

## Uso de dispositivos digitales en el seguimiento de un Trail Runner. Estudio de caso

### Use of digital devices to follow a Trail Runner. Case study

\*Raimundo Sánchez, \*\*Claudio Nieto-Jiménez

\*Universidad Adolfo Ibáñez (Chile), \*\*Universidad del Desarrollo (Chile)

**Resumen.** El objetivo de este estudio es describir una metodología de seguimiento de un atleta de Trail Running (TR) durante cinco años a través de la captura de datos provenientes de dispositivos digitales, permitiendo asociar el ritmo de carrera y su velocidad en función de la pendiente. Se obtuvo desde la plataforma Strava las trayectorias generadas por el sistema de posicionamiento global (SPG). A partir de esta información se obtuvieron los registros de distancia horizontal, diferencia de altitud, pendiente, velocidad horizontal y velocidad vertical. Para poder analizar todo el espectro de registros en cada semana de entrenamiento se calibró un modelo de regresión cuantílica, utilizando un rango de 8 semanas precedentes y se extrajeron, para cada decil del desempeño registrado, los parámetros P0: ritmo mínimo; m1: ángulo crítico C+ (registro relativo de correr en subidas) y C- (registro relativo de correr en bajadas). Se concluye que la captura de datos diarios a través de un dispositivo digital, parecen ser una forma útil de obtener información sobre el ritmo de carrera ajustado a una pendiente cualquiera. Un modelo regresión cuantílica podría ser de utilidad para el diseño del programa de entrenamiento para un atleta de TR.

**Palabras clave:** Trail Runners, Tecnologías digitales, Parámetros de carrera, plataformas digitales.

**Abstract.** The aim of this study is to describe a tracking methodology for a Trail Running (TR) athlete during five years through the capture of data from digital devices, associating the race pace and speed with the terrain slope. The trajectories generated by the global positioning system (GPS) were obtained from the Strava platform. From this information, measurements of horizontal distance, elevation gain, slope, horizontal speed, and vertical speed are made. In order to analyze the entire data spectrum the Tobler model was calibrated using a quantile regression. For each training week data from 8 previous weeks was used, and model parameters were extracted for each decile, P0: minimum rhythm; m1: critical angle, C+ (relative cost of running uphill) and C- (relative cost of running downhill). We conclude that capturing daily data through digital devices is a useful way to obtain information on the association between race pace and slope. A quantile regression model could be useful for the design of training programs for a TR athlete.

**Keywords:** Trail Runners, Digital Technologies, Race Parameters, Digital Platforms.

### Introducción

Los eventos de Trail Running (TR) se han convertido cada vez más populares en Chile. Un evento de TR se puede definir como una carrera que es realizada en senderos o terrenos que involucran distancias mayores a los 42,2 km (Zaryski y Smith 2005). También pueden comprender diferentes etapas en varios días y son normalmente realizadas en condiciones ambientales extremas (Millett et al, 2012; Costa, Gill, Hankey, Wright & Marczak, 2014).

El rendimiento en eventos en TR desde el punto de vista fisiológico se ha asociado (entre otros) al consumo máximo de oxígeno (VO<sub>2</sub>max) y la economía de carrera, siendo esta última de mayor relevancia debido al escaso margen de mejora que presenta el VO<sub>2</sub>max cuando los sujetos alcanzan sus máximos valores (López, 2018). Se ha reportado que la economía de carrera en terrenos con diversas pendientes, puede variar en función de la inclinación del terreno, y que a velocidad sub-máxima (12 km/h) y con una pendiente del -5% el atleta presenta una mejor economía de carrera, seguida de la carrera en llano y cuesta arriba con un +5% de inclinación (Abe, Fukuoka, Muraki, Yasukouchi, Sakaguchi & Niihata 2011, Ogueta-Alday, & García-López, 2016). Otros investigadores han observado que los atletas de TR tienden a autorregular su ritmo de carrera dependiendo de las diferentes pendientes del terreno, obteniendo los mejores resultados aquellos sujetos que logran adaptar su ritmo de esfuerzo y frecuencia de zancada (Townshend, Worringham & Stewart, 2010, Ogueta-Alday & García-López, 2016). Tam-

bién se ha observado que, manteniendo una misma intensidad de esfuerzo, la velocidad que se pierde corriendo cuesta arriba (23%) no se recupera corriendo cuesta abajo (ganancia de tan sólo 14%). Esto supone una pérdida total del 9% en carreras con pendientes del 6-12%, por lo que el rendimiento total se ve perjudicado (Townshend et al., 2010, Ogueta-Alday & García-López, 2016).

