



Original

Influencia del tapiz rodante sobre la variabilidad de la marcha en sujetos jóvenes y sanos

M. D. Sánchez^a, B. de la Cruz^b, J. Algaba^c, M. Á. Lagos^d y J. Naranjo^e

^a Centro Andaluz de Medicina del Deporte de Sevilla. Sevilla. España.

^b Departamento de Fisioterapia. Universidad de Sevilla. Sevilla. España.

^c Departamento de Podología. Universidad de Sevilla. Sevilla. España.

^d Unidad de Tecnología Industrial. Instituto de Microelectrónica. Sevilla. España.

^e Departamento de Deporte e Informática. Universidad Pablo de Olavide. Sevilla. España

Historia del artículo:

Recibido el 4 de enero de 2012

Aceptado el 30 de marzo de 2012

Palabras clave:

Dinámica de la marcha.

Tapiz rodante.

Sujetos sanos.

Key words:

Gait dynamics.

Treadmill.

Healthy subjects.

Correspondencia:

B. de la Cruz Torres.

University of Sevilla. Department of Physiotherapy.

Calle Avicena s/n.

41009 Sevilla. España.

E-mail: bcruz@us.es

RESUMEN

Objetivo. El objetivo del trabajo fue analizar, a partir de series temporales, las diferencias en la variabilidad de la marcha en dos situaciones distintas (marcha espontánea frente a marcha en tapiz rodante) en sujetos jóvenes, sanos y activos.

Método. Las series temporales de diez hombres sanos y físicamente activos fueron evaluadas en dos situaciones experimentales: a) 25 minutos caminando de forma espontánea por un circuito circular abierto; y b) 25 minutos caminando en un tapiz rodante a la misma velocidad que la situación a. Un dispositivo de captura fue diseñado expresamente para la obtención directa y almacenamiento de series de tiempo durante la marcha en ambas situaciones, a partir de un simple pulsador electrónico colocado en la zona del calcáneo de la palmilla del pie dominante introducida en la zapatilla deportiva. Se calcularon la media y desviación estándar (DE), la entropía aproximada (ApEn), la entropía muestral (SampEn) y la entropía multiescala (MSE).

Resultados. La DE, la ApEn y la SampEn no presentaron cambios significativos al comparar ambas situaciones experimentales. Todas las MSE disminuyen significativamente al comparar la marcha espontánea con la situación en tapiz.

Conclusiones. Existe una pérdida de complejidad de la señal cuando la marcha se realiza en un tapiz rodante y esto debe ser tenido en cuenta para futuras estudios en esta situación.

© 2012 Revista Andaluza de Medicina del Deporte.

ABSTRACT

Effects of treadmill on gait variability in healthy young subjects

Objective. The aim of study was to analyze the differences in gait variability (stride interval time series) in two different conditions (spontaneous walking vs. treadmill walking) in healthy and active young subjects.

Method. The stride interval time series derived from ten healthy and active males were studied in three experimental conditions: a) walking on level ground at their self-determined usual paces around open circle circuit for 25 minutes; and b) walking on a treadmill for 25 minutes at the same pace as in Situation a. A capture device enabled stride interval time series to be collected directly and stored during walking in both conditions, using a simple electronic push-button mounted in the heel of the dominant foot support of an insole placed in the running shoe. The mean and standard deviation (SD), Approximate Entropy (ApEn), Sample Entropy (SampEn) and Multiscale Entropy (MSE) were calculated.

Results. DE, ApEn and SampEn showed no significant changes between both experimental conditions. All MSE significantly decreased from the spontaneous walking to treadmill walking.

Conclusions. There was a loss of complexity signal when subjects walked on a treadmill. This should be taken into account for future studies under these conditions.

© 2012 Revista Andaluza de Medicina del Deporte.

Introducción

Numerosos estudios indican que el comportamiento de la marcha presenta fluctuaciones, incluso en condiciones estables¹⁻⁵, y que estas fluctuaciones tienen un fondo de caos determinista sobre el que se superpone cierto grado de aleatoriedad.

Hay estudios científicos que aportan información abundante sobre este tipo de análisis de la marcha en sujetos de edad avanzada (especialmente identificando posibles patrones que indiquen riesgo de caídas)^{6,7}, en patologías que afecten estrechamente a los patrones de marcha (como son la enfermedad de Huntington^{8,9}, de Parkinson^{9,10}, la esclerosis lateral amiotrófica¹¹) o tras operaciones de ligamento cruzado anterior^{12,13} que también afectan a los patrones de marcha.

