

## Nuevas perspectivas metodológicas en validación de acelerómetros para estimar la Actividad Física de adultos en actividades cotidianas

### New methodological approach in accelerometer validation to estimate Physical Activity of adults in daily activities

\*Joao Alves de Moraes Filho, \*\*\*\*Israel Villarrasa-Sapiña, \*\*\*\*\*Adrià Marco-Ahulló, \*\*Xavier García-Massó, \*\*Luis-Millán González

\*Universidade do Estado de Mato Grosso (Brasil), \*\*Universidad de Valencia (España), \*\*\*Universidad Internacional de la Rioja (UNIR) (España), \*\*\*\*VInstituto Catalán de la Salud (España)

**Resumen.** Actualmente el acelerómetro es la herramienta más práctica y fiable para cuantificar la actividad física. El problema es que los modelos de estimación obtenidos hasta el momento no han tenido en cuenta la inclusión de los minutos de transición entre actividades, el desfase entre las aceleraciones y METs, y las variables del dominio temporal, frecuencial y de la estructura temporal de la señal. El objetivo de este estudio descriptivo transversal fue comprobar estos factores para la obtención de un modelo de estimación. Para ello, se reclutaron 30 sujetos con 55,5 (9,42) años, 73,03 (11,84) kg y 1,70 (0,08) m. Estos realizaron una serie actividades cotidianas equipados con un acelerómetro Actigraph GT3X y un analizador de gases. Mediante el análisis de estos factores se obtuvo un modelo lineal múltiple más fiable que los modelos lineales obtenidos previamente para el acelerómetro Actigraph GT3X. Estos resultados mostraron la necesidad de incluir en los modelos lineales múltiples los minutos de transición entre actividades y las variables temporales, frecuenciales y aquellas que informan sobre la estructura temporal de la señal. En cambio, el desfase entre las aceleraciones y los METs disminuyó la exactitud de los modelos.

**Palabras clave:** acelerómetro, validación, Actigraph, adultos mayores, METs.

**Abstract.** Currently the accelerometer is the most practical and reliable tool for quantifying physical activity. The problem is that the estimation models obtained so far have not taken into account the inclusion of the transition minutes between the activities, the gap between the accelerations and the METs, and the variables of the time domain, the frequency domain and the temporal structure of the signal. The objective of this descriptive cross-sectional study was to test these factors for obtaining an estimation model. To this end, 30 subjects with 55,5 (9,42) years, 73,03 (11,84) kg and 1,70 (0,08) m were recruited. These performed a series of daily activities equipped with an Actigraph GT3X accelerometer and a gas analyser. By analysing these factors, a more reliable multiple linear model than the linear models previously obtained for the Actigraph GT3X accelerometer was obtained. These results showed the need to include the minutes of transition between activities and the variables of temporal domain, frequency domain and those that inform the temporal structure of the signal, in the multiple linear models. Instead, the mismatch between accelerations and METs decreased the accuracy of the models.

**Keywords:** accelerometer, validation, Actigraph, older adults, METs.

### Introducción

La actividad física (AF) ha sido definida como cualquier movimiento corporal producido por los músculos esqueléticos que resulte en un gasto energético (GE) (Bouchard and Shephard 1994; Kohl III, Fulton, and Caspersen 2000; LaPorte, Montoye, and Caspersen 1985; Pate et al. 1995; Pate, Long, and Heath 1994). Por ello, la AF está íntimamente relacionada con el GE, el cual puede expresarse en unidades de calor o trabajo (i.e., kcal y kJ) (Caspersen, Powell, y Christenson, 1985;

Montoye, 1996). Una medida indirecta para estimar el GE, es el consumo de oxígeno ( $VO_2$ ) (Montoye 1996). Este sirve para calcular el índice metabólico (METs), el cual es la medida habitual para calcular la intensidad de la AF (Ainsworth, et al. 2011).

Aún así, la obtención del  $VO_2$  para calcular la AF realizada resulta compleja y poco práctica por el instrumental que se emplea (e.g., analizador de gases, calorimetría indirecta, técnica del agua doblemente marcada, etc.) (Ainslie, Reilly, & Westerterp, 2003; LaPorte, Montoye, & Caspersen, 1985; Montoye, 1996). Dichos sistemas de medición del GE y  $VO_2$  son muy aparatosos y, por ello, no pueden utilizarse para estudiar una gran cantidad de población. En cambio, otros sistemas de valoración de la AF, como pueden ser la

frecuencia cardiaca, los cuestionarios, los podómetros o los acelerómetros, sí que pueden usarse de un modo más práctico en diferentes circunstancias. Estos últimos, debido a que son económicos y poco invasivos, pueden utilizarse fácilmente durante cualquier actividad cotidiana sin influir en gran medida sobre la AF realizada. De modo que son herramientas prácticas para realizar estudios de campo y epidemiológicos (Ndahimana & Kim 2017).

En la actualidad, entre la comunidad científica, los acelerómetros han conseguido una gran popularidad para cuantificar la AF, por su precisión, la capacidad de obtener datos y por la facilidad de uso como herramientas de campo (Westerterp 2009). Por ello, diversos trabajos se han encargado de validar métodos de utilización de los acelerómetros para cuantificar la AF (Brooks, et al. 2005; Heil 2006; Leenders, Nelson, & Sherman 2003; Rothney, et al. 2008; Yngve, et al. 2003). Como consecuencia de estos trabajos, se considera que los acelerómetros son la herramienta más prometedora para realizar estimaciones de campo de la AF de forma exacta.

