

Confiabilidad de parámetros fisiológicos estimados por elementos vestibles (wearables). Ritmo cardíaco, posición y aceleración, ECG.

Lucía Sirio

Docentes: Marta R. Bez¹, Claudia Santo², María José González, Franco Simini

Abstract— Wearable devices could be an alternative method in remote patient's monitoring. Measuring physiological parameters with clinical interest. So, it's necessary to verify the accuracy of wearable devices with the current technologies.

We analyzed 4 studies. The first compares heart rate measurements of 10 commercial devices, which demonstrated an accuracy percentage of 97.5% over a professional oximeter as reference. Secondly, we compared Basis Peak and FitBit Charge HR devices, against heart rate measured from an electrocardiogram (ECG). For instance, this investigation was divided in high and low heart frequencies, better results was showing at low frequencies, with an identical mean bias. Therefore, we analyzed the measured position by counting steps in comparison with observations, the measurements were accurate. However, the accelerometers proved not to be good at high speed measurements, in fact, this study compared accelerometers with measurements of time gates and high-speed cameras.

In conclusion, the accuracy of the devices varies according to the manufacturer and the conditions at it is used. However, in low-frequency wearables are validated as heart rate monitors for users with poor physical activity.

Key words— wearables, heart rate, ECG, accelerometer, steps.

I. INTRODUCCIÓN

A medida que la tecnología avanza, se mejoran los servicios de salud prestados a la población, en consecuencia más personas alcanzan la longevidad, debido a diagnósticos precoces y tratamientos efectivos. Sin embargo enfermedades como las crónicas conllevan a exigirle al paciente un monitoreo constante de los factores claves de su afección. Dado este problema y el avance tecnológico, surge la posible aplicación de dispositivos vestibles (wearables devices) para obtener un monitoreo remoto y continuo de un determinado individuo por parte de su prestador de servicios médicos [1]. A su vez, dichos dispositivos promueven una opción a una rutina saludable siendo capaces de programar, por ejemplo, una sección de entrenamiento o acondicionamiento físico, logrando así una herramienta para combatir y prevenir enfermedades como la obesidad [2]; nuevamente ahorrando recursos de los prestadores de salud en ésta materia. Siguiendo dicha línea de pensamiento, ésta monografía se enfoca en el uso de

dispositivos vestibles, como smartwatches, aplicaciones para smartphones y bandas para entrenamiento físico, por ser los dispositivos más accesibles para un consumidor promedio. De hecho para éste año las expectativas indican que se venderán 45 millones de unidades en el mundo, incluso incrementándose a 99 millones para 2019 [2]. Ahora solo resta la pregunta: qué tan confiables son estos dispositivos como para monitorear en tiempo real y remotamente a un paciente con un riesgo importante? Por ejemplo, un enfermo cardiovascular depende de que su smartwatch mida correctamente su ritmo cardíaco, para que ante cualquier anomalía sospechosa se dispare un aviso y alerte a su servicio médico. Aquí es donde entra el verdadero propósito de ésta monografía, analizar qué tan confiables son los datos recabados y procesados por dispositivos vestibles; en éste caso se compararan datos de ritmo cardíaco con los que registra un estudio medicamente avalado como es un ECG, o las mediciones de un oxímetro. Además se analizaran datos de posición utilizados por dichos dispositivos con el fin de calcular cuantas calorías quemó el individuo mediante una actividad física [3].

II. ANÁLISIS SOBRE MEDICIONES DE RITMO CARDÍACO

Uno de los campos de mayor importancia en cuanto al monitoreo remoto de pacientes, es la calidad de los datos en cuanto al ritmo cardíaco. Contra los siguientes estudios, se evalúan y procesan los datos estadísticamente de diversos modelos de dispositivos vestibles, y se comparan con estudios avalados medicamente para la investigación. En primer lugar, un oxímetro es un dispositivo médico que mediante LEDs de longitudes de onda ajustable y foto receptores que miden la concentración de oxígeno en sangre. Por otro lado, un electrocardiógrafo es un dispositivo electrónico que capta y amplía la actividad eléctrica del corazón a través de electrodos, colocados en puntos específicos del cuerpo humano. Al registro de dicha actividad se le denomina electrocardiograma (ECG).