En estudios sobre la variabilidad de la marcha en sujetos sanos, la tendencia ha sido analizar la estabilidad dinámica de las variables cinemáticas del tronco para el análisis de la complejidad de la marcha en tapiz rodante ante perturbaciones aleatorias y a distintas velocidades¹⁴⁻¹⁷. En esta línea, Van Schooten et al¹⁸ y McAndrew et al¹⁹ a través de la estimulación galvánica vestibular provocada por situaciones desestabilizadoras durante la marcha en tapiz y a diferentes velocidades en sujetos sanos, observaron que dichas perturbaciones externas provocaron una pérdida de la estabilidad dinámica de la marcha.

Solo hemos encontrado un estudio²⁰ que analiza la variabilidad de la marcha en sujetos jóvenes y sanos a partir de series temporales obtenidas de curvas de presión. En él se realiza un análisis no lineal de la marcha humana en diferentes situaciones experimentales (marcha espontánea normal, a menor y mayor velocidad y controlada por un metrónomo). Para ello utilizaron una muestra de 10 hombres sanos y jóvenes (entre 18-29 años), quienes caminaron durante 1 hora sobre el suelo.

Del análisis de los trabajos disponibles se desprenden las siguientes conclusiones:

- 1) Los diferentes estudios, extrapolan las series de datos de la variabilidad de la marcha a lo largo del tiempo en función de otros parámetros como pueden ser presiones o ángulos. No hemos encontrado ningún estudio que utilice directamente series temporales.
- 2) Cualquier situación, ya sea patología (neurológica o músculoesquelética) o ambiental, reduce el comportamiento caótico de la dinámica de la marcha haciéndola más predecible.

Sin embargo, nos llama la atención que los estudios se realizan o bien sobre el suelo^{8-9,11} o bien en tapiz rodante¹²⁻¹⁹, siendo estos últimos los más numerosos en sujetos sanos. Creemos que estas situaciones no son comparables y que el tapiz rodante puede influir en el comportamiento de la dinámica de la marcha. En el ámbito del deporte, este matiz es muy importante, pues los deportistas suelen correr en suelo de manera espontánea, pero luego, las distintas pruebas médico-deportivas se hacen en tapiz rodante. Una de las probables razones es que los dispositivos de captura utilizados en la actualidad para los estudios médico-deportivos, donde incluimos el estudio de la variabilidad de la marcha son complejos y costosos, limitando el estudio al laboratorio²¹⁻²⁵. Sería importante contar con dispositivos sencillos y baratos que proporcionaran un número suficiente de datos a partir directamente de series temporales, que permitan realizar un análisis no lineal así como llevar a cabo estudios fuera de los laboratorios.

Son diversos los métodos no lineales utilizados en la bibliografía para el análisis de la variabilidad de la marcha. Entre ellos queremos destacar la entropía como medida que cuantifica la regularidad de una serie tem-

poral, de manera que un sistema con poca entropía se caracteriza por ser regular, predecible, poco complejo y poco adaptativo. Los métodos matemáticos para calcularla han ido evolucionando, existiendo tres algoritmos: la entropía aproximada (ApEn), la entropía muestral (SampEn) y la entropía multiescala (MSE). Estos tres algoritmos se han sucedido cronológicamente tratando de corregir problemas conceptuales que hacían que algunos resultados obtenidos en estudios prácticos presentaran resultados sin lógica. Así, por ejemplo, Georgoulis et al²⁶ obtiene cambios lógicos en los valores de ApEn, desde un punto de vista fisiológico, pero con valores numéricos propios de una serie temporal periódica.

Por tanto, el objetivo de este trabajo fue analizar, a partir de series temporales y utilizando diferentes algoritmos de entropía, las diferencias en la variabilidad de la marcha en dos situaciones distintas (marcha espontánea frente a marcha en tapiz rodante) en sujetos jóvenes, sanos y activos.

Método

Sujetos

Diez hombres sanos y físicamente activos ($22,2 \pm 2,1$ años, $179,9 \pm 0,07$ cm, $80,1 \pm 5,3$ kg) participaron en este estudio tras superar un examen previo del aparato locomotor para descartar la existencia de alteraciones que afectaran a la marcha. Todos ellos eran estudiantes universitarios, fueron informados de las características del estudio y dieron voluntariamente su consentimiento conforme a la Declaración de Helsinki²⁷. El diseño y los protocolos de estudio fueron aprobados por el Comité de Ética del Centro Andaluz de Medicina del Deporte (Sevilla, España).