Los estudios de validación de acelerómetros se han realizado con diferentes modelos comerciales y no comerciales (Brooks, et al. 2005; Heil 2006; Leenders, et al. 2003; Yngve, et al. 2003). Durante el desarrollo de estos trabajos, se han obtenido ecuaciones (lineales y no lineales) que permiten estimar el  $VO_2$  o los METs utilizando las aceleraciones registradas mediante un acelerómetro. En algunos casos, a parte de las aceleraciones, también se incluyen otras variables como el peso o la altura de los sujetos para conseguir modelos con una mayor exactitud de la estimación (Freedson, Melanson, & Sirard 1998; Klippel & Heil 2003).

Un aspecto de especial importancia en la validación de los acelerómetros, que no se ha tenido en cuenta hasta ahora, es el posible desfase entre el movimiento (aceleraciones) y el GE. Es decir, en los primeros momentos de la realización de una actividad motora no se instala inmediatamente un *estado de equilibrio* entre la disponibilidad de  $O_2$  y la necesidad de producción de energía. La diferencia entre la cantidad de  $O_2$  consumida que se observa en el *estado de equilibrio* y el  $VO_2$  real durante los primeros minutos de actividad se denomina déficit de  $O_2$ . Este déficit de  $O_2$  se traduce en una falta de energía que debe ser aportada empleando la vía anaeróbica (McArdle, F Katch, & V Katch, 2004). Por tanto, es posible que los movimientos que se producen en un instante de tiempo tengan repercusión sobre el  $VO_2$  de los minutos posteriores y no tanto del minuto

actual. Este desfase no ha sido estudiado e introducido en los modelos de estimación de la AF mediante acelerómetros. Por ello, se debería de valorar los efectos de la inclusión de un desfase entre aceleraciones y AF.

Por otra parte, conocer el tipo de variables extraídas de las señales de aceleración que proporcionan mayor información para estimar la AF es fundamental. En este sentido, no se han publicado trabajos que realicen una extracción de variables de diferentes dominios y características para observar cuales de ellos tienen una mayor importancia en la estimación de la AF. Sin embargo, algunos trabajos si han abordado este problema cuando el objetivo es conocer el tipo de AF que están realizando los sujetos. Li, Rozgica, Thatte, Lee, Emken, Annavaram, & Mitra (2010), comprobaron que con la inclusión de variables temporales y frecuenciales se conseguía aumentar la exactitud de los clasificadores de actividades con respecto a aquellos diseñados con la inclusión de un solo tipo de variable (Li, Rozgica, Thatte, Lee, Emken, Annavaram, & Mitra, 2010). En este mismo sentido, Preece, Goulermas, Kenney & Howard (2009), comprobaron que, en personas sanas, las variables del dominio frecuencial eran las más importantes para mejorar la exactitud de los clasificadores de actividades (Preece, Goulermas, Kenney, & Howard, 2009). Sin embargo, en función de la población de estudio y la posición/número de acelerómetros (así como del objetivo del estudio) es necesario comprobar que tipo de variables contienen más información. Por esta razón, sería interesante estudiar la importancia de los tipos de variables extraídas de las señales de los acelerómetros para ser incluidas en los modelos de estimación (i.e., variables del dominio temporal, frecuencial y de la estructura temporal de la señal).

Por último, en cuanto al tipo de datos incluidos en los modelos, muchos de los estudios previos obtuvieron los modelos de estimación empleando sólo los minutos durante los cuales los sujetos realizaban una determinada actividad de forma constante (Crouter et al. 2011; Crouter, Churilla, and Bassett 2006). Además, del total de minutos durante los que se realizaba la actividad, sólo seleccionaban los minutos centrales de la misma (i.e., en los que el  $VO_2$  se había estabilizado). Sin embargo, cuando los modelos de estimación se aplicaban sobre datos de la vida cotidiana, los análisis incluían datos de transición entre actividades, así como los primeros minutos de realización de una actividad en los que el  $VO_2$  aún no es estable. Por dicho motivo, la comparación entre modelos obtenidos con matrices de da-

tos en las que se incluyen o no datos de las transiciones, sería útil para mejorar los modelos de validación.

Puesto que ninguno de estos factores mencionados ha sido estudiado en profundidad e incluso alguno de ellos no se ha tenido en cuenta hasta la fecha, se entiende que los estudios de validación de acelerómetros publicados hasta el momento presentan limitaciones en la metodología empleada para la obtención de modelos de estimación de los METs. Por ello, mediante este estudio se pretende mejorar la obtención de los modelos de estimación de los acelerómetros para los futuros estudios de validación de dicha herramienta para la estimación de la AF. Nuestra principal hipótesis es que todos estos elementos mencionados ayudarán a mejorar la exactitud de la estimación de la AF. El objetivo principal es comprobar si la inclusión de los minutos de transición entre actividades, de un desfase entre las aceleraciones y los METs, y de variables del dominio temporal, frecuencial y de la estructura temporal de la señal, mejoran la exactitud de los modelos de estimación de la AF mediante acelerómetros.

## Material y métodos

### Diseño y participantes

Para contrastar estos objetivos se llevo a cabo un estudio descriptivo transversal. 30 sujetos fueron reclutados mediante un muestreo no probabilístico. Sus características fueron: edad 55,5 (9,42) años, peso 73,03 (11,84) kg y altura 1,70 (0,08) m. Todos cumplían los criterios de inclusión, tener más de 45 años de edad; y de exclusión, no tener desórdenes cognitivos o depresión, alteración motora o sensitiva, desorden isquémico cardíaco o fracturas osteoporóticas recientes.