A. Análisis sobre la precisión de dispositivos vestibles comparados con el oxímetro Onyx Vantage 9590

En el siguiente estudio H. a Chang et al., [2] compara los

siguiente dispositivos para la evaluación de precisión: Apple Watch, Samsung Gear Fit, Samsung Gear 1, Samsung Gear 2, Samsung Gear S, iHealth Tracker (AM3), Pebble Steel, Pebble Watch, Qualcomm Toq, Motorola Moto 360, Garmin Vivofit, Mi Band, MisFit Shine, Jawbone Up, Nike+ Fuelband SE, Sony Smartwatch (SWR10), y FitBit Flex.

Apple Watch, Samsung Galaxy Gear 2, y Samsung Galaxy S5 son smartphones que incluyen un monitoreo del ritmo cardíaco. Tales dispositivos iluminan los capilares con un diodo emisor de luz (LED), un sensor que mide la frecuencia a la cual la sangre bombea [2].

Método

Para el estudio fueron reclutados 4 adultos sanos de entre 22 y 36 años que dieron 200, 500 y 1000 pasos controlados por un observador. Cada participante llevaba en su muñeca tres acelerómetros y un dispositivo Android o iOS ejecutando simultáneamente las tres aplicaciones correspondientes a cada dispositivo vestible. Cada ensayo se repitió 40 veces y el ritmo cardíaco fue medido y comparado con el oxímetro de pulso profesional Onyx Vantage 9590, medido al mismo tiempo en la misma mano registrándose treinta lecturas para cada seguidor simultáneamente [2].

Resultados

Los valores de precisión se calcularon sobre la base del porcentaje por el cual las mediciones se desviaron del promedio. El coeficiente de variación (CV%), entre las mediciones repetidas para cada rastreador y usuario, representa la precisión [2].

La Figura 1 muestra las comparaciones entre el ritmo cardíaco medido por los dispositivos y el oxímetro de pulso clínico profesional Onyx Vantage 9590; la exactitud de los dispositivos probados osciló entre el 99.9% (Apple Watch) y el 92.8% (Motorola Moto 360); y del 5.9% (Apple Watch) al 20.6% (Samsung Gear S) para la precisión [2].

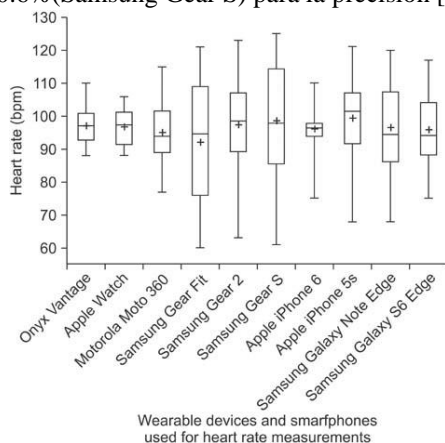


Figura 1. Mediciones de la frecuencia cardíaca (bpm) de varios rastreadores contra el Onyx Vantage 9590 como control positivo (tomado de H. a Chang) [2].

Los porcentajes de exactitud de las mediciones de la frecuencia cardíaca (Figura 1) obtenidas por el Apple Watch, Motorola Moto 360, Samsung Gear Fit, Samsung Gear 2, Samsung Gear S, Apple iPhone 6 (utilizando la aplicación Cardiio), Apple iPhone 5S (utilizando la aplicación Cardiio), Samsung Galaxy Note Edge y Samsung Galaxy S6 Edge fueron de 99,9%

((desviación estándar)SD = 5,7), 92,8% (SD = 14,1), 97,4% (SD = 28,8), 97,7% (SD = 16,5), 95,0% (SD = 20,9), 99,2% (SD = 6,3), 97,6% (SD = 12,4), 99,6% (SD = 14,4) y 98,8% (SD = 11,6), respectivamente[2].

