Hosp Psychiatry*, 4(1), pp. 33-47.

Kabat-Zinn, J., 2003. Mindfulness-Based Interventions in Context: Past, Present, and Future. *Clinical psychology. Science and Practice*, Volumen 10, pp. 144-156.

Kabat-Zinn, J., Lipworth, J., Burney, R. & Sellers, W., 1987. Four-Year Follow-Up of a Meditation-Based Program for the Self-Regulation of Chronic Pain: Treatment Outcomes and Compliance. *Clinical Journal of Pain*, Volumen 3, p. 60.

Kaul, P., Passafiume, J., Sargent, R. C. & O'Hara, B. F., 2010. Meditation acutely improves psychomotor vigi-lance, and may decrease sleep need.. *Behavioral and brain Functions*, 6(16), p. 1.

Kerut, E. K. y otros, 2017. Respiratory sigh associated transient autonomic changes detected with a continuous wavelet method of heart rate variability analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, Volumen 66, pp. 143-147.

Kesaniemi, Y. y otros, 2001. Dose-response issues concerning physical activity and health: an evidence-based symposium.. *Med Sci Sport Exerc*, 33(6), pp. 531-538.

Kristeller, J. L. & Hallett, C. B., 1999. c. *Journal of Health Psychology*, 4(3), pp. 357-363.

Krygier, J. R. y otros, 2013. Mindfulness meditation, well-being, and heart rate variability: A preliminary investigation into the impact of intensive Vipassana meditation. *International Journal of Psychophysiology*, Volumen 89, pp. 305-3013.

Kubota, Y., Chen, L. Y., Whitsel, E. A. & Folsom, A., 2017. Heart rate variability and lifetime risk of cardiovascular disease: the Atherosclerosis Risk in Communities Study 2017(27) pp: 619-625. *Annals of Epidemiology*, Volumen 27, pp. 619-625.

Lee, J. y otros, 2014. Calibration of Built-in Accelerometer Using a Commercially Available Smartphone. *American College of Sports Medicine*.

- Leonard, W. R., 2010. Measuring human energy expenditure and metabolic function: basic principles and methods. *Journal of Anthropological Sciences*, Volumen 88, pp. 221-230.
- Levine, J. A., 2005. Measurement of energy expenditure. *Public Health Nutrition*, pp. 1123-1132.
- Livingstone, M. B., 1997. Heart-rate monitoring: the answer for assessing energy expenditure and physical activity in population studies?. *British Journal of Nutrition*, Volumen 78, pp. 869-871.
- Lowea, S. A. & ÓLaighin, G., 2014. Monitoring human health behaviour in one's living environment: A technological review. *Medical Engineering & Physics*, Volumen 36, pp. 147-168.
- Lumo, 2018. *Lumo*. [En línea]
Available at: https://www.lumobodytech.com/lumolift/?utm_expid=70259375-21.Yz8XOgnSXu9lXiNTep1yA.1&utm_referrer=https%3A%2F%2Fwww.lumobodytech.com%2Fscience-of-lumo-run%2F Web page of Lumo Lift product
[Último acceso: 17 9 2018].
- Ma, J. y otros, 2015. Joint angle estimation with accelerometers for dynamic postural analysis. *Journal of Biomechanics*, 13(15), pp. 3616-3624.
- Manual, A., 2018. *ActiLife manual*. [En línea]
Available at: <http://actigraphcorp.com/support/manuals/actilife-6-manual/>
[Último acceso: 27 06 2017].
- Martínez, G. V., Serrano, C. A. & Salas, L. L., 2015. *Wavelet packet based algorithm for QRS region detection and R/S wave identification*. Mexico City, IEEE, pp. 1-6.
- Matlab, 2018. *Matlab spectral analysis*. [En línea]
Available at: <https://es.mathworks.com/help/signal/ug/spectral-analysis.html>
[Último acceso: 16 07 2018].
- Mazhar, B. T. & AlSaba, E. I., 2015. Poincaré Plot for Heart Rate Variability. *International Journal of Biomedical and Biological Engineering*, Volumen 9, pp. 708-711.
- Melier, V. Z., Lancheros, L. P. & Barrera, M. P., 2011. GASTO ENERGÉTICO EN REPOSO Y COMPOSICIÓN CORPORAL EN ADULTOS. *Revista de la Facultad de Medicina*, 59(1), pp. 43-58.
- Microsoft, d., 2018. *Sensores*. [En línea]
Available at: <https://docs.microsoft.com/es-es/windows/uwp/devices-sensors/sensors>
[Último acceso: 26 10 2017].
- Miguelés, J. H. y otros, 2017. Accelerometer Data Collection and Processing Criteria to Assess Physical Activity and Other Outcomes: A Systematic Review and Practical Considerations. *Sport Medicine*, pp. 1-25.
- Morone, N. E., Greco, C. M. & Weiner, D. K., 2008. Mindfulness meditation for the treatment of chronic low back pain in older adults: A randomized controlled pilot study.. *Pain* 134, Issue 310-319.

