



VNIVERSITAT DE VALÈNCIA

Facultad de Medicina y Odontología
Departamento de Fisiología
Programa de Doctorado en Fisiología

Análisis de la distribución del esfuerzo y predicción del rendimiento en maratón

Tesis Doctoral presentada por
D. Francisco Javier Oficial Casado

Directores:

Dr. D. José Ignacio Priego Quesada
Dr. D. Pedro Pérez Soriano

Tutora:

Dra. D^a Rosario Salvador Palmer

Valencia, mayo 2025

D. JOSÉ IGNACIO PRIEGO QUESADA, Titular de Universidad del Dpto. de Educación Física y Deportiva la Universitat de València,

D. PEDRO PÉREZ SORIANO, Catedrático de Universidad del Dpto. de Educación Física y Deportiva la Universitat de València,

CERTIFICAN:

Que la presente memoria, titulada “**Análisis de la distribución del esfuerzo y predicción del rendimiento en maratón**”, corresponde al trabajo realizado bajo su dirección por D. Francisco Javier Oficial Casado, para su presentación como Tesis Doctoral en el Programa de Doctorado en Fisiología de la Universitat de València.

Y para que conste firman el presente certificado en Valencia, a 5 de mayo de 2025

Fdo. José Ignacio Priego Quesada

Fdo. Pedro Pérez Soriano

*Para Fanny, mi pareja y compañera de vida,
para Olivia, mi hija,
y para Roscón, mi fiel compañero.
Ellos consiguen darme paz
y que disfrute de cada día.*

AGRADECIMIENTOS

Finalmente, tras estar cerca de ser un caso más del clásico eterno alumno de doctorado, he conseguido finalizar esta tesis doctoral. Un doctorado requiere de una dedicación constante que, cuando se combina con otras obligaciones y responsabilidades profesionales y personales de la vida, se convierte en un auténtico desafío. La voluntad siempre ha sido la de avanzar, y precisamente, en determinadas épocas, el hecho de ver pasar el tiempo sin poder conseguir la dedicación y continuidad necesarias ha sido el origen de una frustración que en ocasiones ha sido difícil de digerir. Sin duda, esto no hubiera sido posible sin el carácter que ha forjado en mí toda una vida dedicada al deporte, y sin el especial apoyo y ánimos de determinadas personas.

Este momento no habría sido posible sin alguien que me facilite y mejore la vida cotidiana como **Fanny**, mi pareja. Sé que no es fácil soportarme en el día a día, y ella me transmite el optimismo, el apoyo, el amor y la paz necesarios para haber podido sacar adelante esta tesis. Pero sin duda, el auténtico catalizador de este proceso ha sido **Olivia**, mi hija. Tanto el anuncio de su llegada como, sobre todo, sus primeros meses de vida han sido el auténtico punto de inflexión para conseguir sacar mi máximo esfuerzo en este tiempo. También ha sido la responsable de mi afiliación al productivo *club de las 5*. A las dos, les pido disculpas por el tiempo que les he robado estos últimos meses del proceso.

Gracias a mis **padres** por los valores que me han transmitido y por el apoyo incondicional en todas las decisiones que he tomado en mi vida, incluso cuando en ocasiones no han estado de acuerdo. También, por haberme inculcado el deporte desde mis primeros recuerdos, y poder darme siempre los recursos necesarios con todo el esfuerzo de su trabajo. A mi **hermano** y su familia, por estar siempre dispuestos a ayudar.

Muchas personas han sido, directa o indirectamente responsables de este logro, tanto **amigos** como **pupilos** que no nombraré para no dejarme a ninguno, pero que seguro saben quiénes son cuando lean estas líneas. Han sido fuente de ánimo e inspiración en este desafío.

Especial agradecimiento a mis directores, **Jose y Pedro**, por su eterna paciencia e infinita predisposición. Es un verdadero lujo haber podido disfrutar de su ayuda y sus ánimos.

Desde luego han sido grandes responsables de algunas de mis decisiones profesionales más importantes. A mi tutora, **Rosario**, quien desde su acogida en el Máster en Fisiología me ha facilitado y ayudado de manera amable, excepcional, detallada y minuciosa con todos los trámites y documentos necesarios hasta llegar a este punto. A los tres, les quiero dar las gracias y pedir disculpas por la paciencia que han tenido conmigo.

También quisiera agradecer la ayuda que siempre he encontrado en los compañeros del **GIBD**, tanto en forma de resolución de dudas como de conversaciones motivadoras sobre la carrera académica.

Me gustaría también destacar y estar agradecido al **deporte** como agente educativo, y más concretamente los deportes a los que he dedicado toda mi vida: **la natación y el triatlón**. Podría decir que el deporte me lo ha dado todo en esta vida: aprendizaje, felicidad, amigos, trabajo, y un sinfín de experiencias increíbles. El deporte ha forjado mi carácter, y me ha inculcado valores sin los cuales no hubiera podido conseguir terminar el doctorado.

Por último, quiero destacar y agradecer la oportunidad que me ha ofrecido siempre la **educación pública** para tener los recursos necesarios para conseguir este hito académico. En el sistema público he podido disfrutar de centros educativos de calidad donde he podido conocer a profesores y compañeros que, de una manera u otra, han influido en mí hasta llegar a este punto del camino.