Sobre éste estudio H. a Chang et al., en [2] concluye “La aplicación móvil tiene un papel importante, ya que es la interfaz para la interpretación de los datos recogidos por un rastreador. A pesar de éste aspecto a tener en cuenta, todos los dispositivos analizados en el primer ensayo mostraron una alta precisión para medir el ritmo cardíaco de un individuo”.

B. Análisis comparados con un ECG

Basis Peak (BPK) y FitBit Charge HR (FB) fueron los dispositivos vestibles usados para la siguiente investigación, los mismos fueron seleccionados por utilizar tecnología de fotopleletismografía (PPG) [4].

Método

Se reclutaron 24 personas sanas para éste estudio en el Laboratorio de Investigación de Rendimiento Humano en la Universidad Politécnica del Estado de California [4].

Los datos de frecuencia cardíaca sincronizados en el tiempo de cada dispositivo (dispositivos de prueba y ECG) fueron adquiridos simultánea y continuamente segundo a segundo durante 77 minutos. Durante la adquisición de datos, los participantes completaron un período de reposo inicial de 15 minutos (datos excluidos) seguido de períodos de 5 minutos de cada una de las siguientes actividades: ciclismo bajo (resistencia de 60W), ciclismo intenso (120W), caminata (3.0-3.5mph de velocidad), trote corto (4.0 5.0mph), correr (5.5-7.0mph), flexiones de brazos utilizando mancuernas (12 repeticiones), lanzamientos con resistencia utilizando mancuernas(12 repeticiones), y escuadra isométrica (60 segundos).

Se utilizó un sistema estándar de electrocardiógrafo (Cosmed C12x, Concord, CA, EUA) integrado a un sistema de pruebas metabólicas de laboratorio (ParvoMedics TrueOne® 2400, Salt Lake City, Utah, EE.UU.). Para la prueba de ECG, los sitios de colocación de los electrodos se prepararon mediante procedimientos estandarizados de limpieza, afeitado y abrasión de la piel para mejorar la adquisición de la señal y minimizar el artefacto de ruido. Los datos de frecuencia cardíaca por segundo se convirtieron a latidos por minuto (BPM) de forma automática por el programa de adquisición de datos de software antes del análisis.

Resultados

Datos agregados de la frecuencia cardíaca

Cuando se examinaron los datos de ECG sincronizados en el tiempo y los datos de HR de seguimiento de actividades en agregado (n = 87 340) (Tabla 1), hubo una fuerte correlación positiva entre ECG y BPK ($r = 0,92$, $p < 0,0001$) y una correlación positiva moderadamente fuerte entre ECG y FB ($r = 0,83$, $p < 0,0001$) (Tabla 2). En referencia al ECG, BPK mostró un sesgo medio de -3 ± 11 bpm (95% de confianza 19, -24), mientras que FB demostró un sesgo medio de -9 ± 17 bpm (95% de confianza 24, -42)[4].

Results for basis peak.			
	Aggregate Data (n = 87 340)	Data above ECG HR >116bpm (n = 41 315)	Data below ECG HR <117bpm (n = 46 025)
Basis Peak Mean HR, bpm (±SD)	115 (28)	137 (20)	94 (15)
ECG Mean HR, bpm (±SD)	117 (29)	142 (19)	94 (14)
Mean Absolute Difference, bpm (±SD)	6 (10)	7 (12)	5 (7)
Mean Absolute Difference, % (±SD)	5.3 (8.3)	5.3 (9.5)	5.3 (7.0)
Correlation (r)	92*	77*	84*
Mean Bias, bpm (±SD) [95% CI -3, -3]	-3 (11) [-9, -9]	-5 (13) [-5, -5]	-1 (8) [-1, -1]
95% Limits of Agreement (Upper, Lower)	19, -24	21, -31	15.6, -16.4
Standard Error of the Estimate (SEE)	11	12	8

SD= standard deviation, ECG= electrocardiograph, HR= heart rate, CI= confidence interval, n= per second ECG and Basis Peak data pairs. *p < 0.0001

Tabla 1 (tomado de E. Jo) [4].