Procedimiento

A todos los sujetos se les registró el tiempo de apoyo, vuelo y total del calcáneo del pie dominante en dos situaciones experimentales: caminar a un ritmo libremente elegido por circuito circular abierto durante 25 minutos (situación A) y caminar en tapiz rodante a la misma velocidad que la situación "A" durante 25 minutos (situación B). El hecho de elegir estas duraciones para cada situación de medida es porque, según la literatura revisada²⁸⁻³³, es suficiente para obtener una serie de datos óptima para el posterior análisis que pretendemos realizar.

Para obtener de forma directa una serie temporal a partir de la pisada, se utilizó un pulsador electrónico insertado en la zona de apoyo del calcáneo de una palmilla que se introducía en el calzado deportivo. La señal de este pulsador se almacenaba en una memoria RAM de 256 kb y se volcaba posteriormente al ordenador, obteniéndose una serie temporal compuesta por el tiempo de apoyo y otra por el tiempo de vuelo de cada pisada, con una precisión de 5 ms (fig. 1).

Análisis de los datos

En primer lugar, para cada una de las situaciones experimentales de cada uno de los sujetos, se calcularon la media y desviación estándar (DE) de la serie como parámetros convencionales.

Y en segundo lugar, para el análisis no lineal de la variabilidad de la marcha, se calcularon la ApEn, la SampEn y la MSE hasta una escala de 5. La ApEn se calculó utilizando el programa matemático CDA (Chaos Data Analyzer)[®], elaborado por Sprott y Rowlands (1992) para *Physics Academic Software* con licencia para el laboratorio HPER de la Nebraska at

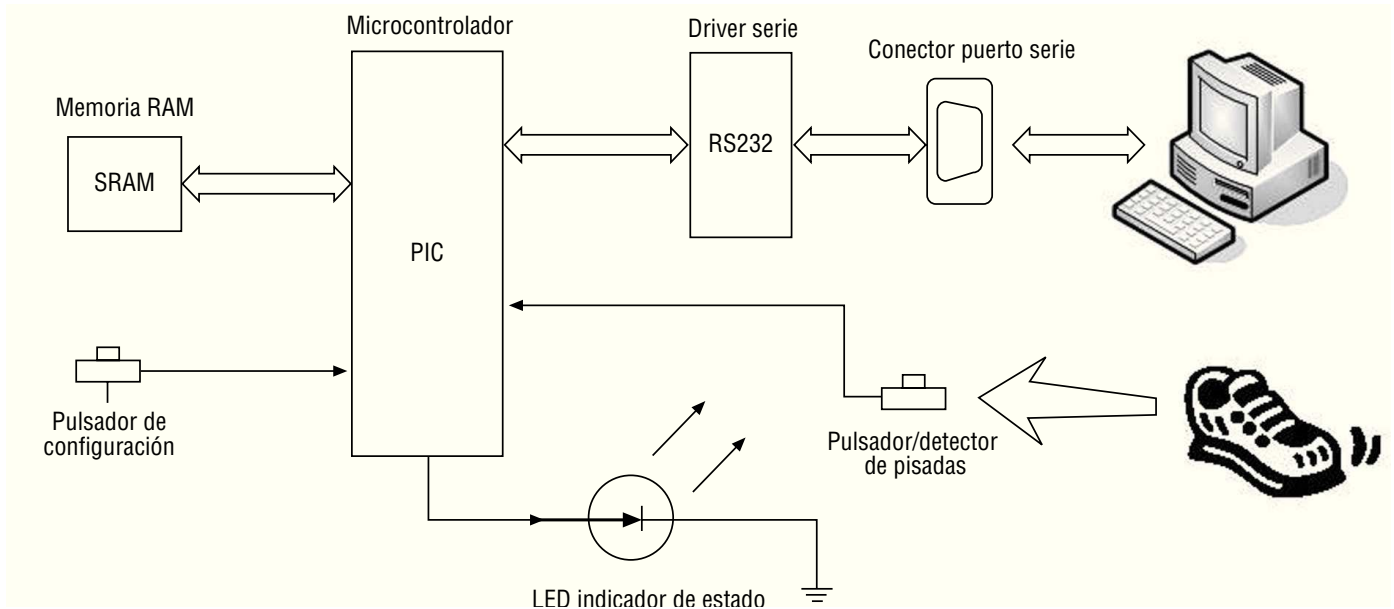


Fig.1. Esquema de los principales componentes del dispositivo de captura-palmilla.