ÍNDICE

1.	INTRODUCCIÓN	3
1.1.	Evolución de la maratón como prueba deportiva	3
1.2.	Análisis y predicción del rendimiento en maratón	8
1.2.1.	Leyes Potenciales y Potencia crítica	9
1.2.2.	Modelos fisiológicos del rendimiento en maratón	58
1.2.3.	Big Data e Inteligencia artificial (IA) aplicada a la predicción del rendimiento.....	74
1.3.	Distribución del esfuerzo	77
1.3.1.	Factores determinantes de la distribución del esfuerzo en pruebas de resistencia	79
1.3.2.	Distribución del esfuerzo en maratón.....	81
2.	OBJETIVOS.....	89
2.1.	Justificación	89
2.2.	Hipótesis y objetivos.....	90
3.	ESTUDIO 1: Descripción de la distribución del esfuerzo en maratón en función de las características de la prueba y el nivel de rendimiento	95
3.1.	Introducción	97
3.2.	Material y métodos	98
3.3.	Resultados	101
3.4.	Discusión.....	107
4.	ESTUDIO 2: Consistencia de la distribución del esfuerzo en maratón	115
4.1.	Introducción	117
4.2.	Material y métodos	118
4.3.	Resultados	123
4.4.	Discusión.....	127
5.	ESTUDIO 3: Ecuación de predicción del rendimiento para la Maratón de Valencia.....	135

5.1. Introducción	137
5.2. Material y métodos	138
5.3. Resultados	141
5.4. Discusión	150
6. DISCUSIÓN GENERAL	157
7. CONCLUSIONES GENERALES	165
8. APLICACIONES PRÁCTICAS	169
9. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	173
10. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	177
11. ANEXOS.....	195

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Imágenes de momentos clave en la evolución de la maratón. Figura 1.1A: Estadio Panathinaiko, Atenas, sede de los primeros JJOO de la era moderna (1896). Fuente: Wikipedia. Figura 1.1B: Emil Zátopek compitiendo en 1951. Fuente: Wikipedia. Figura 1.1C: Abebe Bikila en la maratón de los JJOO de Roma (1960). Fuente: Wikipedia. Figura 1.1D: Kathrine Switzer en lo que fue la primera participación de una mujer en la prueba de maratón, en Boston (1967). Fuente: Vega Alonso del Val (2023). Figura 1.1E: Maratón de Nueva York. Fuente: Getty Images. Figura 1.1F: Salida de la Maratón de Valencia en su nueva sede de la Ciudad de las Artes y las Ciencias. Fuente: visitvalencia.com.	6
Figura 1.2. Evolución de inscripciones en la Maratón de Valencia desde 2008 hasta 2024. Se puede observar el notable aumento a partir de 2011 fruto de los cambios introducidos en la prueba. En 2020 la prueba popular contaba con 30.000 inscritos, pero tuvo que suspenderse debido al COVID y sólo se disputó la prueba élite, y en la edición de 2021 sólo se ofertaron 18.000 plazas debido a las restricciones del COVID. Fuente: Elaboración propia.	7
Figura 1.3. Representación gráfica velocidad-distancia de diferentes trabajos del último siglo. Fuentes: Figura 1.3A: (Kennelly, 1906). Figura 1.3B: (Lietzke, 1954). Figura 1.3C: (García-Manso et al., 2005).	10
Figura 1.4. Representación gráfica de las relaciones equivalentes entre potencia y tiempo de esfuerzo (A), potencia y trabajo (B), y trabajo y tiempo de esfuerzo (C) según el modelo de PL (arriba) y CP (abajo). Fuente: Adaptado de Drake et al. (2024).	11
Figura 1.5. Representación gráfica de los récords de carrera a pie y marcha. Figura 1A: Gráfica velocidad-tiempo de los récords masculinos y femeninos, récords mundiales y olímpicos hasta 1953. Figura 1B: Gráfica Log-Log de estos récords. Fuente: Adaptado de (Lietzke (1954).....	14
Figura 1.6. Mejores rendimientos reportados en las diferentes actividades y duraciones de esfuerzo. Según Riegel (1981), en el “Rango de resistencia”, todos los rendimientos son descritos por una recta que representa el tiempo como una simple potencia de la distancia. Fuente: Adaptado de Riegel (1981).....	18
Figura 1.7. Mejores rendimientos reportados en las diferentes distancias, grupos de edad y sexo. (a: factor de velocidad; b: índice de fatiga). Fuente: Adaptado de Riegel (1981).	20
Figura 1.8. Reducción de la fracción de $\dot{V}O_{2max}$ en las diferentes duraciones de esfuerzo (% $\dot{V}O_{2max}$). $\dot{V}O_{2max}$ estimado para las velocidades medias de los mejores rendimientos hasta 1985. Fuente: Adaptado de Peronnet et al. (1987).	23
Figura 1.9. Reducción de % $\dot{V}O_{2max}$ de dos corredores con un perfil diferente. El corredor 1 tiene un perfil más resistente ya que su índice de resistencia (-6,98) es menor que el del corredor 2 (-9,31), por lo tanto, a medida que aumente la duración del esfuerzo será probable que tenga un mejor rendimiento. Fuente: Adaptado de Peronnet et al. (1987).	24