Un consentimiento informado fue firmado por todos los participantes antes de iniciar las mediciones. Además, la realización del estudio fue aprobada por el comité ético de la Universidad de Valencia (nº de procedimiento H1393501496304).

### Instrumentos

Durante la realización de las mediciones, se adquirieron las aceleraciones de la cadera derecha mediante un acelerómetro triaxial Actigraph GT3X (Manufacturing Technology Inc, Fort Walton Beach, USA) con una frecuencia de muestreo de 30 Hz, el cual ha sido validado en diferentes poblaciones (Lugade et al. 2014). También se utilizó un analizador de gases portátil K4b2 (Cosmed, Roma, Italia) para registrar el consumo de oxígeno de cada respiración, cuya fiabilidad y

validez también ha sido corroborada previamente (Duffield, et al. 2004).

### Procedimiento

Durante la primera sesión, los sujetos fueron instrumentados y realizaron una rutina de 6 actividades (Tabla 1). Cada actividad tuvo una duración de 10 minutos. El tiempo de descanso entre actividades fue de 2 minutos. El mismo procedimiento fue aplicado durante la segunda sesión. Esta estuvo compuesta por 5 tareas diferentes (Tabla 1). En ambas sesiones se incluyeron actividades sedentarias, de locomoción y propias del cuidado y mantenimiento del hogar.

Tabla 1  
Rutina de actividades

Orden	Rutina 1	Tipo de actividad	Rutina 2	Tipo de actividad
1	Estar tumbado	Sedentaria	Ver la tele	Sedentaria
2	Fregar platos	Sedentaria	Trabajar con PC	Sedentaria
3	Caminar despacio	Locomoción	Trasladar cajas	Tareas domésticas
4	Caminar rápido	Locomoción	Limpiar cristales	Tareas domésticas
5	Pasar la mopa	Tarea doméstica	Escaleras (ascender y descender)	Locomoción
6	Ir en bicicleta	Locomoción		

### Procesamiento de datos

Una vez finalizada la etapa de adquisición de datos, se realizó el procesado digital de las señales de consumo de oxígeno y aceleración. En primer lugar, mediante el análisis de datos se obtuvieron dos matrices de datos diferentes, con las que se obtuvieron los modelos de estimación de acelerómetros. En la primera matriz (matriz con transiciones), se incluyeron todos los minutos en que se realizaban las actividades y en los que estaban descansando entre las actividades. Las variables incluidas en la matriz fueron tanto los METs como todas las variables extraídas de las señales de los acelerómetros.

La segunda matriz (matriz sin transiciones), estuvo formada por una selección de casos de la primera matriz, en los cuales solo se incluyeron los minutos centrales de cada actividad (i.e., minutos 5, 6, 7 y 8) (Staudenmayer, et al. 2009). En las matrices, cada minuto se incluyeron los datos de aceleración del mismo minuto y de los 4 minutos anteriores.

En segundo lugar, las señales de  $VO_2$  fueron pre-procesadas mediante un promediado en intervalos de 15 s. De cada minuto independientemente, se obtuvo el  $VO_2$  normalizado por el peso total de los sujetos. Este valor fue dividido entre 3.5 para obtener los METs para estimar en los diferentes modelos matemáticos de estimación diseñados.

### Análisis de las señales de los acelerómetros

Las señales de aceleración fueron pre-procesadas

utilizando un filtro digital pasa-banda con frecuencias de corte en 0,25 y 8 Hz (Chen and Bassett 2005; Winter, Quanbury, and Reimer 1976). También se seleccionaron las señales de cada minuto para calcular las variables del dominio temporal, frecuencial y aquellas que informan sobre la estructura temporal de la señal. Esto se realizó para cada eje del espacio incluyendo el vector resultante.

De las variables de dominio temporal se obtuvieron los percentiles 10, 25, 50, 75 y 90 de cada minuto. Se calculó el rango intercuartílico, el rango entre el percentil 90 y el 10, la desviación estándar y la varianza.

Para calcular los parámetros del dominio frecuencial, se utilizó una transformada Wavelet con una onda de *Daubechies 2* y dos niveles de resolución. De este modo se obtuvieron las variables: (i) norma vectorial de los coeficientes de detalle del primer nivel de resolución; (ii) norma vectorial de los coeficientes de detalle del segundo nivel de resolución y (iii) norma vectorial de los coeficientes de segundo nivel de aproximación (García-Massó, et al. 2015; Preece, et al. 2009).

Se obtuvieron el coeficiente de autocorrelación con desfase de 1 dato y la correlación cruzada entre la interacción de los 3 ejes para calcular las variables sobre la estructura temporal de la señal. Por último, se calculó la entropía con una tolerancia de 0,3 veces la desviación estándar y la dimensión a 2 muestras (Hurd, Morrow, & Kaufman 2013).

### Análisis estadístico

Los modelos lineales generales se diseñaron con todos los casos que aportaron las matrices (2894 en matriz con transiciones y 1092 en matriz sin transiciones). El total de datos se dividió en dos conjuntos de datos, Ajuste y Validación. Estos estaban formados por el 80% y el 20% de los casos, respectivamente. Mediante el conjunto de Ajuste, se obtuvieron los modelos de estimación. Estos se aplicaron posteriormente sobre el conjunto de Validación. Ambos conjuntos tuvieron la misma proporción de minutos de cada actividad, y no hubo diferencias en ninguna de las variables entre ambos.