- Motivala, S. & Irwin, M., 2005. *A behavioral practice, tai chi, induces acute decreases in sympathetic nervous system activation in older adults*. Vancouver (BC), Proceedings of the 63rd Annual Scientific Conference of the American Psychosomatic Society.
- Murphy, S. L., 2008. Review of physical activity measurement using accelerometers in older adults: Considerations for research design and conduct. *Preventive Medicine*, Diciembre, Volumen 10, pp. 108-114.
- Najafi, B. y otros, 2003. Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 50(6), pp. 711-723.
- Nazdrowics, J., 2017. *Simulink and COMSOL software application for MEMS Accelerometer Modeling and Simulation*. Bydgoszcz, Poland, Mixed Design of Integrated Circuits and Systems, pp. 429-434.
- Noone, C., Bunting, B. & Hogan, M. J., 2016. Does Mindfulness Enhance Critical Thinking? Evidence for the Mediating Effects of Executive Functioning in the Relationship between Mindfulness and Critical Thinking. *Frontiers in Psychology*, pp. 1-16.
- Noro, K. y otros, 2012. Application of Zen sitting principles to microscopic surgery seating. *Applied Ergonomics*, 43(2), pp. 308-319.
- NTC, 2018. *EPCOS*. [En línea]
Available at: <http://eecs.oregonstate.edu/education/docs/datasheets/10kThermistor.pdf>
[Último acceso: 23 mayo 2018].
- Oja, P., Bull, F. C., Fogelholm, M. & Martin, B. W., 2010. Physical activity recommendations for health: what should Europe do?. *BMC Public Health*, 10(1), pp. 1-10.
- Omkar, S., Mour, M. & Das, D., 2009. Motion analysis of sun salutation using magnetometer and accelerometer.. *International Journal of Yoga*, 2(2), pp. 62-68.
- OMS, 2018. *Organización mundial de la salud*. [En línea]
Available at: <http://www.who.int/dietphysicalactivity/publications/9789241599979/es/>
[Último acceso: 17 9 2018].
- Ospina, M. B. y otros, 2007. Meditation practices for health: state of the research. 155, pp. 1-263. *Evid Rep Technol Assess*, Volumen 155, pp. 1-263.
- PALtechnologies, 2018. *PAL technologies*. [En línea]
Available at: <http://www.palt.com/products/>
[Último acceso: 13 9 2018].
- Pan, J. & Tompkins, W. J., 1985. A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 32(3), pp. 230-236.
- Peach, D., Van Hoomissen, J. & Callender, H. L., 2014. Exploring the ActiLife® filtration algorithm: converting raw acceleration data to counts. *Physiol Meas*, Volumen 35, p. 2359–2367.
- Pennekamp, J., Henze, M. & Wehrle, K., 2017. A survey on the evolution of privacy enforcement on smartphones and the road ahead. *Pervasive and Mobile Computing*, Volumen 42, pp. 58-76.