Omaha University (Omaha; USA)³⁴ mientras que el cálculo de la SampEn y las MSE se realizó mediante el desarrollo de rutinas en Matlab 6.5 utilizando los algoritmos propuestos por Richman y Moorman para la SampEn³⁰ y por Madalena Costa para la MSE³⁵.

Todos los datos están expresados como media y desviación estándar.

Análisis estadístico

Para el análisis estadístico de los datos obtenidos con los diferentes algoritmos para las distintas situaciones experimentales, utilizamos el programa estadístico SPSS (versión 15.0) realizando: en primer lugar un análisis descriptivo de todas las variables y a continuación un test "t" de Student para muestras pareadas para comparar el grupo de sujetos en las dos situaciones experimentales, asumiendo una distribución normal.

En todos los casos, se consideró un valor de $p < 0,05$ para establecer el nivel de significación.

Resultados

En la tabla 1 se muestran todos los valores, expresados como media y desviación estándar, de la ApEn, SampEn, MSE 2, MSE 3, MSE 4, MSE 5 y

Tabla 1

Valores expresados como media y desviación estándar, de ApEn, SampEn, MSE 2, MSE3, MSE4, MSE5 y desviación estándar al comparar la situación A (marcha espontánea) y situación B (tapiz)

	Marcha espontánea		Tapiz		Nivel de significación (p)
	Media	DE	Media	DE	
DE	21,1	4,3	19,0	6,2	0,10
ApEn	0,5	0,1	0,4	0,4	0,46
SampEn	1,7	0,1	1,6	0,2	0,07
MSE 2	1,6	0,0	1,5	0,1	0,002
MSE 3	1,5	0,1	1,4	0,1	0,01
MSE 4	1,4	0,1	1,3	0,1	0,002
MSE 5	1,4	0,1	1,2	0,1	0,01

Nivel de significación estadística $p < 0,05$. ApEn: entropía aproximada; SampEn: entropía muestral; MSE: entropía multiescala.

DE de la serie para cada una de las situaciones experimentales, así como el nivel de significación estadística.

La DE, la ApEn y la SampEn no presentan cambios significativos al comparar ambas situaciones experimentales. Sin embargo, las MSE disminuyen significativamente al comparar la marcha espontánea con la marcha en tapiz.

Discusión

El principal hallazgo de este estudio fue que el uso del tapiz rodante modifica la variabilidad de la marcha humana haciéndola menos compleja y más predecible de lo que es en situaciones normales donde no se fuerza el ritmo de los apoyos y los aspectos cinemáticos de la marcha.

El mecanismo implicado en el control locomotor es fundamentalmente complejo y no lineal. La marcha humana ha sido objeto de estudio utilizando herramientas matemáticas provenientes de las teorías del caos determinista, planteándose incluso la necesidad de reevaluar los modelos tradicionales de análisis.

Este estudio aporta información relevante sobre los valores de algoritmos no lineales calculados a través del registro directo de la serie de tiempo así como los cambios que experimenta la variabilidad de la marcha ante diferentes situaciones de estudio.

En relación al tamaño de la muestra, coincidimos con otros autores en que el tamaño muestral viene determinado por las características propias del estudio de investigación³⁶. En este sentido, el tamaño muestral exhibido en las investigaciones revisadas y que presentan una relación cercana a los objetivos y planteamientos de nuestro estudio no es muy amplio (entre 10 y 20 sujetos), situándose nuestro caso justo en el límite inferior. Otro aspecto fundamental que justifica nuestro número de sujetos es el carácter especial de la variable dependiente estudiada, es decir, la serie de tiempo obtenida de la marcha humana, de manera que, en lo que coinciden la totalidad de los autores revisados es en la importancia, por encima de la cantidad de sujetos experimentales, del número de datos que contenga cada una de las series temporales estudiadas, de forma que puedan considerarse válidos los resultados obtenidos con su

aplicación²⁹⁻³³. En nuestro caso, cada una de las series obtenidas contiene 1500 datos, provenientes de cada una de las situaciones experimentales.