Antes de obtener el modelo lineal, se realizaron las pruebas de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y esfericidad de Bartlett, donde se comprobó que el valor era mayor de 0.7 e igual o menor de 0.05, respectivamente. Una

vez comprobados dichos valores, se aplicó un análisis de componentes principales (CP) para reducir el número de variables de entrada y para descorrelacionarlas. De esta forma, se evitaban problemas de colinealidad en la generación de los posteriores modelos lineales.

Los datos obtenidos después de aplicar el análisis de CP del subconjunto de Ajuste fueron empleados para diseñar un modelo lineal múltiple que estimase los METs. Puesto que no se cumplían los supuestos de independencia, homocedasticidad y normalidad de los residuos, se realizó un análisis de regresión Robust Fitting, aplicando como *weight function* el método 'bisquare' en Matlab 2018 (Mathworks Inc, Natick, MA, USA). El modelo fue ajustado empleando el método de *forward stepwise*. Se observó que los modelos obtenidos tenían un gran número de grados de libertad y se seleccionaron los CP que proporcionaban un error cuadrático medio (ECM) menor del 110% del modelo propuesto por el sistema *forward stepwise*.

Tras generar la ecuación de regresión, el método obtenido fue aplicado sobre los datos de Validación y se compararon los valores estimados por la ecuación con los valores reales. En ambos conjuntos (i.e., Ajuste y Validación), se calcularon los parámetros de rendimiento

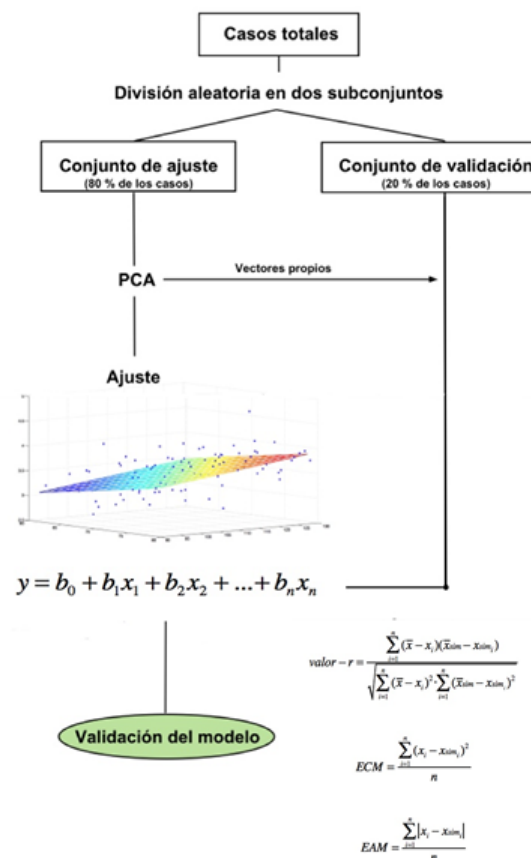


Figura 1. Proceso para obtención de modelos lineales. Valor-r = Índice de Correlación; ECM = Error Cuadrático Medio; EAM = Error Absoluto Medio; METs = Índice metabólico; PCA = Análisis de componentes principales.

de la estimación: el error absoluto medio (EAM), el ECM y el coeficiente de correlación (Valor r) (Figura 1).

## Resultados

Los parámetros de rendimiento de cada conjunto de datos pueden observarse en la Figura 2. Los modelos obtenidos con la matriz sin transiciones, disminuye su rendimiento cuando se aplica sobre datos que sí incluyen transiciones. Además, el rendimiento de estos modelos, al ser aplicados a datos que sí incluyen transiciones, es menor que el rendimiento de los modelos obtenidos mediante la matriz con transiciones, como se puede corroborar mediante el EAM.

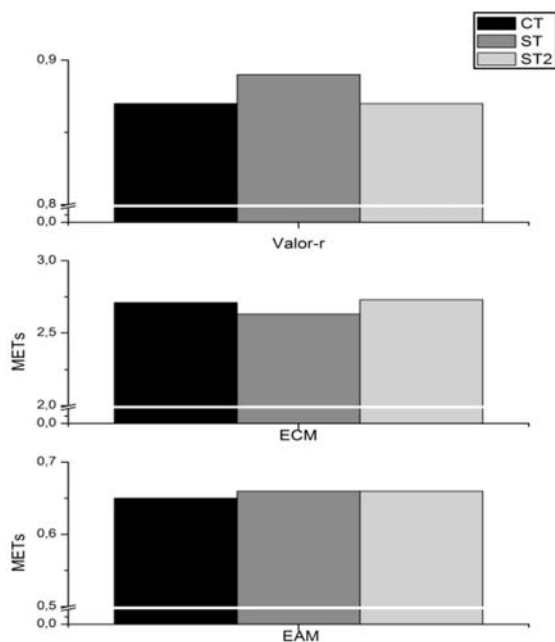


Figura 2. Parámetros de rendimiento para el conjunto de validación en función del conjunto de datos empleado para establecer el modelo. Valor-r = Índice de Correlación; ECM = Error Cuadrático Medio; EAM = Error Absoluto Medio; METs = Índice metabólico; CT = conjuntos de ajuste y validación con transiciones; ST = conjuntos de ajuste y validación sin transiciones; ST2 = conjunto de ajuste sin transiciones, conjunto de validación con transiciones.