En el estudio desarrollado por Minetti, Moia, Roi, Susta, & Ferretti (2002), observaron el costo de caminar y correr en subidas es proporcional a la pendiente, y en bajadas, tiene una relación negativa para pendientes inferiores a -15% de pendiente. Otros estudios han propuesto describir matemáticamente la velocidad en función de la pendiente. La fórmula más simple es la regla de Naismith (Scarff 1998), quien describe que el esfuerzo de subir 100 metros de elevación, es equivalente a correr 1 kilómetro en plano. Este modelo simplifica la dinámica de carrera y no considera el costo de correr en bajadas, asumiendo que es equivalente a correr en plano. Para incorporar este efecto, Kay (2012) propuso diferentes funciones no lineales para describir la relación de la velocidad en función de la pendiente. Algunas de estas permiten identificar parámetros de carrera, como 1) la pendiente crítica de velocidad horizontal, 2) ritmo mínimo, 3) esfuerzo vertical relativo al horizontal en subida y 4) en bajada. Los parámetros obtenidos reflejan el ritmo en función de la pendiente para atletas profesionales, y considera solo segmentos en subidas o bajadas.

Actualmente, las tecnologías digitales están permitiendo generar datos para analizar las sesiones de entrenamiento y la fatiga de los atletas. Existen diversas plataformas digitales que permiten el registro y análisis de las sesiones de entrenamiento, entre las que destacan Strava, Garmin Connect,

TrainingPeaks o Apple Health. Estas plataformas permiten a los usuarios registrar la trayectoria de cada actividad utilizando el Sistema de Posicionamiento Global (SPG), y en base a estas trayectorias calculan la distancia total, tiempo y velocidad promedio (Sun & Mobasheri, 2017). Además algunas de estas plataformas tienen funciones adicionales, como mapear la ruta tomada, rastrear el ritmo alcanzado en cada momento, estimar calorías quemadas o analizar zonas de frecuencia cardíaca (West, 2015).

Para conocimiento de los autores, no hay estudios sobre el esfuerzo relativo y ángulos de máxima velocidad vertical en subidas o bajadas para un atleta amateur chileno. Pareciera ser interesante, utilizar los dispositivos móviles como herramientas que permitan estudiar las relaciones entre la velocidad horizontal y la pendiente, permitiendo modelar su desempeño en base a la propia información generada en estas plataformas digitales.

Es por lo anterior, que el objetivo de este estudio es describir una metodología de captura de datos en el seguimiento de un atleta de TR durante cinco años a través de una plataforma digital, permitiendo asociar el ritmo de carrera y su velocidad en función de la pendiente.

## Materiales y método

Se estudió a un corredor de TR masculino amateur que desarrollo sesiones de acuerdo a su percepción subjetiva del esfuerzo, sin un programa de entrenamiento específico (edad 33 años; talla 176 cm; peso 70 kg, IMC 22.6) durante 5 años (Junio de 2014- a Octubre de 2019). La carga externa (CE) fue cuantificada como la suma de kilómetros de distancia horizontal (A) y metros de desnivel positivo acumulado (B) (descritos en la figura 1). Las trayectorias de SPG se registraron con un Reloj Garmin Forerunner 225 (Garmin 2016, Kansas, EEUU), el cual genera lecturas entre 1 y 10 segundos. Cada lectura contiene coordenadas de latitud, longitud, altitud, mediciones de frecuencia cardíaca (FC), cadencia y una marca temporal. Esta información fue almacenada en la plataforma digital Strava (Strava, San Francisco, EEUU), que analiza las actividades y permite a cualquier usuario descargar la información desde su sitio web. A partir de estas variables se obtienen mediciones de distancia horizontal, diferencia de altitud, pendiente, velocidad horizontal y velocidad vertical. Todo el análisis de los datos fue realizado en un programa computacional desarrollado por los autores en el lenguaje de programación estadística R (R Core Team, versión 3.6.1).

Para estudiar los registros en subidas o en bajadas, se modelaron las actividades dividiendo en segmentos que tuviesen pendiente de un mismo signo, obteniendo registros en subidas o en bajadas. Dado que estos segmentos difieren en longitud se dividieron los registros en secciones de 500 metros de distancia horizontal (Schuessler & Axhausen 2009). Se generaron 11.800 segmentos de pendiente uniforme, los que tenían distancia horizontal equivalente. Para cada uno de estos segmentos resultantes se calculó la pendiente promedio, velocidad y ritmo promedio.