- Peña, M., 2018. *Inactividad física: sedentarismo*. [En línea]
Available at: <http://www.institutoeuropeo.es/inactividad-fisica-sedentarismo/>
[Último acceso: 26 junio 2017].
- Philips, 2018. *Philips Respironics*. [En línea]
Available at: <http://www.actigraphy.com/solutions/actical>
[Último acceso: 10 9 2018].
- Pruitt, L. A. y otros, 2008. Use of accelerometry to measure physical activity in older adults at risk for mobility disability. *National Institute of Health*, 16(4), pp. 416-434.
- Quintana, M. & Fernández, M., 2011. Efficacy of Mindfulness Training for Fibromyalgia Patients, Colegio Oficial de Psicólogos de Madrid. *Clínica y Salud*, 22(1), pp. 51-67.
- Recreus, 2018. *Filaflex*. [En línea]
Available at: <https://recreus.com/es/content/12-como-imprimir-con-filaflex>
[Último acceso: 24 9 2018].
- Reibel, D. K., Greeson, J. M., Brainard, G. C. & Rosenzweig, S., 2001. Mindfulness-based stress reduction and health-related quality of life in a heterogeneous patient population.. *General hospital psychiatry*, 23(4), pp. 183-192.
- Rodriguez, S., Corella, C., Abarca, A. & Zaragoza, J., 2017. Validation of three short physical activity questionnaires with accelerometers among university students in Spain. *The Journal of Sports Medicine and Physical Fitness*.
- Rodriguez, V. H. y otros, 2016. Estimating the physical activity with Smartphones: analysis of the device position and comparison with GT3X+ actigraph, Volume 476 of the book series. *Advances in Intelligent Systems and Computing (AISC)*, Volumen 476, pp. 49-56.
- Ruffault, A. y otros, 2017. Exploring the links between mindfulness skills, physical activity, signs of anxiety, and signs of depression among non-clinical participants. *Journal de Thérapie Comportementale et Cognitive*, pp. 16-24.
- Ruffault, A. y otros, 2016. The effects of mindfulness training on weight-loss and health-related behaviours in adults with overweight and obesity: A systematic review and meta-analysis. *Obesity Research & Clinical Practice*, pp. 1-22.
- Rufilanchas, D. R., 2017. On the origin of Karl Pearson's term "histogram". *Estadística Española*, 59(192), pp. 29-35.
- Sameni, R., 2017. Online filtering using piecewise smoothness priors: Application to normal and abnormal electrocardiogram denoising. *Signal Processing*, Volumen 133, pp. 52-63.
- Sasaki, J., John, D. & Freedson, P. S., 2011. Validation and comparison of ActiGraph activity monitors. *J Sci Med Sport*, 14(5), pp. 411-416.
- Sas, C. & Chopra, R., 2015. MeditAid: a wearable adaptive neurofeedback-based system for training mindfulness state.. *Personal and Ubiquitous Computing*, 19(7), pp. 1169-1182.
- Sedlmeier, P. y otros, 2012. The psychological effects of meditation: a meta-analysis.. *Psychol Bull*, 138(6), pp. 1139-1171.
- Sekida, K., 2016. *Zen Training*. 6th edition ed. York, NY, USA: Weatherhill Inc..

- Shaeffer, D. K., 2013. MEMS Inertial Sensors: A Tutorial Overview. *IEEE Communications Magazine*, pp. 100-109.
- Shaffer, F., McCraty, R. & Zerr, C. L., 2014. A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability. *Frontiers in Psychology*, Volumen 5, p. 1040.
- Shah, R. C. y otros, 2012. Association of total daily physical activity with disability in community-dwelling older persons: a prospective cohort study.. *BMC Geriatrics*, 12(1), p. 63.
- Shonin, E., Van Gordon, W. & Griffiths, M. D., 2014. Practical tips for using mindfulness in general practice.. *Br J Gen Pract*, 64(624), pp. 368-369.
- Shweta, J. y otros, 2017. QRS detection using adaptive filters: A comparative study. *ISA Transactions*, Volumen 66, pp. 362-375.
- Simon, V., 2013. Mindfulness y psicología: presente y futuro.. *Informacion psicologica*, Volumen 100, pp. 162-170.
- Singh, B. & Singh, M., 2015. ECG Artifacts and Poincaré Plot based Heart Rate Variability. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology*, Volumen 5, pp. 304-309.
- Singh, D., Vinod, K., Saxena, S. C. & Deepak, K., 2004. Effects of RR segment duration on HRV spectrum estimation. *Physiological Measurement*, Volumen 25, pp. 721-735.
- Singh, O. & K., S. R., 2015. *The utility of wavelet packet transform in QRS complex detection - a comparative study of different mother wavelets*. New Delhi, IEEE.
- Singh, R. & Murphy, J., 2018. Electrocardiogram and arrhythmias. *Anaesthesia & Intensive Care Medicine*, pp. 1-4.
- SketchUp, 2018. *sketchup.es*. [En línea]
Available at: <https://www.sketchup.com/es>
[Último acceso: 23 05 2018].
- Software, A., 2018. *What's the difference among the Cut Points available in ActiLife?*. [En línea]
Available at: <https://actigraph.desk.com/customer/en/portal/articles/2515803>
[Último acceso: 05 julio 2017].
- Sogen, O., 2001. *An introduction to Zen training: a translation of Sanzen Nyumon*.. Boston: TuTtle.
- Soumendu Sinhaa, S. S. , R. M. R. G. B. P., 2014. *DESIGN AND SIMULATION OF MEMS DIFFERENTIAL CAPACITIVE ACCELEROMETER*. Bangalore, India, ISSS International Conference on Smart Materials, Structures and Systems.
- Talebi, N., Hallam, C. & Gianluca, G., 2016. The new wave of privacy concerns in the wearable devices era. *Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET)*, pp. 3208 - 3214.
- Tarvainen, M. P. y otros, 2014. Kubios HRV – Heart rate variability analysis software. *computer methods and programs in biomedicine*, Volumen 113, pp. 210-220.
- Terrell, R., Jian, W., Nasser, K. & Roozbeh, J., 2016. Inertial measurement unit-based wearable computers for assisted living applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 28-35.