Como se puede comprobar en la Figura 3, un mayor número de predictores obtienen un mejor rendimiento de los modelos. Sin embargo, el incremento del rendimiento de los modelos es mayor al pasar de 3 a 5 predictores que de 5 a 10 predictores. Es decir, existe una diferencia menor entre 5 y 10 predictores. Además, se ha observado que los modelos que no incluyen ningún desfase entre aceleraciones y METs, proporcionan mayor exactitud.

La mayoría de variables del dominio temporal y frecuencial tienen una correlación cercana o superior a 0,7 (Tablas 2 y 3). Sin embargo, de las variables que informan sobre la estructura temporal de la señal, solo

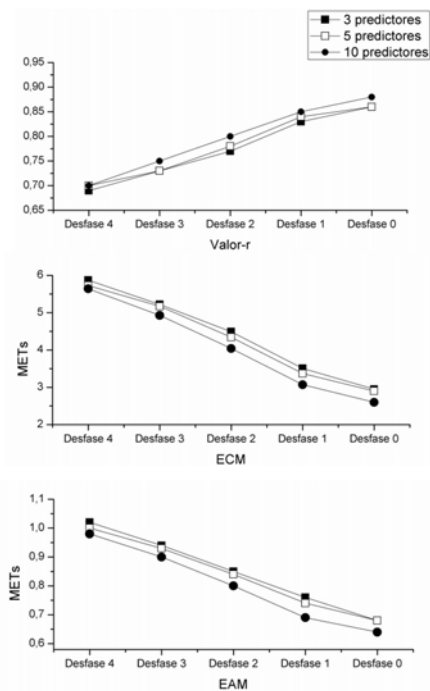


Figura 3. Efecto del desfase en los parámetros de rendimiento de los modelos del acelerómetro GT3X. Valor-r = Índice de Correlación; ECM = Error Cuadrático Medio; EAM = Error Absoluto Medio; METs = Índice metabólico.

Tabla 2. Correlación de Pearson entre los METs y las variables del dominio temporal.

	Eje 1	Eje 2	Eje 3	Vector resultante
Percentil 10	-0,76	-0,75	-0,18	0,72
Percentil 25	0,76	-0,76	-0,76	-0,40
Percentil 50	0,75	0,74	-0,82	-0,82
Percentil 75	-0,43	0,82	0,80	-0,72
Percentil 90	-0,71	-0,20	0,68	0,73
Rango 25-75	0,74	0,77	0,83	0,69
Rango 10-90	0,76	0,76	0,81	0,73
Varianza	0,68	0,66	0,69	0,65
Desviación Estándar	0,77	0,76	0,81	0,73

Tabla 3. Correlación de Pearson entre los METs y las variables del dominio frecuencial.

	Eje 1	Eje 2	Eje 3	Vector resultante
NA <sub>2</sub>	0,77	0,77	0,82	0,73
ND <sub>1</sub>	0,73	0,73	0,73	0,73
ND <sub>2</sub>	0,72	0,69	0,69	0,72

NA<sub>2</sub> = norma vectorial de los coeficientes de aproximación; ND<sub>1</sub> = norma vectorial de los coeficientes de detalle del primer nivel de resolución; ND<sub>2</sub> = norma vectorial de los coeficientes de detalle del segundo nivel de resolución.

Tabla 4. Correlación de Pearson entre los METs y las variables que informan de la estructura temporal de la señal.

	Eje 1	Eje 2	Eje 3	Vector resultante
Auto-correlación	0,47	0,03	0,06	0,73
Entropía	0,00	0,33	0,00	-0,21
Correlación cruzada eje1/eje2			0,44	
Correlación cruzada eje1/eje3			0,23	
Correlación cruzada eje2/eje3			0,07	

Tabla 5. Parámetros de rendimiento de los modelos lineales obtenidos para el acelerómetro Actigraph GT3X.

Variables	Conjunto	Valor r	ECM	EAM
Todas	Ajuste	0,86	2,9	0,69
(n = 2)	Validación	0,85	3,08	0,7
Temporales	Ajuste	0,83	3,43	0,71
(n = 2)	Validación	0,82	3,57	0,73
Frecuenciales	Ajuste	0,81	3,81	0,75
(n = 2)	Validación	0,8	3,96	0,77
Estructura temporal	Ajuste	0,76	4,65	0,89
(n = 2)	Validación	0,78	4,3	0,86

Valor-r = Índice de Correlación; ECM = Error Cuadrático Medio; EAM = Error Absoluto Medio.

1 mostró un coeficiente de correlación superior a 0,7 (Tabla 4). Indicando que las variables más importantes para estimar los METs, son las del dominio temporal y frecuencial.



Los modelos lineales obtenidos solo con las variables del dominio temporal y frecuencial, mostraron un rendimiento mayor que el diseñado con las variables que informan sobre la estructura temporal de la señal. Sin embargo, el modelo en el que se incluyeron todas las variables, mostró un rendimiento ligeramente superior a los anteriores (Tabla 5).