Para obtener los parámetros de ritmo mínimo, ángulo crítico y registro relativo al vertical, se utilizó una función tipo Tobler (Tobler 1993, Kay 2012), la cual se expresa:

$$p(m) = \begin{cases} p_0 e^{c_-(m-m_1)} & (m < m_1) \\ p_0 e^{c_+(m-m_1)} & (m \geq m_1) \end{cases}$$

Donde  $p$  corresponde al ritmo de carrera (inverso de la velocidad) y es una función de la pendiente  $m$ . El parámetro  $m_1$  es la pendiente crítica, que refleja el ángulo donde se alcanza la máxima velocidad,  $c_-$  es el registro relativo de correr en bajadas,  $c_+$  es el registro relativo de correr en subidas, y  $p_0$  es el ritmo mínimo (inverso de velocidad máxima), alcanzado en el ángulo crítico. Este modelo no es lineal, debido a que se compone de 2 partes, además de la función exponencial.

## Análisis estadístico

Para poder analizar todo el espectro de datos, utilizamos una regresión cuantílica (Koenker and Park, 1996), la cual permite relacionar un percentil de la variable dependiente en función de la variable independiente. En este caso utilizamos los deciles desde 10% al 90%, para reflejar todo el rango de intensidad presente en los recorridos analizados. Dado que la data contiene esfuerzos correspondientes a todo el espectro de intensidades, la regresión cuantílica nos permitió estimar el potencial de un corredor al utilizar el decil de máximo desempeño. Para encontrar los valores óptimos de los parámetros del modelo se aplica el método de *Punto Interior* desarrollado por Koenker and Park (1996) para regresiones cuantílicas.

Para cada semana presente en los datos, se calibró el modelo utilizando la CE correspondiente a un rango de 8 semanas precedentes, y se extrajeron los parámetros  $p_0$ ,  $m_1$ ,  $c_+$  y  $c_-$  para todos los deciles. Se realizó un análisis de la estadística descriptiva de los 4 parámetros obtenidos, comparándolos con los valores observados por Kay 2012. Finalmente, se calculó el coeficiente de variación (Cv) calculado como el ratio entre la desviación estándar y el rango de valores de cada parámetro.

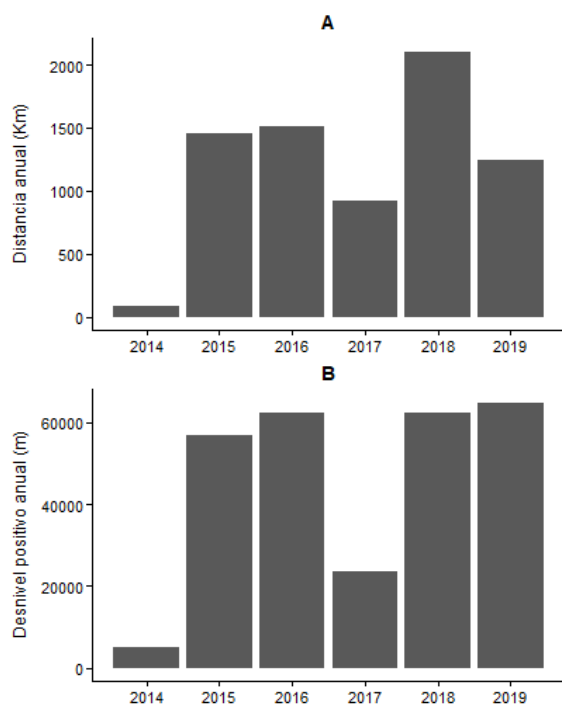
## Resultados

La tabla 1 muestra la estadística descriptiva de los parámetros de carrera para cada semana del dispositivo SPG: ritmo mínimo, el ángulo crítico y la sensibilidad exhibida en pendientes mayores y menores al ángulo crítico denominados  $P_0$ ,  $m_1$ ,  $C_+$  y  $C_-$  respectivamente. Se puede apreciar que todos los parámetros tienen un coeficiente de variación (Cv) entre 18% y 33%. Asimismo, se presentan los parámetros obtenidos por Kay (2012) para atletas profesionales los que fueron asumidos como una frontera para nuestros datos.