Results for Fitbit charge HR.			
	Aggregate Data (n = 87 340)	Data above ECG HR >116bpm (n = 41 315)	Data below ECG HR <117bpm (n = 46 025)
FB Mean HR, bpm (±SD)	108 (29)	130 (25)	89 (15)
ECG Mean HR, bpm (±SD)	117 (29)	142 (19)	94 (14)
Mean Absolute Difference, bpm (±SD)	11 (16)	14 (20)	8 (9)
Mean Absolute Difference, % (±SD)	9.8 (14.0)	11.3 (17.0)	8.5 (10.4)
Correlation (r)	83*	58*	73*
Mean Bias, bpm (±SD) [95% CI]	-9 (17) [-9, -9]	-13 (21) [-13, -13]	-5.3 (11) [-5, -5]
95% Limits of Agreement (Upper, Lower)	24, -42	29, -54	16, -26
Standard Error of the Estimate (SEE)	16	20	10.0

FB = Fitbit Charge HR, SD= standard deviation, ECG= electrocardiograph, HR= heart rate, CI= confidence interval, n= per second ECG and FB data pairs. *p < 0.0001

Tabla 2 (tomado de E. Jo) [4].

HR por encima de la media de ECG HR (> 116 bpm)

Se analizaron datos de HR sincronizados por tiempo por encima de la media de ECG HR (> 116 bpm, n = 41 315 pares) (Figura 3). Durante las condiciones en las que el ECG HR superó los 116 bpm, hubo una correlación positiva moderada entre ECG y Bpk ($r = 0,77$, $p < 0,05$) (Figura 2) y una correlación positiva débil entre ECG y FB ($r = 0,58$, $p < 0,05$) (Figura 3). En referencia al ECG, Bpk mostró un sesgo medio de -5 ± 13 bpm (95% de confianza 21, -31) y FB mostró un sesgo medio de -13 ± 21 bpm (95% de confianza 29, 54)[4].

HR por debajo de la media de ECG HR (<117 bpm)

Se analizaron datos de HR sincronizados por tiempo por debajo de la HR media de ECG (<117 bpm; n = 46 025 pares) (Figura 2). Durante las condiciones en las que el ECG HR fue inferior a 117 bpm, hubo una correlación positiva moderadamente fuerte entre ECG y Bpk ($r = 0,84$, $p < 0,05$) (Tabla 1) y una correlación positiva moderada entre ECG y FB ($r = 0,73$, $p < 0,05$) (Tabla 2). Las puntuaciones de sesgo promedio fueron de -1 ± 8 bpm (95% confianza 16, -16) para Bpk y -5 ± 11 bpm (95% confianza 16, -26) para FB [4].

Concluimos que ambos dispositivos funcionan con mayor precisión durante el descanso y un esfuerzo físico más ligero que frente a actividades físicas más intensas. Basándose en los criterios de validez propuestos, los hallazgos actuales apoyan la validación del Bpk para un seguimiento preciso del ritmo cardíaco, con una precisión del 100% de las muestras, tal como indica la última columna de la tabla 1. En cuanto al FB, los datos fallan al apoyar la validación para las medidas exactas del ritmo cardíaco. El FB puede ser permitido como monitor de frecuencia cardíaca exacto sólo cuando se usa durante el reposo, la recuperación o el bajo esfuerzo físico. Contrastando, el FB no proporcionó lecturas exactas del ritmo cardíaco con esfuerzo físico intenso.

III. ANÁLISIS DE MEDICIONES SOBRE POSICIÓN Y ACELERACIÓN

Otro aspecto a investigar sobre éstos dispositivos, es su precisión en posición y aceleración; si bien dicho campo no se relaciona directamente con el monitoreo de pacientes; es una realidad que la práctica de una rutina de ejercicio físico mejora nuestra calidad de vida, y previene enfermedades, entre ellas las

cardiovasculares. Además, estos datos son utilizados por los algoritmos de dichas aplicaciones para estimar cuantas calorías quema el usuario.