En cuanto a los resultados, el análisis lineal convencional realizado a través de la DE no aporta información pues no se produjo cambio significativo alguno al comparar ambas situaciones ($p=0,10$). No nos debe sorprender dada la limitación que presentan las medidas lineales tradicionales, pues no son capaces de detectar el comportamiento caótico intrínseco de la señal, ni de distinguir entre incrementos de ruidos dentro del sistema e inherentes a la variabilidad.

En cuanto a la información aportada por la entropía como herramienta no lineal, debemos decir que tanto la ApEn como la SampEn no han mostrado sensibilidad a los cambios, mientras que los algoritmos referidos a la MSE sí lo han hecho.

Los valores de ApEn obtenidos por nosotros son un poco más elevados (entre 0,5 y 0,4) que los aportados por la literatura revisada^{12,13,26} y se corresponden con una señal caótica. Sin embargo, la ApEn no sufre cambios significativos al comparar las situaciones experimentales entre sí.

Para la medición de la MSE y en función del número de datos de la serie de tiempo, el número de escalas fue 5. En la tabla 1 se puede ver cómo los valores de ApEn son muy inferiores a los de MSE (independientemente de la escala), lo que parece apoyar la idea de que la ApEn no es el mejor algoritmo matemático para analizar la entropía.

Según los resultados del estudio, la MSE es capaz de distinguir entre la marcha espontánea y la marcha en tapiz rodante, experimentando un descenso significativo (tabla 1). Esto significa que el hecho de caminar en un tapiz rodante provoca una tendencia a la periodicidad en la dinámica de la marcha, característica que solo se ve detectada por la MSE. Cabe resaltar también la dificultad que tiene obtener una serie temporal con un número elevado de datos de la dinámica de la marcha para poder realizar un análisis no lineal con la MSE. En media hora de marcha en sujetos sanos, se obtienen un total de 1500 datos. En sujetos con patología dolorosa, puede resultar difícil.

Como conclusión, existe una pérdida de complejidad de la señal cuando la marcha se realiza en un tapiz rodante, reflejada en un descenso significativo de la MSE.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Bibliografía