Finalmente, se obtuvo una ecuación seleccionando los modelos de datos con transiciones, sin desfase y que incluían todos los tipos de variables (Ec. 1). En esta ecuación se incluyeron un total de 7 predictores. La exactitud del modelo resultó ser bastante elevada. El conjunto de Ajuste mostró: Valor-r de Pearson de 0,88, EAM de 0,64 METs y ECM de 2,52 MET<sup>2</sup>. El conjunto de Validación mostró: Valor-r de Pearson de 0,87, EAM de 0,65 METs y ECM de 2,71 METs<sup>2</sup>. En la Figura 4, puede observarse la exactitud del modelo lineal múltiple para el acelerómetro GT3X para cada una de las actividades testadas.

$$\text{METs} = 1,48 - 3,93\text{PC}_1 - 13,64\text{PC}_2 - 9,03\text{PC}_3 - 15,97\text{PC}_7 - 11,6\text{PC}_{11} + 3,69\text{PC}_{16} - 12,48\text{PC}_{19}$$

Ec. 1

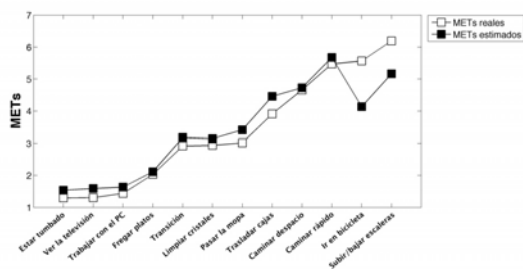


Figura 4. Exactitud del modelo lineal múltiple para el acelerómetro GT3X para cada una de las actividades testadas.

## Discusión

Aunque existe un gran número de estudios relacionados con la validación de acelerómetros para cuantificar la AF (Crouter, Clowers, and Bassett 2006; Heil 2006; Liu, et al. 2012; Rothney, et al. 2008; Staudenmayer, et al. 2009), algunos aspectos relacionados con la metodología de obtención de modelos de estimación de la AF a través de los acelerómetros todavía deben ser estudiados. En el presente trabajo se han intentado esclarecer algunos de estos aspectos en el acelerómetro Actigraph GT3X.

En primer lugar, los resultados obtenidos en este estudio mostraron que los modelos sin datos de transición entre actividades proporcionan estimaciones de gran exactitud, cuando son aplicados sobre un conjunto de datos con las mismas características, como se había ob-

servado en estudios previos (Staudenmayer, et al. 2009). No obstante, cuando los datos sobre los que se aplican estos modelos incluyen transiciones, se produce un descenso de su rendimiento. En consecuencia, los modelos de Ajuste y de Validación sin minutos de transición, obtienen una exactitud sobreestimada en comparación con los modelos que incluyen transición. Por ello, para establecer un modelo válido con la mayor variabilidad posible, se seleccionaron los datos que incluían transiciones.

En segundo lugar, los resultados muestran que la inclusión de las aceleraciones previas a un instante determinado (i.e., desfase) disminuye la exactitud de los modelos de estimación. Estos resultados podrían ser debidos a las condiciones experimentales empleadas, puesto que, aunque hasta ahora no se ha encontrado ningún estudio sobre el efecto del desfase entre las aceleraciones y los METs, un estudio demostró que la inclusión de la Frecuencia Cardíaca durante el minuto anterior es importante para mejorar la exactitud de la estimación (Dugas, van der Merwe, Odendaal, Noakes, & Lambert, 2005).

En tercer lugar, mediante este estudio se evidencia la gran importancia de los tres tipos de variables contempladas para aumentar la exactitud de los modelos de regresión del acelerómetro GT3X. Aunque se ha observado que, de forma individual, las variables que poseen una mayor cantidad de información relacionada con el GE son las del dominio temporal y frecuencial, las variables que informan sobre la estructura temporal de la señal disponen de información complementaria que puede ayudar a mejorar los modelos de estimación. Estos resultados pueden compararse con los obtenidos por Li et al. (2010), donde se observó que, aunque el dominio temporal les ofrecía una gran información de los acelerómetros, la información de dominio frecuencial como complemento, mejoraba su rendimiento (Li, et al. 2010).

En resumen, la ecuación lineal múltiple obtenida para el acelerómetro Actigraph GT3X, mostró una exactitud similar o incluso mejor que la mayoría de ecuaciones lineales simples y múltiples publicadas hasta ahora para dicho acelerómetro (Sazonova, Browning, y Sazonov, 2011). No obstante, la exactitud del modelo planteado en este estudio fue inferior a modelos de estimación obtenidos previamente que utilizan técnicas de ajuste de datos más avanzadas (Crouter, et al. 2010; Ellis, et al. 2014; Freedson, et al. 2011; Liu, et al. 2011, 2012).

En consecuencia, es importante que las innovaciones metodológicas incluidas en este estudio, se apliquen en trabajos que empleen otras técnicas de ajuste de da-

tos además de los modelos lineales múltiples (e.g., redes neuronales, regresión con vectores de soporte, etc).

Este estudio presenta algunas limitaciones, como la reducida cantidad de sujetos que participaron en el estudio, y la limitada cantidad de actividades analizadas. Para futuros estudios, se debería analizar un mayor número de sujetos y aumentar la cantidad de actividades para diseñar modelos de estimación más robustos. También se recomienda el estudio del desfase entre aceleraciones y los METs.

## Conclusiones

En conclusión, podemos destacar que las ecuaciones diseñadas sin emplear los minutos de transición sobrestiman su exactitud, ya que cuando se aplican sobre datos con transiciones su rendimiento disminuye. En consecuencia, es necesario que los modelos lineales múltiples que se obtengan para estimar la AF incluyan minutos de transición entre actividades. Además, aunque desde un punto de vista fisiológico se asume que existe un desfase entre el movimiento y el GE, los modelos de estimación que proporcionaron una mayor exactitud fueron aquellos que no incluyeron desfase entre las aceleraciones y los METs. Finalmente, deben incluirse las variables temporales, frecuenciales y aquellas que informan sobre la estructura temporal de la señal en los modelos diseñados para el acelerómetro.