- Tulppo, M. P. y otros, 1996. Quantitative beat-to-beat analysis of heart rate dynamics during exercise. *Am J Physiol*, Volumen 271, pp. 244-252.
- Ugarriza, R. y otros, 2015. Physical activity assessment in the general population; instrumental methods and new technologies. *Nutricion Hospitalaria*, pp. 219-226.
- Upright, 2018. *Web page of Personal Posture Trainer - Upright product*. [En línea]
Available at: <http://www.uprightpose.com/>
[Último acceso: 17 9 2018].
- Van Hees, V. T. y otros, 2010. *A method to compare new and traditional accelerometer data in physical activity monitoring*.. Montreal, QC, Canada , IEEE.
- Vanderloo, L. M. y otros, 2016. Comparing the Actical and ActiGraph Approach to Measuring Young Children's Physical Activity Levels and Sedentary Time. *Pediatric Exercise Science*, 28(1), pp. 133-142.
- Vathsangam, H. y otros, 2011. Determining energy expenditure from treadmill walking using hip-worn inertial sensors: An experimental study. *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, 58(10), pp. 2804-2815.
- Veehof, M. M., Oskam, M. J., Schreurs, K. M. & Bohlmeijer, E. T., 2011. Acceptance-based interventions for the treatment of chronic pain: a systematic review and meta-analysis.. *Pain*, 152(3), pp. 533-542.
- Vidarthi, J. & Riecke, B. E., 2014. Interactively mediating experiences of mindfulness meditation.. *International Journal of Human-Computer Studies*, 72(8), pp. 674-688.
- Villalba, D., 2005. *What is Zen?*. ISBN:84-7813-286-4 ed. Madrid, Spain.: Miraguano Ediciones.
- Wang, A. y otros, 2016. A comparative study on human activity recognition using inertial sensors in a smartphone. *IEEE SENSORS JOURNAL*, 16(11), pp. 4566-4577.
- Warburton, D. E., Nicol, C. W. & Bredin, S. S., 2006. Health benefits of physical activity: the evidence. *CMAJ*, 174(6), pp. 801-809.
- Weiss, G. M. & Lockhart, J. W., 2012. *The Impact of Personalization on Smartphone-Based Activity Recognition*.. Bronx NY, AAAI.
- WHO, 2018. *World Health Organization*. [En línea]
Available at: <http://www.who.int/dietphysicalactivity/pa/es/>
[Último acceso: 13 9 2018].
- Wyne, K. T., 2005. A comprehensive review of tremor. *Journal of the American Academy of PAs*, 18(12), pp. 43-50.
- Yu, M. C., Wu, H., Lee, M. S. & Hung, Y. P., 2012. Multimedia-assisted breathwalk-aware system.. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* , 59(12), pp. 3276-82.
- Zhang, F. y otros, 2014. Bioelectric signal detrending using smoothness prior approach. *Medical Engineering & Physics*, Volumen 36, pp. 1007-1013.