Por éste motivo varias de las aplicaciones y dispositivos que se analizan en las siguientes secciones son, en su mayoría, diseñados para aplicaciones sobre el entrenamiento físico.

En lo que a posición se refiere, tenemos dos campos de investigación:

Conteo de pasos, para ello se usan unos dispositivos (integrados en los wearables) llamados podómetros. Los podómetros tienen un sensor interno que es capaz de detectar el balanceo producido por cada paso y registrarlo. Es mediante la personalización de la distancia media del paso, que el podómetro puede deducir aproximadamente distancias y velocidades. La precisión de las mediciones depende mucho de la capacidad de mantener un paso estable y determinar su longitud media. Por lo cual, en la siguiente sección se presenta un estudio más a fondo sobre dicha precisión.

GPS o Wifi, estos sistemas son utilizados ampliamente por muchos dispositivos vestibles para determinar la ubicación global del usuario, con el objetivo de mejorar las prestaciones. La precisión de éstos sistemas es conocida, entre 5-10m para GPS, y de 1-2m mediante conexiones Wifi [5]. Dependiendo del fabricante o proveedor de servicios. Pero no se abordará en detalle este aspecto debido a su complejidad.

En lo que respecta a aceleración, analizaremos un estudio que compara observaciones y grabaciones de sprints o carreras cortas a alta velocidad, con datos en tiempo real de acelerómetros instalados en el torso de deportistas profesionales.

A. Análisis sobre conteo de pasos

Método

Para éste estudio se reclutaron adultos sanos mayores de 18 años. Los participantes dieron 500 y 1500 pasos en una corredora eléctrica fijada a 3mph, dos veces cada uno [3].

A conveniencia de M. A. Case et al., en [3] fueron elegidos 10 dispositivos vestibles y aplicaciones de entre los más vendidos en Estados Unidos. Cada participante uso en su cintura un podómetro Digi-Walker SW-200, y dos acelerómetros: Zip y One (Fitbit). Además en su muñeca cada uno usaba tres dispositivos vestibles: el Flex (Fitbit), UP24 (Jawbone), y el Fuelband (Nike). Y en uno de sus bolsillos llevaban un iPhone 5S ejecutando simultáneamente 3 aplicaciones de iOS: Fitbit (Fitbit), HealthMate (Withings), y Moves (ProtoGeoOy).

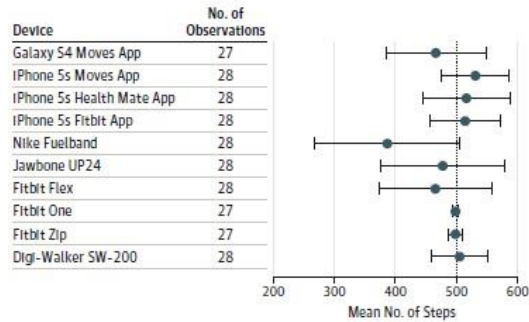
Al terminar cada prueba los datos eran recabados desde cada dispositivo.

Resultados

Se registraron 552 observaciones de recuento de pasos de 14 participantes en 56 ensayos de caminar. Los participantes fueron 71.4% mujeres, de una edad aproximada a los 28 años y tenían un promedio de índice de masa corporal de 22.7 [3].

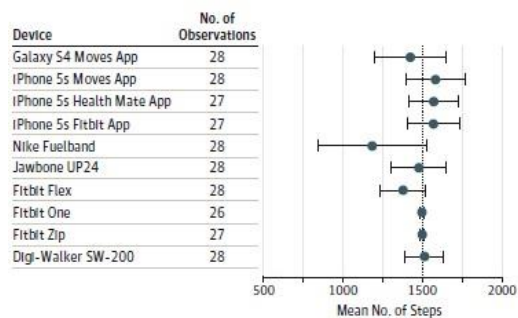
La Figura 2 muestra los resultados para los ensayos de 500 pasos por dispositivo y la Figura 3 muestra los resultados para los ensayos de 1500 pasos. En comparación con la observación

directa, la diferencia relativa en el recuento medio de pasos varió de -0,3% a 1,0% para el podómetro y acelerómetros, -22,7% a -1,5% para los dispositivos vestibles y -6,7% a 6,2% para aplicaciones de smartphones[3].