- Figura 1.10. Variaciones de la capacidad anaeróbica (CAn)(J/kg), máxima potencia aeróbica (VO₂max) (ml·kg⁻¹·min⁻¹) e índice de resistencia (E) entre 1908 y 1987 estimados para los mejores rendimientos en hombres y mujeres en distancias desde los 100 m hasta la maratón. MAE (%). Fuente: Adaptado de Peronnet y Thibault (1989).**27**
- Figura 1.11. Representación gráfica log-log tiempo y distancia de la evolución de los WR masculinos (100 a 10.000mts) entre 1925 y 1995. Fuente: Adaptado de Katz y Katz (1999).**31**
- Figura 1.12. Evolución de los récords masculinos (100 a 10.000 m) entre 1925 y 1995 en 100 m (A), la milla (b), 1 km (C) y 10.000 m (D). Se puede observar cómo las gráficas tienen forma ligeramente hiperbólica. La línea continua representa t_{ij} (tiempo registrado en la prueba), mientras que la línea discontinua representa T_{ij} (tiempo proyectado según su ecuación). Error estimado en $\pm 0,5\%$. Fuente: Adaptado de Katz y Katz (1999).**31**
- Figura 1.13. Representación gráfica de los récords de 1.500 m, 3.000 m, 5.000 m, 10.000 m, media maratón y maratón y de los rendimientos correspondientes a los atletas ranqueados en posición 100, 200, 300, 400 y 550. Figura 1.13A: Gráfica velocidad-distancia. Figura 1.13B: Gráfica log-log velocidad-distancia. Fuente: Adaptado de García-Manso et al. (2005).**32**
- Figura 1.14. Evolución de los valores $\alpha(r)$ y $C(r)$ para todos los grupos de rendimiento (r) considerados (1º, 100º, 200º, 300º, 400º y 55º). (IR = Índice de Rendimiento). Fuente: Adaptado de García-Manso et al. (2005).**33**
- Figura 1.15. Comparativa de los modelos testados para predecir el rendimiento en maratón a partir de sólo 1 marca previa (Modelo 1), 2 marcas previas (Modelo 2) y el modelo original de Riegel con índice de fatiga $k=1,07$. Fuente: Adaptado de Vickers y Vertosick (2016).**38**
- Figura 1.16. Extrapolación de las relaciones lineales de rendimiento hasta maratón (líneas discontinuas) y marcas reales de tres corredores élite. Fuente: Adaptado de Vandewalle (2018).**41**
- Figura 1.17. Relación hiperbólica $P=P(T)$ (A) y regresión lineal de la relación $W=W(T)$ (B). En A, la CP es la asíntota de la potencia, mientras que la W' es la constante de la curva. En B, la CP sería la pendiente de la recta de regresión mientras que la W' sería el intercepto. Fuente: Adaptado de Jones y Vanhatalo (2017).**43**
- Figura 1.18. Representación gráfica de los récords de natación, remo y carrera, masculinos y femeninos, vigentes en 1925. La escala de velocidad está adaptada para natación (5 veces menor). Fuente: Adaptado de Hill (1925).**44**
- Figura 1.19. Coste de oxígeno de natación y carrera de los WR (vigentes en 1925) asumiendo que al final del esfuerzo se termina con la máxima deuda de oxígeno (15L) y que el VO₂max es de 4 y 3,5 L/min en carrera a pie y natación respectivamente. Fuente: Adaptado de Hill (1925).**45**
- Figura 1.20. Relación entre la velocidad y t_{lim} en carrera a pie. Contribución del metabolismo aeróbico (b) y anaeróbico (a) en función de t_{lim} . Fuente: Adaptado de Ettema (1966).**49**