1. Van Emmerik REA, Rosenstein MT, McDermott WJ, Hamill J. Nonlinear Dynamical Approaches to Human Movement. *J App Biomech.* 2004;20:396-420.
2. Gabell A, Nayak USL. The effect of age on variability in gait. *J Gerontol.* 1984;39:662-6.
3. Guimares RM, Isaacs B. Characteristics of the gait in old people who fall. *Int Rehab Med.* 1980;2:177-80.
4. Yamasaki M, Sasaki T, Torii M. Sex difference in the pattern pattern of lower limb movement during treadmill walking. *Eur J Appl Physiol Occup Physiol.* 1991;62:99-103.
5. Yamasaki M, Sasaki T, Tsuzki S, Torii M. Stereotyped pattern of lower limb movement during level and grade walking on treadmill. *Ann Physiol Anthropol.* 1984;3:291-6.
6. Buzzi UH, Stergiou N, Kurz MJ, Hageman PA, Heidel J. Nonlinear dynamics indicates aging affects variability during gait. *Clin Biomech.* 2003;18(5):435-43.
7. Barak Y, Wagenaar RC, Holt KG. Gait characteristics of elderly people with a history of falls: a dynamic approach. *Phys Ther.* 2006;86(1):1501-10.
8. Hausdorff JM, Mitchell SL, Firtion R, Peng CK, Cudkowicz ME, Wei JY, et al. Altered fractal dynamics of gait: reduced stride interval correlations with aging and Huntington's disease. *J Appl Physiol.* 1997;82:262-9.
9. Hausdorff JM, Cudkowicz ME, Firtion R, Wei JY, Goldberger AL. Gait variability and basal ganglia disorders: stride-to-stride variations of gait cycle timing in Parkinson's and Huntington's disease. *Mov Disord.* 1998;13:428-37.
10. Schaafsma JD, Giladi N, Balash Y, Bartels AL, Gurevich T, Hausdorff JM. Gait dynamics in Parkinson's disease: relationship to Parkinsonian features, falls and response to levodopa. *J Neurol Sci.* 2003;212(1-2):47-53.
11. Hausdorff JM, Lertratanakul A, Cudkowicz ME, Peterson AL, Kaliton D, Goldberger AL. Dynamic markers of altered gait rhythm in amyotrophic lateral sclerosis. *J Appl Physiol.* 2000;88:2045-53.
12. Moraiti C, Stergiou N, Ristanis S, Georgoulis AD. ACL deficiency affects stride-to-stride variability as measured using nonlinear methodology. *Knee Surg Sports Traumatol Arthrosc.* 2007;15(12):1406-13.
13. Moraiti C, Stergiou N, Ristanis S, Vasilidis HS, Patras K, Lee A, et al. The effect of anterior cruciate ligament reconstruction on stride-to-stride variability. *Arthroscopy.* 2009;25(7):742-9.
14. Bruijn SM, van Dieën JH, Meijer OG, Beek PJ. Is slow walking more stable? *J Biomech.* 2009;42(10):1506-12.
15. England SA, Granata KP. The influence of gait speed on local dynamic stability of walking. *Gait Posture.* 2007;25(2):172-8.
16. McAndrew Young PM, Dingwell JB. Voluntarily changing step length or step width affects dynamic stability of human walking. *Gait Posture.* 2012;35(3):472-7.
17. Sloat LH, van Schooten KS, Bruijn SM, Kingma H, Pijnappels M, van Dieën JH. Sensitivity of local dynamic stability of over-ground walking to balance impairment due to galvanic vestibular stimulation. *Ann Biomed Eng.* 2011;39(5):1563-9.
18. Van Schooten KS, Sloat LH, Bruijn SM, Kingma H, Meijer OG, Pijnappels M, et al. Sensitivity of trunk variability and stability measures to balance impairments induced by galvanic vestibular stimulation during gait. *Gait Posture.* 2011; 33(4):656-60.
19. McAndrew PM, Wilken JM, Dingwell JB. Dynamic stability of human walking in visually and mechanically destabilizing environments. *J Biomech.* 2011;44(4):20.
20. Costa M, Peng CK, Goldberger AL, JM Hausdorff. Multiscale entropy analysis of human gait dynamics. *Physica A.* 2003;330:53-60.
21. Bilney B, Morris M, Webster K. Concurrent related validity of the GAITRite® walkway system for quantification of the spatial and temporal parameters of gait. *Gait posture.* 2003;17:68-74.
22. Webster KE, Wittwer JE, Feller JA. Validity of the GAITRite® walkway for the measurement of averaged and individual step parameters of gait. *Gait posture.* 2005;22:317-321.
23. Beauchet O, Hermann FR, Grandjean R, Dubost V, Allali G. Concurrent validity of SMTEC® footswitches system for the measurement of temporal gait parameters. *Gait posture.* 2008;27:16-159.
24. Hausdorff JM, Ladin Z, Wei JY. Footswitch system for measurement of the temporal parameters of gait. *J Biomechanics.* 1995;28(3):347-51.
25. Davis R, Opunpuu S, Tyurski D, Gage J. A gait analysis data collection and reduction technique. *Hum Mov Sci.* 1991;10:575-87.
26. Georgoulis AD, Moraiti C, Ristanis S, Stergiou N. A novel approach to measure variability in the anterior cruciate ligament deficient knee during walking: the use of the approximate entropy in orthopaedics. *J Clin Monit Comput.* 2006;20(1):11-8.
27. Fluss SS. How the Declaration of Helsinki developed. *GCP Journal.* 1999;6(6):18-22.
28. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. *Circulation.* 1996;93:1043-65.
29. Pincus SM. Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proc Natl Acad Sci.* 1991;88:2297-2301.
30. Richman JS, Moorman JR. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *Am J Physiol Heart Circ Physiol.* 2000;278(6):2039-49.
31. Costa M, Goldberger AL, Peng C-K. Multiscale analysis of heart rate dynamics: entropy and time irreversibility measures. *Cardiovasc. Eng.* 2008;8:88.
32. Rosenstein MT, Collins JJ, De Luca CJ. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets. *Physica D.* 1993;65:117-34.
33. Stergiou N, editor. *Innovate Analyses of Human Movement. Analytical Tools for Human Movement Research.* Champaign (Illinois): Human Kinetics Publ; 1999.
34. Sprott J, Rowlands G. *Chaos data analyzer: the professional version.* 1995.
35. Costa M, Goldberger AL, Peng CK. Multiscale entropy analysis of complex physiological time series. *Phys Rev Lett.* 2002;89:68-102.
36. Da Silva M. Evitando errores básicos en la investigación en ciencias del deporte. *Rev Andal Med Deporte.* 2009;2(4):109.