The vertical dotted line depicts the observed step count. The error bars indicate ± 1 SD.

Figura 2. Resultados de dispositivos para los ensayos de 500 pasos (tomado de M. A. Case) [3].



The vertical dotted line depicts the observed step count. The error bars indicate ± 1 SD.

Figura 3. Resultados de dispositivos para los ensayos de 1500 pasos (tomado de M. A. Case) [3].

Sobre la investigación M. A. Case et al., en [3] concluye “Encontramos que muchas aplicaciones de teléfonos inteligentes y dispositivos portátiles eran precisos para el seguimiento de los recuentos de pasos. Los datos de los smartphones fueron sólo ligeramente diferentes de los observados. Solo un dispositivo informó que el conteo de pasos era más del 20% menor que el observado”.

B. Análisis sobre aceleración

Los acelerómetros miden el movimiento humano en términos de aceleración (expresada como una fuerza G, donde $1\text{ G} = 9,81\text{ m/s}^2$) en hasta 3 planos ortogonales [6].

Los acelerómetros ofrecen un método práctico para que los investigadores cuantifiquen la carga de trabajo de un atleta. Por lo tanto, el objetivo del siguiente estudio fue determinar la validez de un acelerómetro para medir los valores medios de aceleración durante el funcionamiento a alta velocidad [6].

Método

Trece jugadores profesionales de rugby (edad: 23.9 ± 2.2 años, altura: 186.6 ± 8.4 cm, masa corporal: 102.5 ± 12.2 kg) fueron convenientemente seleccionados para este estudio. Los sujetos fueron seleccionados de un solo equipo en la competencia Super Rugby[6].

La recolección de datos se llevó a cabo en una pista sintética. Los sujetos realizaron un calentamiento estandarizado antes de completar 3×40 m de esfuerzo máximo de sprint, desde posición de reposo, intercalados con un período de recuperación de 5 minutos entre cada sprint. El recorrido de sprinting se midió mediante una cinta métrica y se colocaron compuertas de sincronización de doble haz (Swift, Brisbane, Australia) a intervalos de 10 m (0-40 m). Cada ensayo se filmó usando múltiples cámaras estacionarias de visión artificial (Allied Vision Technologies, Burnaby, BC, Canadá) que fueron unidas para formar una imagen continua a través de un software personalizado. Además, los sujetos llevaban un dispositivo vestible comercial (SPI-HPU; GPSports). El dispositivo contenía un muestreo del acelerómetro triaxial de 616 G a 100 Hz[6]. La unidad fue alojada en un chaleco hecho a medida (GPSports), que se posicionó contra la columna vertebral [6]. Cada sujeto usó el mismo acelerómetro para cada prueba de sprint, proporcionando un total de 39 ensayos[6].

Procesamiento y Análisis de Datos

La aceleración media se calculó dividiendo el cambio de velocidad del sujeto de 0 a 10 m por el tiempo de recorrido de la distancia. Los datos de los 10 a 20 m fueron examinados como velocidad media y calculados como el desplazamiento del sujeto a más de 10-20 m por el tiempo necesario para recorrer la distancia [6].

Los datos del eje anterior-posterior se representaron en función del tiempo. Cada punto indicaba la fuerza G a intervalos de 0,01 segundos. En la Figura 4 se muestra una descripción visual de cómo este estudio estableció los datos aplicables del acelerómetro [6]. La fuerza G promedio de más de 0-10 m se convirtió en valores de aceleración (m/s^2) (es decir, el producto del valor de fuerza G y 9,81). La fuerza G promedio sobre 10-20 m se convirtió en valores de velocidad (m/s^2) (es decir, el producto del valor de la fuerza G y 9,81 multiplicado por el tiempo empleado para recorrer la distancia) [6]. La validez se determinó comparando la aceleración media (m/s^2) sobre 0-10 m y la velocidad media (m/s^2) a lo largo de 10-20 m, medida por las puertas de sincronización, con valores registrados desde el acelerómetro [6].