Figura 1.21. Relación entre el VO ₂ max, el UAn y la CP. (A): Relación entre el VO ₂ max y la suma de CP y a (componente anaeróbico, en w) $r = 0,956$. (B): Relación entre el equivalente de CP en VO ₂ (CPVO ₂) y el UAn equivalente (VO ₂) $r = 0,927$. Fuente: Adaptado de Moritani et al. (1981).....	50
Figura 1.22. Representación gráfica del modelo de CP de tres componentes. Se puede observar la asíntota vertical correspondiente a $P = CP$, y la asíntota horizontal correspondiente a $t = k = W'/CP - P_{max}$. Fuente: Adaptado de Morton (1996).....	53
Figura 1.23. Aplicación del Modelo de CP de Morton en tres corredores élite de diferentes épocas con marcas conocidas desde 800 m hasta maratón. Fuente: Adaptado de Vandewalle (2018).....	55
Figura 1.24. A. V. Hill utilizando la bolsa Douglas para el análisis de gases. Fuente: Hill et al. (1924), en Shephard (2017).	59
Figura 1.25. [La ⁻] al finalizar pruebas de diferentes distancias. La línea discontinua representa valores basales medidos en laboratorio. Fuente: Adaptado de (Costill, 1970).	62
Figura 1.26. Conceptualización de los principales factores fisiológicos que regulan el rendimiento en maratón. ATP: adenosin trifosfato; CHO: carbohidratos. Fuente: Adaptado de Coyle (2007).....	69
Figura 1.27. Visión esquemática de las interacciones de los factores fisiológicos determinantes del rendimiento de resistencia. (A): Modelo de Joyner y Coyle (2008) con el rendimiento aeróbico y EC como principales factores limitantes del rendimiento de resistencia. (B): Modelo de Joyner y Coyle (2008) actualizado por Jones (2023) desde el punto de vista del modelo de rendimiento de CP con la “resiliencia” como cuarta dimensión. Fuente: Adaptado de Jones (2023) y Joyner y Coyle (2008).....	72
Figura 1.28. Esquema de los procesos basados en características de un modelo ML. Fuente: Adaptado de Richter et al. (2024).	76
Figura 1.29. Relación entre el centro teleoanticipatorio en el cerebro y la percepción del esfuerzo durante el ejercicio. La intensidad del ejercicio es regulada de manera subconsciente por el sistema nervioso central, y el esfuerzo percibido es la interpretación de la información aferente regulada de manera teleológica por el cerebro. Fuente: Adaptado de Lambert et al. (2005).	81
Figura 1.30. Comparación de la distribución del esfuerzo en maratón (Rango de Ritmo (%)) entre hombres y mujeres en función de su nivel de rendimiento. Fuente: Adaptado de Breen et al. (2018).	82
Figura 1.31. Distribución del esfuerzo del Cto. del Mundo femenino de Maratón (2009) expresada en variación (%) de la velocidad relativa de cada parcial de 5 km respecto al parcial del km 5-10. Grupos de nivel establecidos en función del cuartil en la clasificación final. Fuente: Adaptado de Renfree y St Clair Gibson (2013).....	83
Figura 1.32. Evolución del desacople entre carga interna (FC) y externa (ritmo) de corredores/as en función de la magnitud (alto, medio y bajo). Fuente: Adaptado de Smyth et al. (2022).	84

Figura 3.1. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre las maratones son mostradas con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores $A > B > C > D$). Fuente: Elaboración propia.102

Figura 3.2. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas y de las diferentes categorías de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre las maratones son mostradas con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores $A > B > C > D$). Fuente: Elaboración propia.103

Figura 3.3. Media $\pm$ SD del rango de ritmo (A, diferencia entre la velocidad relativa máxima y mínima), DifMedia (B, diferencia en la velocidad relativa entre la primera y la segunda media maratón de las pruebas) y Δ Velocidad relativa (C, diferencia entre la velocidad relativa entre los parciales del km 10 y km 40) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas y de las diferentes categorías de tiempo de corredores. Las diferencias entre las maratones son mostradas con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores $A > B > C$). Fuente: Elaboración propia.105

Figura 3.4. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas y de las diferentes categorías de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre los tiempos parciales son mostrados con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores $A > B > C > D > E$), y las diferencias entre las categorías de tiempo son detalladas bajo las medias. Fuente: Elaboración propia.106

Figura 4.1. Red neuronal artificial (ANN). Fuente: Elaboración propia.122

Figura 4.2. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales analizados en las diferentes ediciones. El Coeficiente de Correlación intraclase (CCI) entre ediciones se muestra para cada maratón y categoría de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre ediciones se representan utilizando símbolos (***) $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre 2017 y 2018; ### $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre 2018 y 2019; no se observaron diferencias entre las ediciones 2017 y 2019). Fuente: Elaboración propia.124

Figura 4.3. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales analizados de las diferentes pruebas. El Coeficiente de Correlación intraclase (CCI) entre pruebas se muestra para cada categoría de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre pruebas se representan utilizando símbolos (***) $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre Chicago y Londres; &&& $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre Chicago y Tokio; ### $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre Londres y Tokio). Fuente: Elaboración propia.125

Figura 4.4. Diagrama de cajas de la variación de ritmo (A), DifMedia (B) y Δ Velocidad relativa de las maratones analizadas. Se muestra el Coeficiente de Correlación

intraclase (CCI) entre ediciones de cada maratón. No se observaron diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre ediciones. Fuente: Elaboración propia.	126
Figura 4.5. Matriz de confusión del conjunto de datos. Fuente: Elaboración propia.	127
Figura 5.1. Correlación lineal simple entre las marcas de la Media Maratón y Maratón de Valencia 2022 y 2023. Fuente: Elaboración propia.	141
Figura 5.2. Rango de ritmo (diferencia entre la velocidad relativa máxima y mínima de los parciales de la media maratón) de los corredores clasificados por su tiempo de finalización de la maratón. Fuente: Elaboración propia.	142
Figura 5.3. Evolución del error medio absoluto (MAE) (%) del Modelo 1 y del VDOT en función del rendimiento (categoría de tiempo) en la maratón. Para facilitar la comprensión, no se muestran las barras de error. Las diferencias de precisión (MAE) entre los modelos son indicadas con * ($p < 0,05$) y **** ($p < 0,0001$). Los CCI indicados de cada modelo corresponden a $CCI > 0,20$ y $p < 0,05$. En color gris, valores correspondientes al VDOT, y en negro valores del Modelo 1. Fuente: Elaboración propia.	147
Figura 6.1. Guía esquemática de la tesis doctoral	162