## Referencias

Ainslie, Philip, Thomas Reilly, and Klass Westerterp. 2003. «Estimating Human Energy Expenditure: A Review of Techniques with Particular Reference to Doubly Labelled Water.» *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)* 33(9):683–98.

Ainsworth, Barbara E., William L. Haskell, Stephen D. Herrmann, Nathanael Meckes, David R. Bassett, Jr., Catrine Tudor-Locke, Jennifer L. Greer, Jesse Vezina, Melicia C. Whitt-Glover, and Arthur S. Leon. 2011. «2011 Compendium of Physical Activities: A Second Update of Codes and MET Values.» *Medicine & Science in Sports & Exercise* 43(8):1575–1581. doi: 10.1249/MSS.0b013e31821ece12.

Bouchard, Claude, and Roy J. Shephard. 1994. *Physical Activity, Fitness, and Health: International Proceedings and Consensus Statement*. Human Kinetics Publishers.

Brooks, Anthony G., Simon M. Gunn, Robert T. Withers, Christopher J. Gore, and John L. Plummer. 2005. «Predicting Walking METs and Energy Expenditure from Speed or Accelerometry.» *Medicine and Science in Sports and Exercise* 37(7):1216–23.

Caspersen, C. J., K. E. Powell, and G. M. Christenson. 1985.

«Physical Activity, Exercise, and Physical Fitness: Definitions and Distinctions for Health-Related Research.» *Public Health Reports (Washington, D.C.)* 100(2):126–31.

Chen, Kong Y., and David R. Bassett. 2005. «The Technology of Accelerometry-Based Activity Monitors: Current and Future.» *Medicine and Science in Sports and Exercise* 37(11 Suppl):S490–500. doi: 10.1249/01.mss.0000185571.49104.82.

Crouter, Scott E., Jr., Churilla, and Jr. Bassett. 2006. «Estimating Energy Expenditure Using Accelerometers.» *European Journal of Applied Physiology* 98(6):601–12. doi: 10.1007/s00421-006-0307-5.

Crouter, Scott E., Kurt G. Clowers, and David R. Bassett. 2006. «A Novel Method for Using Accelerometer Data to Predict Energy Expenditure.» *Journal of Applied Physiology* 100(4):1324–31. doi: 10.1152/jappphysiol.00818.2005.

Crouter, Scott E., Diane M. Della Valle, Magdalene Horton, Jere D. Haas, Edward A. Frongillo, and David R. Bassett. 2011. «Validity of the Actical for Estimating Free-Living Physical Activity.» *European Journal of Applied Physiology* 111(7):1381–89. doi: 10.1007/s00421-010-1758-2.

Crouter, Scott E., Erin Kuffel, Jere D. Haas, Edward A. Frongillo, and David R. Bassett. 2010. «A Refined 2-Regression Model for the ActiGraph Accelerometer.» *Medicine and Science in Sports and Exercise* 42(5):1029–37. doi: 10.1249/MSS.0b013e3181c37458.

Duffield, R., B. Dawson, H. C. Pinnington, and P. Wong. 2004. «Accuracy and Reliability of a Cosmed K4b2 Portable Gas Analysis System.» *Journal of Science and Medicine in Sport* 7(1):11–22. doi: 10.1016/S1440-2440(04)80039-2.

Dugas, Lara R., Lize van der Merwe, Hendrick Odendaal, Timothy D. Noakes, and Estelle V. Lambert. 2005. «A Novel Energy Expenditure Prediction Equation for Intermittent Physical Activity.» *Medicine and Science in Sports and Exercise* 37(12):2154–61.

Ellis, Katherine, Jacqueline Kerr, Suneeta Godbole, Gert Lanckriet, David Wing, and Simon Marshall. 2014. «A Random Forest Classifier for the Prediction of Energy Expenditure and Type of Physical Activity from Wrist and Hip Accelerometers.» *Physiological Measurement* 35(11):2191. doi: 10.1088/0967-3334/35/11/2191.

Freedson, P.S., E. Melanson, and J. Sirard. 1998. «Calibration of the Computer Science and Applications, Inc. Accelerometer.» *Medicine and Science in Sports and Exercise* 30(5):777–81.

Freedson, Patty S., Kate Lyden, Sarah Kozey-Keadle, and John Staudenmayer. 2011. «Evaluation of Artificial Neural Network Algorithms for Predicting METs and Activity Type from Accelerometer Data: Validation on an Independent Sample.» *Journal of Applied Physiology* 111(6):1804–12. doi: 10.1152/jappphysiol.00309.2011.

García-Massó, X., P. Serra-Añó, L. M. Gonzalez, Y. Ye-Lin, G. Prats-Boluda, and J. Garcia-Casado. 2015. «Identifying Physical