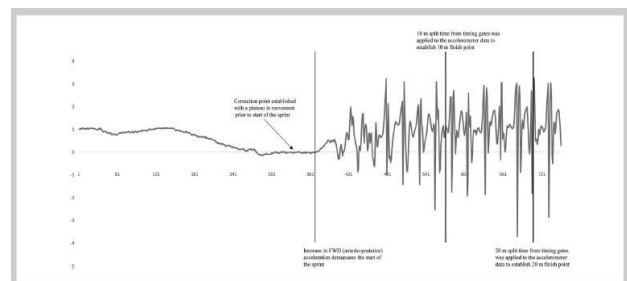


Figura 4. Análisis de los datos del acelerómetro. Los datos que se muestran corresponden a 12 de 39 sprints en este estudio. La línea azul representa la traza cruda del acelerómetro desde el eje anterior-posterior. FWD indica adelante [6] (tomado de J. P. Alexander).

TABLE 1. Descriptive and inferential statistics of average acceleration and average velocity measured by the SPI-HPU accelerometer device.*

	Agreement analysis				ANCOVA analysis		
	Mean bias \pm SD (m·s ⁻²)	Range, min-max (m·s ⁻²)	95% LoA (m·s ⁻²)	r _s	CV (%)	F	η^2_p
Acceleration (0–10 m).							
Accelerometer variable							
Raw	1.11 \pm 1.42†	-2.85 to 3.77	-1.67 to 3.90	-0.447†	22.49	4.132‡§	0.100
3 point	1.26 \pm 1.38†	-2.55 to 3.83	-1.45 to 3.97	-0.403†	21.41	3.705‡	0.091
10 point	1.53 \pm 1.36†	-1.98 to 4.04	-1.13 to 4.13	-0.371‡	20.17	4.376‡§	0.106
Velocity (10–20 m).							
Accelerometer variable							
Raw	2.87 \pm 2.42†	-0.62 to 8.41	-1.87 to 7.61	-0.516‡	20.22	9.571‡¶	0.206
3 point	2.88 \pm 2.43†	-0.63 to 8.35	-1.88 to 7.63	-0.526‡	20.23	10.354‡¶	0.219
10 point	2.91 \pm 2.41†	-0.45 to 8.18	-1.81 to 7.64	-0.531‡	20.01	9.844‡¶	0.210

*95% LoA = 95% limits of agreement; r_s = Spearman's correlation coefficient; CV = coefficient of variation; ANCOVA = analysis of covariance; F = F-test; η^2_p = partial eta squared.
†Significant at the <0.001 level.
‡Significant at the <0.05 level.
§df = 1, 4.
||df = 1, 3.
¶df = 1, 23.
#df = 1, 24.

Tabla 3 (tomado de J. P. Alexander).

Resultados

Se han mostrado estimaciones de precisión, rango, concordancia, correlación y error relativo entre cada variable del acelerómetro y la de las puertas de sincronización tanto para la aceleración media como para la velocidad media (Tabla 3). Tanto para la aceleración media como para la velocidad media, hubo diferencias significativas ($p \leq 0.05$) entre los valores de la puerta de sincronización y del acelerómetro [6]. El sesgo significativo ($p \leq 0.05$) estaba presente para todas las variables del acelerómetro para la aceleración media y la velocidad media, indicando la inexactitud sistemática entre las medidas.