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1. Mejora de la marca a través del ritmo uniforme, utilizando el mismo coste de oxígeno que con una variación del ritmo del $\pm 10\%$ de la velocidad. Escala de colores: rojo (valores más bajos), azul (valores más altos). Fuente: Adaptado de Henry (1954)...	17
Tabla 1.2. Características metabólicas de las pruebas de 100 a 10000 m. Destacado en negrita y sombreado en azul las columnas relativas a los porcentajes de las aportaciones aeróbicas y anaeróbicas. Fuente: Adaptado de Ward-Smith (1985).....	22
Tabla 1.3. Valores de VDOT asociados a las marcas (hh:mm:ss) en diferentes distancias populares de carrera a pie. Fuente: Daniels (2022).	65
Tabla 3.1. Distribución de los corredores analizados en función de su categoría de tiempo de finalización de la prueba (sub-2:30 (< 2:30 h), sub-3:00 (entre 2:30 y 2:59 h), sub-3:30 (entre 3:00 y 3:29 h), sub-4:00 (entre 3:30 y 3:59 h), sub-4:30 (entre 4:00 y 4:29 h) y sub-5:00 (entre 4:30 y 4:59 h)).	100
Tabla 4.1. Características de las maratones analizadas. ^{*1} Las condiciones ambientales de Tokio fueron obtenidas de la página web oficial de la prueba, mientras que las de Londres y Chicago de la página web https://www.timeanddate.com . ^{*2} La ganancia y pérdida de elevación fueron obtenidas de un corredor que realizó todas las maratones (Garmin 920XT, Garmin Ltd, EE.UU.).	120
Tabla 4.2. Distribución de los corredores analizados en función de su categoría de tiempo de finalización de la prueba (sub-2:30 (< 2:30 h), sub-3:00 (entre 2:30 y 2:59 h), sub-3:30 (entre 3:00 y 3:29 h), sub-4:00 (entre 3:30 y 3:59 h), sub-4:30 (entre 4:00 y 4:29 h), sub-5:00 (entre 4:30 y 4:59 h), sub-5:30 (entre 5:00 y 5:29 h) y sub-6:00 (entre 5:29 y 5:59 h)).	120
Tabla 5.1. Sumario de los modelos de regresión obtenidos. Categorización de grupos de edad acorde al reglamento de la World Athletics y la RFEA (disponible en página web de la prueba: https://www.valenciaciudadadelrunning.com/maraton/reglamento-42k-2024/#seccion4): Sub-20: 18 y 19 años; Sub-23: 20, 21 y 22 años; Senior: 23-34 años; M-35: 35-39 años; M-40: 40-44 años; M-45: 45-49 años; M-50: 50-54 años; M-55: 55-59 años; M-60: 60-64 años; M65: 65-69 años; M70: 70-74 años.	144
Tabla 5.2. Medias del error medio absoluto (MAE) (%) $\pm$ SD del Modelo 1 y el VDOT en las diferentes categorías de tiempo de la maratón. Intervalo de confianza al 95% (IC95%), valores p con el ajuste de Bonferroni y tamaño del efecto (ES) de las diferencias. Destacado en negrita las diferencias $p < 0,05$	146
Tabla 5.3. Diferencias de precisión entre las categorías de tiempo de la maratón de las predicciones del Modelo 1 y el VDOT. Valores p con el ajuste de Bonferroni y tamaño del efecto (ES) de las diferencias. Destacado en negrita las diferencias $p < 0,05$	149

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1.1. "Power law" o Ley/es Potencial/es (PL).	11
Ecuación 1.2. PL de Kennelly (1906).	12
Ecuación 1.3. Logaritmo de la PL de Kennelly (1906).	12
Ecuación 1.4. Índice de resistencia de Henry y Farmer (1949).	13
Ecuación 1.5. "Log-Log Relationship" (Lietzke, 1954).	13
Ecuación 1.6. Cálculo de la constante k (Lietzke, 1954).	14
Ecuación 1.7. PL de Henry (1954) para el cálculo del rendimiento en esfuerzos máximos y submáximos con distribución del esfuerzo uniforme.	15
Ecuación 1.8. Velocidad máxima de un corredor (Henry, 1954).	15
Ecuación 1.9. PL de Henry (1954) para el cálculo energético del metabolismo aeróbico y anaeróbico.	16
Ecuación 1.10. PL de Sargent (1926) para el cálculo del $\dot{V}O_2$	16
Ecuación 1.11. "Ecuación de resistencia" de Riegel (1981).	19
Ecuación 1.12. "Resistencia específica" de Riegel (1981).	20
Ecuación 1.13. PL de Ward-Smith (1985).	21
Ecuación 1.14. Índice de resistencia de Peronnet et al. (1987).	24
Ecuación 1.15. Aporte energético total (Peronnet y Thibault, 1989).	25
Ecuación 1.16. Potencia total sostenible en el tiempo (Peronnet y Thibault, 1989).	25
Ecuación 1.17. Cálculo del aporte energético del metabolismo anaeróbico (Peronnet y Thibault, 1989).	26
Ecuación 1.18. Cálculo del aporte energético del metabolismo aeróbico (Peronnet y Thibault, 1989).	26
Ecuación 1.19. Cálculo del gasto energético de las desviaciones en el rendimiento (Katz y Katz, 1994).	29
Ecuación 1.20. Desviación del gasto energético total (%). (Katz y Katz, 1994).	29
Ecuación 1.21. Cálculo del efecto de los años en las desviaciones de los récords (Katz y Katz, 1999).	30
Ecuación 1.22. Cálculo de la constante c (PL) (Katz y Katz, 1999).	30
Ecuación 1.23. Adaptación de la ecuación estándar de PL según Katz y Katz (1999).	30
Ecuación 1.24. Cálculo de las desviaciones de los WR (Katz y Katz, 1999).	30
Ecuación 1.25. PL de Garcia-Manso et al. (2005) teniendo en cuenta el nivel de rendimiento de los atletas y la distancia.	33
Ecuación 1.26. PL universal de García-Manso et al. (2012).	34