Tabla 1  
Estadística descriptiva de los datos obtenidos a partir de datos del dispositivo SPG. Los parámetros son el ritmo mínimo, el ángulo crítico y la sensibilidad exhibida en pendientes mayores y menores al ángulo crítico denominados  $P_0$ ,  $m_1$ ,  $C_+$  y  $C_-$  respectivamente.

	C+	C-	P0	m1
Media	4,26	2,66	4,20	-4%
Mediana	4,34	2,50	4,28	-4%
Max	5,62	4,63	5,08	0%
Min	2,44	0,13	3,47	-9%
Rango	3,18	4,50	1,61	9%
DE	0,56	0,94	0,38	3%
Cv	18%	21%	24%	33%
Valor Kay (2012)	3.05 ± 0.07	2.22 ± 0.19	2.6 ± 0.075	-10.52%

Cv: Coeficiente de variación calculado como DE / Rango; DE: desviación estándar; P0: ritmo mínimo; m1: ángulo crítico C+ (pendiente mayor al ángulo crítico) y C- (pendiente menor al ángulo crítico).



La figura 1 muestra la carga externa (CE) anual entre los años 2014 y 2019. La CE es medida como la suma de: kilómetros de distancia horizontal (A) y metros de desnivel positivo (B).

La figura 1 muestra la carga externa (CE) anual entre los años 2014 y 2019. La CE es medida como la suma de: kilómetros de distancia horizontal (A) y metros de desnivel positivo (B).

La figura 2 muestra la distribución de probabilidad de los rangos de frecuencia cardíaca (FC). Cada columna representa el porcentaje de segmentos realizados en cada nivel de FC media durante el esfuerzo. Un 81% de los esfuerzos se realizó entre 150 y 170 pulsaciones por minuto.

En la figura 3 se observa la relación entre ritmo y pendiente para un mes en particular (Octubre 2019). Cada curva

La figura 2 muestra la distribución de probabilidad de los rangos de frecuencia cardíaca (FC). Cada columna representa el porcentaje de segmentos realizados en cada nivel de FC media durante el esfuerzo. Un 81% de los esfuerzos se realizó entre 150 y 170 pulsaciones por minuto.

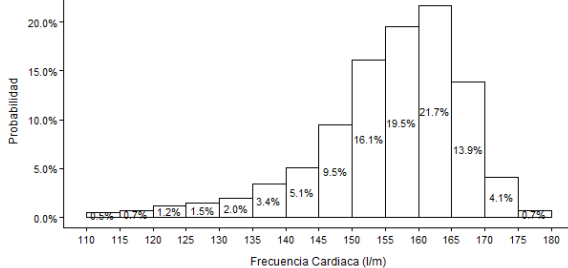
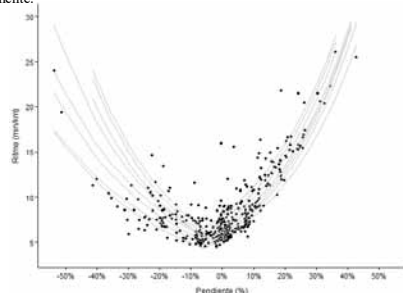


Figura 3. Relación entre ritmo y pendiente para el mes de Octubre del año 2019. Cada línea representa un percentil de esfuerzo según un modelo de Tobler (1993) calibrado con la data proveniente del dispositivo SPG. De cada decil de esfuerzo se pueden extraer parámetros de interés fisiológico, como el ritmo mínimo, el ángulo crítico, y la sensibilidad exhibida en pendientes mayores y menores al ángulo crítico, parámetros denominados P0, m1, C+ y C- respectivamente.



representa un decil para un desempeño según el modelo de Tobler (1993), para nuestro modelo se seleccionó un decil del desempeño registrado en las 8 semanas precedentes de entrenamiento calibrado con los datos de este mes en particular.

En la figura 4 se muestra la evolución en el tiempo de los parámetros de carrera al 90% de del desempeño de los mejores registros del atleta. Estos parámetros son el ritmo mínimo (A), el ángulo crítico (B), y la sensibilidad exhibida en pendientes mayores (C) y menores (D) al ángulo crítico. Estos parámetros se obtienen para cada semana, calibrando el modelo de Tobler (1993) correspondiente a las 8 semanas precedentes.