- ActivityType in Manual Wheelchair Users with Spinal Cord Injury by Means of Accelerometers.» *Spinal Cord* 53(10):772–77. doi: 10.1038/sc.2015.81.
- Heil, Daniel P. 2006. «Predicting Activity Energy Expenditure Using the Actical® Activity Monitor.» *Research Quarterly for Exercise and Sport* 77(1):64–80. doi: 10.1080/02701367.2006.10599333.
- Hurd, Wendy J., Melissa M. Morrow, and Kenton R. Kaufman. 2013. «Tri-Axial Accelerometer Analysis Techniques for Evaluating Functional Use of the Extremities.» *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology* 23(4):924–29. doi: 10.1016/j.jelekin.2013.03.010.
- Klippel, N. J., and D. P. Heil. 2003. «Validation of Energy Expenditure Prediction Algorithms in Adults Using the Actical Electronic Activity Monitor.» *Medicine & Science in Sports & Exercise* 35(5):S284.
- Kohl III, Harold W., Janet E. Fulton, and Carl J. Caspersen. 2000. «Assessment of Physical Activity among Children and Adolescents: A Review and Synthesis.» *Preventive Medicine* 31(2):S54–76. doi: 10.1006/pmed.1999.0542.
- LaPorte, R. E., H. J. Montoye, and C. J. Caspersen. 1985. «Assessment of Physical Activity in Epidemiologic Research: Problems and Prospects.» *Public Health Reports (Washington, D.C.: 1974)* 100(2):131–46.
- Leenders, N. Y. J. M., T. E. Nelson, and W. M. Sherman. 2003. «Ability of Different Physical Activity Monitors to Detect Movement during Treadmill Walking.» *International Journal of Sports Medicine* 24(1):43–50. doi: 10.1055/s-2003-37196.
- Li, Ming, Viktor Rozgica, Gautam Thattai, Sangwon Lee, Adar Emken, Murali Annaram, Urbashi Mitra, Donna Spruijt-Metz, and Shrikanth Narayanan. 2010. «Multimodal Physical Activity Recognition by Fusing Temporal and Cepstral Information.» *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 18(4):369–80. doi: 10.1109/TNSRE.2010.2053217.
- Liu, S., R. X. Gao, D. John, J. Staudenmayer, and P. S. Freedson. 2011. «SVM-Based Multi-Sensor Fusion for Free-Living Physical Activity Assessment.» Pp. 3188–91 in 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.
- Liu, S., R. X. Gao, D. John, J. W. Staudenmayer, and P. S. Freedson. 2012. «Multisensor Data Fusion for Physical Activity Assessment.» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 59(3):687–96. doi: 10.1109/TBME.2011.2178070.
- Lugade, Vipul, Emma Fortune, Melissa Morrow, and Kenton Kaufman. 2014. «Validity of Using Tri-Axial Accelerometers to Measure Human Movement—Part I: Posture and Movement Detection.» *Medical Engineering & Physics* 36(2):169–76. doi: 10.1016/j.medengphy.2013.06.005.
- McArdle, W. D., Katch, F. I., and Katch, V. L. 2004. *Fundamentos de fisiología del ejercicio*. 2a ed. Madrid: McGraw Hill Interamericana.
- Montoye, Henry J. 1996. *Measuring Physical Activity and Energy Expenditure*. Champaign, IL: Human Kinetics.
- Ndahimana, Didace, and Eun-Kyung Kim. 2017. «Measurement Methods for Physical Activity and Energy Expenditure: A Review.» *Clinical Nutrition Research* 6(2):68–80. doi: 10.7762/cnr.2017.6.2.68.
- Pate, R. R., M. Pratt, S. N. Blair, W. L. Haskell, C. A. Macera, C. Bouchard, D. Buchner, W. Ettinger, G. W. Heath, and A. C. King. 1995. «Physical Activity and Public Health. A Recommendation from the Centers for Disease Control and Prevention and the American College of Sports Medicine.» *JAMA* 273(5):402–7.
- Pate, Russell R., Barbara J. Long, and Greg Heath. 1994. «Descriptive Epidemiology of Physical Activity in Adolescents.» *Pediatric Exercise Science* 6(4):434–47. doi: 10.1123/pes.6.4.434.
- Preece, Stephen J., John Yannis Goulermas, Laurence P. J. Kenney, and David Howard. 2009. «A Comparison of Feature Extraction Methods for the Classification of Dynamic Activities from Accelerometer Data.» *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering* 56(3):871–79. doi: 10.1109/TBME.2008.2006190.
- Rothney, Megan P., Emily V. Schaefer, Megan M. Neumann, Leena Choi, and Kong Y. Chen. 2008. «Validity of Physical Activity Intensity Predictions by ActiGraph, Actical, and RT3 Accelerometers.» *Obesity* 16(8):1946–52. doi: 10.1038/oby.2008.279.
- Sazonova, Nadezhda, Raymond C. Browning, and Edward Sazonov. 2011. «Accurate Prediction of Energy Expenditure Using a Shoe-Based Activity Monitor.» *Medicine and Science in Sports and Exercise* 43(7):1312–21. doi: 10.1249/MSS.0b013e318206f69d.
- Staudenmayer, John, David Pober, Scott Crouter, David Bassett, and Patty Freedson. 2009. «An Artificial Neural Network to Estimate Physical Activity Energy Expenditure and Identify Physical Activity Type from an Accelerometer.» *Journal of Applied Physiology* 107(4):1300–1307.
- Westerterp, Klaas R. 2009. «Assessment of Physical Activity: A Critical Appraisal.» *European Journal of Applied Physiology* 105(6):823–28. doi: 10.1007/s00421-009-1000-2.
- Winter, David A., Arthur O. Quanbury, and Gary D. Reimer. 1976. «Analysis of Instantaneous Energy of Normal Gait.» *Journal of Biomechanics* 9(4):253–57. doi: 10.1016/0021-9290(76)90011-7.
- Yngve, Agneta, Andreas Nilsson, Michael Sjöström, and Ulf Ekelund. 2003. «Effect of Monitor Placement and of Activity Setting on the MTI Accelerometer Output.» *Medicine and Science in Sports and Exercise* 35(2):320–26.