Ecuación 1.27. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 1.500 m.	34
Ecuación 1.28. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 3.000 m.	35
Ecuación 1.29. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 5.000 m.	35
Ecuación 1.30. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 10.000 m.....	35
Ecuación 1.31. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en media maratón.....	35
Ecuación 1.32. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en maratón.....	35
Ecuación 1.33. Modelo 1 de Vickers y Vertosick (2016): Predicción de la marca en maratón a partir de la fórmula de Riegel (1981), con sólo 1 marca previa y el volumen medio semanal de entrenamiento.....	37
Ecuación 1.34. Modelo 2 de Vickers y Vertosick (2016): Predicción de la marca en maratón a partir de la fórmula de Riegel (1981), con 2 marcas previas y el volumen medio semanal de entrenamiento.....	37
Ecuación 1.35. Modelo de PL de Mulligan et al. (2018).	40
Ecuación 1.36. Cálculo de la potencia para mantener una velocidad constante (Mulligan et al., 2018).	40
Ecuación 1.37. Cálculo de la potencia máxima (Mulligan et al., 2018).	40
Ecuación 1.38. Tiempo de extenuación a una velocidad (v) determinada (Mulligan et al., 2018).....	41
Ecuación 1.39. Potencia Crítica (CP).	42
Ecuación 1.40. Tiempo de extenuación según el modelo de CP.	43
Ecuación 1.41. Relación del trabajo y el tiempo ($W=W(T)$) según el modelo CP.	43
Ecuación 1.42. Cálculo de la velocidad en función de la distancia y la producción energética (Hill, 1927).....	45
Ecuación 1.43. Relación lineal del trabajo muscular en el tiempo ($W=W(T)$) (Monod y Scherrer, 1965).....	46
Ecuación 1.44. "Energía muscular de reserva" (Monod y Scherrer, 1965).....	46
Ecuación 1.45. Cálculo del máximo trabajo y del tiempo hasta la extenuación según el modelo de CP de Monod y Scherrer (1965).	47
Ecuación 1.46. Cálculo de la distancia total (Ettema, 1966).	47
Ecuación 1.47. Cálculo de la CS (Ettema, 1966).....	48

Ecuación 1.48. Requerimientos del metabolismo energético según el modelo de CP de Ettema (1966).	48
Ecuación 1.49. Cálculo del VO_{2max} de Moritani et al. (1981).....	50
Ecuación 1.50. Cálculo de la potencia en el modelo moderno de CP.	51
Ecuación 1.51. Cálculo del trabajo en el modelo moderno de CP.	51
Ecuación 1.52. Cálculo de la potencia en base a la relación de la CP y la reserva de trabajo anaeróbica (W').	51
Ecuación 1.53. Cálculo del tiempo de extenuación según el Modelo de 3 componentes de CP de Morton (1996).	53
Ecuación 1.54. Cálculo de la reserva anaeróbica (W') según el Modelo de 3 componentes de CP de Morton (1996).	53
Ecuación 1.55. Cálculo de la distancia de carrera a través del nomograma de Margaria et al. (1975).	60
Ecuación 1.56. Predicción del rendimiento en maratón de Joyner (1991).	67
Ecuación 5.1. Cálculo de la marca en la Maratón de Valencia.	145

ABREVIATURAS Y NOMENCLATURAS

Δ Velocidad relativa: Variación de velocidad relativa

[La]: Concentración de lactato

$\% \dot{V}O_{2max}$: Fracción de utilización del consumo máximo de oxígeno

ANN: Red neuronal artificial

ATP: Adenosin trifosfato

BD: Base/s de datos

CCI: Coeficiente de correlación intraclase

CHO: Hidratos de carbono

CP: Potencia Crítica

CS: Velocidad Crítica

DifMedia: Diferencia entre primera y segunda media maratón

D_{lim}: Distancia límite

D': Reserva de distancia anaeróbica

EC: Economía de carrera

ES: tamaño del efecto

FC: Frecuencia cardíaca

FC_{max}: Frecuencia cardíaca máxima

IA: Inteligencia Artificial

IAAF: Federación Internacional de Atletismo (Actualmente *World Athletics*)