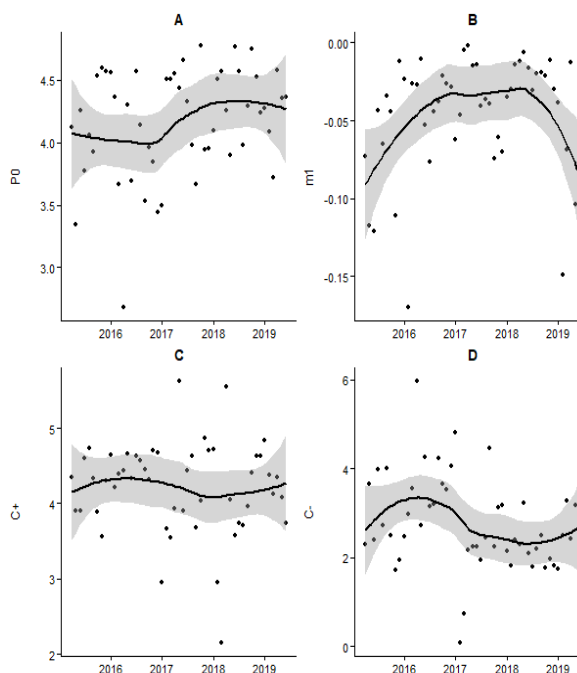


Figura 4. Evolución de los parámetros de carrera en el tiempo. Estos parámetros son el ritmo mínimo (A), el ángulo crítico (B), y la sensibilidad exhibida en pendientes mayores (C) y menores (D) al ángulo crítico. Se obtuvieron para cada semana, calibrando el modelo de Tobler (1993) con la carga de entrenamiento (CE) correspondiente a las 8 semanas precedentes.

## Discusión

El principal aporte de este estudio es presentar una metodología de seguimiento de un atleta de TR a través de la captura de datos digitales, asociando el ritmo de carrera ajustado a una pendiente cualquiera. Se propone un modelo regresión cuantílica utilizando 8 semanas precedentes con el propósito de capturar los datos y obtener información para el diseño del programa de entrenamiento.

A diferencia de Kay (1998), que ajusta la fórmula de Tobler (1993) con datos de atletas profesionales que obtuvieron primeros lugares durante diferentes competiciones, nuestros datos (Tabla 1) reflejan todo el espectro del desempeño de un atleta amateur durante cinco años. Se puede apreciar que el valor del ritmo mínimo (min/km) (P0) es superior al valor reportado por Kay, (2012), situación esperable dado que nuestro atleta su velocidad máxima es inferior a los atletas elite. Similar condición sucede con el valor de ángulo crítico de velocidad horizontal, que presentó un registro medio de -4% de pendiente, a diferencia de los reportado por Kay (2012) que fue de -10.52%. La diferencia del 6,5% sería una

consecuencia de la condición física expresada en el ángulo donde se alcanza la máxima velocidad para una pendiente cualquiera. Del mismo modo, todos los parámetros tienen un coeficiente de variación (Cv) entre 18% y 33%, reflejando las diferencias en la condición física y economía de carrera durante el periodo analizado. Según el modelo utilizado, mientras menores sean los valores de los parámetros, más eficiente será la condición física o economía de carrera del sujeto. Por este motivo, la amplia variación en los parámetros de C+ y C-, podrían atribuirse a la economía de carrera en pendiente que presenta nuestro atleta en contraste con lo propuesto por Kay (2012) el cual disminuye el Cv entre estas variables.

La estrategia de registrar los kilómetros de distancia horizontal y metros de desnivel positivo anualmente (figura 1) nos permitió conocer las fluctuaciones de la CE durante cinco años. Hemos asumido que el desempeño en cubrir desnivel negativo estuvo asociado a factores de contracción excéntrica siendo la intensidad del entrenamiento un indicador del esfuerzo físico, ya sea en segmentos con inclinación positiva o negativa, predominaron entrenamientos aeróbicos y no necesariamente con alta demanda ventilatoria (figura 2). En nuestro deportista el 81% de la FC estuvo en intensidades menores de 165 sístoles por minuto, esto concuerda con algunos autores han reportado que las contracciones excéntricas seguidas de rápidas contracciones concéntricas (fuerza reactiva) han sido descrita como una de los tres tipos de fuerza que es conveniente de entrenar para una periodización en TR (Beattie, Kenny, Lyons & Carson, 2014, Ogueta-Alday & García-López, 2016).