El análisis de la covarianza indicó que la masa corporal era una variable de confusión ($p \leq 0.05$) para todas las variables del acelerómetro, excepto la variable de 3 puntos durante la aceleración media [6]. Además, el tamaño del efecto fue medio a grande ($p < 0.01$, $\eta^2 = 0.091$ -0.106 parcial) para todas las variables durante la aceleración media y grande para todas las variables del acelerómetro durante la velocidad media ($p \leq 0.05$, $\eta^2 = 0.206$ -0.219 parcial) [6].

Acerca de este estudio el autor J. P. Alexander et al., en [6] concluye “el hallazgo principal fue que el acelerómetro sistemáticamente sobreestimó tanto la aceleración media de 1,17 m/s² como la velocidad media de 3,03 m/s, independientemente de la técnica de filtrado de datos. La masa corporal tuvo un efecto significativo sobre la magnitud de la aceleración producida por el acelerómetro que puede haber afectado la precisión del dispositivo. No obstante, el acelerómetro parece no ser adecuado para medir los valores promedio de aceleración durante movimientos a alta velocidad cuando se compara con las compuertas de sincronización. En general, los sujetos con una mayor masa corporal produjeron tiempos de separación de 10 y 20 m más lentos, medidos por las compuertas de sincronización, pero produjeron valores de aceleración similares o incluso mayores cuando se midieron con el acelerómetro. Los resultados de este estudio indican que los acelerómetros no pueden medir los valores medios de aceleración. Debido a que la fuerza de la gravedad actúa sobre cada objeto, el acelerómetro puede producir fuerzas G incluso si no hay desplazamiento horizontal del dispositivo. Como tal, los datos brutos están influenciados por la orientación del acelerómetro. Cuando los sujetos se agacharon antes de correr, la orientación de la unidad cambió y produjo una fuerza g

negativa que indicaría que el sujeto estaba desacelerando”.

IV. CONCLUSION

En resumen, la confiabilidad de los parámetros fisiológicos analizados desde wearables devices, depende de la tecnología que aplique el fabricante y de las condiciones en que un individuo utiliza el dispositivo. Claramente, estos dispositivos demostraron ser muy confiables en las mediciones de ritmo cardíaco en baja frecuencia, o sea en actividad física de baja intensidad; por lo que podrían ser una muy buena opción para el monitoreo de dicho parámetro en personas mayores. Además demostraron ser muy confiables en cuanto al posicionamiento mediante podómetros o conteo de pasos, factor clave para el cálculo de calorías quemadas durante la actividad física. Por otro lado, los acelerómetros analizados por J. P. Alexander et al., en [6] demostraron ser poco eficientes para calcular medias de aceleraciones en carreras a alta velocidad, lo cual demuestra que todavía hacen falta avances tecnológicos en este aspecto.

REFERENCIAS

- [1] T. Szydto and M. Konieczny, “Mobile and wearable devices in an open and universal system for remote patient monitoring,” *Microprocess. Microsyst.*, vol. 46, pp. 44–54, 2016.
- [2] H. a Chang, C. C. Chang, and N. S. Tzeng, “KoreaMed Synapse,” *Psychiatry*. pp. 51–52, 2013.
- [3] M. A. Case, H. A. Burwick, K. G. Volpp, and M. S. Patel, “Accuracy of Smartphone Applications and Wearable Devices for Tracking Physical Activity Data,” *Jama*, vol. 313, no. 6, p. 625, 2015.
- [4] E. Jo, K. Lewis, D. Directo, M. J. Y. Kim, and B. A. Dolezal, “Validation of biofeedback wearables for photoplethysmographic heart rate tracking,” *J. Sport. Sci. Med.*, vol. 15, no. 3, pp. 540–547, 2016.
- [5] Z. Wang, Z. Yang, and T. Dong, “A review of wearable technologies for elderly care that can accurately track indoor position, recognize physical activities and monitor vital signs in real time,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 2, 2017.
- [6] J. P. Alexander, T. L. Hopkinson, D. W. T. Wundersitz, B. G. Serpell, J. K. Mara, and N. B. Ball, “Validity of a wearable accelerometer device to measure average acceleration values during high-speed running,” vol. 30, no. 11, pp. 3007–3013, 2016.