IR: Índice de rendimiento

KNN: Red neuronal basada en datos "*k* vecinos cercanos"

Log-Log: Logaritmo de la distancia y logaritmo del tiempo

LT: Umbral de lactato

MAE: Error Medio Absoluto

MAP: potencia aeróbica máxima

ML: Machine learning

MSE: Error cuadrático Medio

O₂: Oxígeno

P: Potencia

P-T: Relación potencia-tiempo

P_{max}: Potencia máxima

PL: "*Power law*" o Ley/es Potencial/es

RMSE: Raíz del error cuadrático medio

RRSS: Redes sociales

SE: Error de estimación

T: Tiempo

T_{lim}: Tiempo límite

UA: Umbral aeróbico

UAn: Umbral Anaeróbico

V: velocidad

VDOT: Equivalente de $\dot{V}O_2$

$\dot{V}O_2$: Consumo de oxígeno

$\dot{V}O_{2max}$: Consumo máximo de oxígeno

W: trabajo

W': capacidad de trabajo anaeróbica

W_{lim}: Máxima capacidad de trabajo

WR: Récord Mundial

RESUMEN

En pruebas de resistencia como la maratón, la predicción del rendimiento es importante para poder plantear y entrenar una distribución del esfuerzo realista que pueda prevenir colapsos o caídas drásticas del rendimiento en los instantes finales de la prueba, especialmente en corredores noveles o con poca experiencia. El conocimiento previo de la estrategia de distribución del esfuerzo permite entrenarla para que los corredores puedan adaptarse de manera más específica al esfuerzo que van a realizar. A pesar de que en la literatura existen numerosas ecuaciones para estimar el rendimiento en maratón, la mayoría de ellas no son extrapolables a una muestra heterogénea como la gran masa de corredores populares que conforman la mayoría de participantes de las maratones actuales, o son difíciles de implementar por el tipo y cantidad de variables que requieren. El objetivo principal de esta tesis doctoral fue describir la distribución del esfuerzo según el nivel de rendimiento de los corredores utilizando grandes bases de datos (BD) y obtener una ecuación de predicción del rendimiento en maratón con datos de fácil acceso. Para ello, primeramente, se realizó una descripción de la distribución del esfuerzo de una gran muestra heterogénea de corredores en diferentes maratones. A continuación, se comprobó si estas dinámicas de distribución del esfuerzo eran consistentes en diferentes ediciones y pruebas. Finalmente, se propuso una ecuación de predicción que tuviera en cuenta la distribución del esfuerzo y fuera válida para la gran masa de corredores populares.

En base a los resultados de la presente tesis, se pudo concluir que, aunque las características de la prueba afectan al ritmo, el efecto fue mayor a medida que disminuyó el nivel de rendimiento de los corredores. Por lo tanto, las características de la distribución del esfuerzo deben tenerse en cuenta por parte de entrenadores y corredores al elegir la prueba y trabajar en las estrategias de distribución del esfuerzo, por los investigadores para extrapolar o interpretar los resultados, o por organizadores para mejorar las dinámicas de perfil de ritmo de su prueba. Además, se observó una excelente consistencia del perfil de distribución del esfuerzo en diferentes pruebas. El estudio del perfil de ritmo en un maratón específico puede, por tanto, ser útil para corredores, entrenadores y organizadores de maratones para planificar la carrera y mejorar su organización. Finalmente, la introducción de una variable relacionada con la distribución del esfuerzo como el rango de ritmo de la media

maratón, no mejoró la predicción del modelo de regresión lineal simple para predecir el rendimiento en maratón. La precisión general del modelo obtenido con tan sólo la marca en media maratón y el sexo explicó el 85% del rendimiento, con un error medio absoluto del 5,9%. Al compararlo con otro modelo contrastado por la literatura como el VDOT, en general, la calidad de los modelos fue similar, pero se comportaron de manera diferente en función del nivel de rendimiento de los corredores. Estos resultados permiten a entrenadores y corredores establecer ritmos de entrenamiento específicos para trabajar la estrategia de distribución del esfuerzo de competición.

Palabras clave: carrera a pie, táctica, entrenamiento, ecuación de predicción, Maratón de Valencia

INTRODUCCIÓN



1. INTRODUCCIÓN

1.1. Evolución de la maratón como prueba deportiva

Es difícil hallar cuándo el ser humano como especie desarrolló la capacidad de correr largas distancias, pero los fósiles sugieren que fue aproximadamente hace dos millones de años (Lieberman y Bramble, 2007). La carrera de resistencia fue una habilidad desarrollada para cazar y competir con otras especies animales carnívoras, donde la supervivencia y la evolución como especie vino determinada por la capacidad de correr largas distancias gracias a una serie de adaptaciones biomecánicas y fisiológicas, como por ejemplo, el mecanismo de sudoración, que permite al ser humano ser más resistente al calor y humedad y favorecer así al mantenimiento de la homeostasis (Lieberman, 2017).