La evolución anual de las todas las variables analizadas presenta una gran sensibilidad a los cambios durante el periodo de entrenamiento. Debido a esto, si calculamos un modelo de captura de datos con una regresión ordinaria, reflejaría el desempeño esperado de un atleta durante una sesión de entrenamiento promedio, en lugar de reflejar el desempeño máximo (o mínimo). En nuestro estudio utilizamos una regresión cuantílica (Koenker 2005) buscando reflejar el ritmo ajustado a pendiente para cualquier decil en un desempeño registrado durante los entrenamientos. Esto es lo que se muestra en la figura 3 que compara la relación de ritmo y pendiente durante un mes en particular del año 2019. La regresión cuantílica nos entregó predicciones para cada decil, pero al modelar el potencial del sujeto se seleccionó el decil de mayor y menor desempeño, correspondiente al 90% y 10% respectivamente. Lo anterior, nos permitió comparar nuestros resultados con los obtenidos por Kay (2012), que obtuvo coeficientes que reflejan el desempeño registrado de un atleta durante una competencia de TR.

La intención de observar el desempeño registrado relativo en subidas (figura 4a) fue para comparar a nuestro sujeto consigo mismo a través del tiempo, y así relacionar este parámetro con la CE. Nuestro atleta, durante el año 2014 y 2017 presentó la menor CE exhibida en subidas (inverso de velocidad máxima) presentado un valor de 3,47 (tabla 1) siendo el ritmo mínimo alcanzado en el ángulo crítico. Si bien, los entrenamientos analizados variaron en intensidad ya que fueron desarrollados de acuerdo a la percepción subjetiva del esfuerzo del propio atleta y sin tener una programación específica de intensidades de CE, desconocemos cuanto podría afectar esta situación a lo reportado por otros inves-

tigadores que permitieron mejorar en el desempeño en las subidas (Berryman, Maurel & Bosquet, 2010; Taipale, Mikkola, Vesterinen, Nummela y Häkkinen, 2013). No obstante, creemos que contar con registros cuantificables en subidas permitirá aportar en los programas de entrenamiento para cualquier corredor de TR.

La diferencia en los valores del ángulo crítico obtenidos (figura 4b) y los reportados por Kay (2012), sugieren que los corredores se ven favorecidos por el entrenamiento específico en pendientes negativas. Aunque algunos autores discuten sobre los posibles efectos adversos debido a las diferentes demandas de cada sesión de entrenamiento (Beattie et al, 2014) o a factores psicológicos, como la aversión al riesgo de caída (Schucker, Hagemann, Strauss, & Volker, 2009), exhibiendo una disminución en este parámetro a medida que es más experimentado el atleta. Similar condición observamos en el registro relativo de correr en bajadas (figura 4d) cuando perdió velocidad horizontal, lo asumimos como la pendiente en la cual aprovechó al máximo la aceleración de gravedad mientras iba bajando. Cuando el modelo presenta este ángulo cercano a cero, la inclinación negativa les hace perder velocidad (Kay 2012). Algunos investigadores han reportado que este indicador puede ser valorado por adaptaciones neuromusculares, reclutamiento y sincronización de unidades motoras de acuerdo a una periodización más específica de fuerza explosiva y reactiva (Ogueta-Alday & García-López, 2016). No obstante, en nuestro estudio no hubo entrenamiento específico en bajadas, no obstante, el atleta presentó las velocidades más altas durante el año 2016 y desde 2018 se observa una tendencia incremental en este indicador.

El costo de correr en subidas muestra menor variabilidad que el costo de correr en bajadas. Esto se observa en las figuras 4c (tendencia estable) y 4d (oscilaciones más amplias). Esto también se puede observar en la figura 3, donde la separación entre las curvas de signo positivo es menor al a separación de las curvas con signo negativo, concordando con los Cv de C+ y C- (Tabla 1). Esto sugiere que correr en bajadas incorpora otros factores que no afectan de igual forma a correr en subidas. No podemos atribuir la razón de estos cambios, sin embargo, son elementos que se podrían optimizar en un programa de entrenamiento específico para un atleta de TR. Debido a esto, es que se seleccionaron 8 semanas de entrenamiento precedente, buscando reflejar la condición física y el desempeño del sujeto en un instante del tiempo. Este valor de 8 semanas se determinó para obtener datos para ejecutar la regresión cuantílica y poder comparar al sujeto consigo mismo en distintas temporadas.

Una limitación de nuestro estudio fue la ausencia de periodización del entrenamiento en profundidad, sin embargo, nuestra intención es presentar una metodología de captura de datos que permita asociar estas variables en los diseños de entrenamiento a partir del modelo generados en este estudio.

## Conclusión

La captura de datos diarios a través de un dispositivo digital, parecen ser una forma útil de obtener información sobre el ritmo de carrera ajustado a una pendiente cualquie-

ra. Un modelo regresión cuantílica podría ser de utilidad para el diseño del programa de entrenamiento para un atleta de UT.

## Referencias

- Abe, D., Fukuoka, Y., Muraki, S., Yasukouchi, A., Sakaguchi, Y., & Niihata, S. (2011). Effects of load and gradient on energy cost of running. *Journal of physiological anthropology*, 30(4), 153-160.
- Beattie, K., Kenny, I. C., Lyons, M., & Carson, B. P. (2014). The effect of strength training on performance in endurance athletes. *Sports Medicine*, 44(6), 845-865.
- Berryman, N., Maurel, D., & Bosquet, L. (2010). Effect of plyometric vs. dynamic weight training on the energy cost of running. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 24(7), 1818-1825.
- Costa, R. J., Gill, S. K., Hankey, J., Wright, A., & Marczak, S. (2014). Perturbed energy balance and hydration status in ultra-endurance runners during a 24 h ultramarathon. *British Journal of Nutrition*, 112(3), 428-437.
- Kay, A. (2012). Pace and critical gradient for hill runners: an analysis of race records. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 8(4).
- Koenker, R., & Park, B. J. (1996). An interior point algorithm for nonlinear quantile regression. *Journal of Econometrics*, 71(1-2), 265-283.
- Koenker, R., & Regression, Q. (2005). Cambridge University Press. *New York*.
- López Calderón, D. (2018). Influencia del modo de locomoción en la economía de carrera en diferentes pendientes. Influence of the locomotion mode on movement economy during different slopes. tesis de grado, disponible en: <https://buleria.unileon.es/handle/10612/8095>
- Millet, G. Y., Banfi, J. C., Kerherve, H., Morin, J. B., Vincent, L., Estrade, C., ... & Feasson, L. (2011). Physiological and biological factors associated with a 24 h treadmill ultra marathon performance. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, 21(1), 54-61.
- Minetti, A. E., Moia, C., Roi, G. S., Susta, D., & Ferretti, G. (2002). Energy cost of walking and running at extreme uphill and downhill slopes. *Journal of applied physiology*, 93(3), 1039-1046.
- Ogueta-Alday, A., & García-López, J. (2016). Factores que afectan al rendimiento en carreras de fondo. *RICYDE. Revista Internacional de Ciencias del Deporte*, 12(45), 278-308.
- Scarf, P. (1998). An empirical basis for Naismith's rule. *Mathematics Today-Bulletin of the Institute of Mathematics and its Applications*, 34(5), 149-152.
- Schücker, L., Hagemann, N., Strauss, B., & Völker, K. (2009). The effect of attentional focus on running economy. *Journal of sports sciences*, 27(12), 1241-1248.
- Schuessler, N., & Axhausen, K. W. (2009). Processing raw data from global positioning systems without additional information. *Transportation Research Record*, 2105(1), 28-36.
- Sun, Y., & Mobasher, A. (2017). Utilizing Crowdsourced data for studies of cycling and air pollution exposure: A case study using Strava Data. *International journal of environmental research and public health*, 14(3), 274.
- Taipale, R. S., Mikkola, J., Vesterinen, V., Nummela, A., & Häkkinen, K. (2013). Neuromuscular adaptations during combined strength and endurance training in endurance runners: maximal versus explosive strength training or a mix of both. *European Journal of Applied Physiology*, 113(2), 325-335.
- Tobler, W. (1993). Three Presentations on Geographical Analysis and Modeling: Non-Isotropic Geographic Modeling; Speculations on the Geometry of Geography; and Global Spatial Analysis (93-1).
- Townshend, A. D., Worringham, C. J., & Stewart, I. (2010). Spontaneous pacing during overground hill running. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 42(1), 160-169.
- West, L. R. (2015). Strava: challenge yourself to greater heights in physical activity/cycling and running. *Br J Sports Med*, 49(15), 1024-1024.
- Zaryski, C., & Smith, D. J. (2005). Training principles and issues for ultra-endurance athletes. *Current sports medicine reports*, 4(3), 165-170.