En realidad, la maratón como prueba deportiva olímpica no tuvo lugar hasta la era moderna de los juegos olímpicos (JJOO) (Wilcock, 2008). Las carreras de larga distancia en la era antigua de los JJOO se limitaban a necesidades utilitarias como trasladar mensajes o noticias, pero no formaban parte del programa olímpico. Estos corredores eran principalmente soldados que corrían desde los frentes de batalla a otras instancias generales para trasladar información táctica (Howell, 1983; Jones, 2003). Y fue precisamente una de estas historias el origen de la maratón: Filípides, soldado del ejército griego, recorrió la distancia que separa la ciudad de Marathon y Atenas para informar de la victoria griega ante la gran ofensiva persa. La leyenda dice que murió exhausto justo después de comunicar que habían ganado (Howell, 1983).

La primera maratón olímpica se celebró en los primeros JJOO de la era moderna, disputados en el año 1896 en Atenas (Figura 1.1A). La participación tanto de ésta como de las primeras ediciones fue escasa y con pocos corredores capaces de finalizar dado que no había ningún proceso de selección y apenas estaban entrenados para la distancia (Howell, 1983; Wilcock, 2008). Esto último junto con el consumo de drogas estimulantes para finalizar la prueba generaba múltiples colapsos y problemas de salud. La organización y control de la prueba eran poco profesionales, hasta el punto de que hubo varios casos de corredores de la

época que hicieron trampas subiéndose a un vehículo durante la misma o acortando el recorrido (Howell, 1983). Progresivamente, la participación en cada edición fue aumentando en número y diversidad de países y continentes. El conocimiento sobre entrenamiento fue aumentando notablemente a raíz de los primeros trabajos sobre fisiología del deporte, entre los que destacan el estudio de los primeros récords de Kennelly (1906) y Hill (1925). La evolución de la prueba y todo lo que la rodea dio lugar a los primeros grandes rendimientos, entre los que podemos destacar al polifacético Emil Zátopek, que ganó los 5.000 m, 10.000 m y la maratón en los JJOO de Helsinki (1952) con una marca de 2 h 23 min (Figura 1.1B); y a Abebe Bikila, precursor de la irrupción africana en la prueba, debutando descalzo y con récord olímpico en los JJOO de Roma (1960) (Figura 1.1C). Bikila fue, además, el primer atleta en ganar la maratón en dos JJOO consecutivos (Roma '60, con una marca de 2 h 15 min; y Tokio '64, con una marca de 2 h 12 min).

Otro gran hito en la historia de la maratón olímpica fue la primera participación femenina en la prueba, que tuvo lugar en los JJOO de Los Ángeles (1984). No obstante, la primera participación femenina con dorsal en una maratón se produjo unos años antes en Boston (1967), donde Kathrine Switzer logró un gran hito en lo que respecta a la situación de las mujeres en el deporte al finalizar esta maratón, a pesar de la oposición de la organización, ya que la participación femenina entonces no estaba permitida y temían perder los permisos para organizar la prueba (Vega Alonso del Val, 2023) (Figura 1.1D).

Como parte del desarrollo de la prueba, además de la evolución como prueba olímpica, se produjo un gran aumento en su popularidad como evento deportivo. Parte fundamental de este crecimiento fue la irrupción y crecimiento de las grandes maratones. En 1976, la Maratón de Nueva York inauguró su circuito urbano, sacando la prueba de Central Park. A ello se sumaron otras grandes ciudades como Londres (1981), Chicago (1977) y Berlín (1974). La popularidad de la prueba aumentó hasta el punto de conseguir copar el cupo de participación prácticamente en cada edición de estas grandes ciudades llegando hasta los 30.000 participantes antes del año 2000 e incluso a pasar de 50.000 en la actualidad (Andersen, 2019; Burfoot, 2007). En el presente, las principales grandes maratones conforman el circuito de los *World Marathon Majors* (<https://www.worldmarathonmajors.com/>), compuesto por Tokio, Boston, Londres, Berlín, Chicago y Nueva York (Figura 1.1E). La participación mundial en la

maratón llegó a máximos en el año 2016, con más de un millón de participantes, y actualmente se mantiene estable en este nivel con ligeras fluctuaciones (Andersen, 2019).

Por su crecimiento y relevancia actual, cabe destacar la Maratón de Valencia, fruto de una estrategia a largo plazo que utiliza eventos deportivos de cara a promover el crecimiento económico, urbano, social y deportivo en la ciudad (Llopis-Goig y Paramio-Salcines, 2021). Comenzó en el año 1981 de la mano de la SD Correcaminos, y evolucionó de manera orgánica hasta 2011, momento hasta el cual el número de participantes estaba estabilizado entre los 3.000 y 4.000. En 2011 se tomaron decisiones estratégicas clave para darle mayor impulso: se cambió la fecha de febrero a diciembre; y el lugar de salida y meta se trasladó a la Ciudad de las Artes y las Ciencias (Figura 1.1F) (*40 Años de Maratón Valencia*, 2024). Estos dos grandes cambios fueron posibles gracias a la colaboración público-privada de la SD Correcaminos con entidades locales como el Ayuntamiento de Valencia y la Fundación Deportiva Municipal, junto a la incorporación de grandes patrocinadores como la Fundación Trinidad Alfonso (*40 Años de Maratón Valencia*, 2024; Llopis-Goig y Paramio-Salcines, 2021). En la Figura 1.2 se puede observar el efecto de estos cambios en la tendencia de participación.

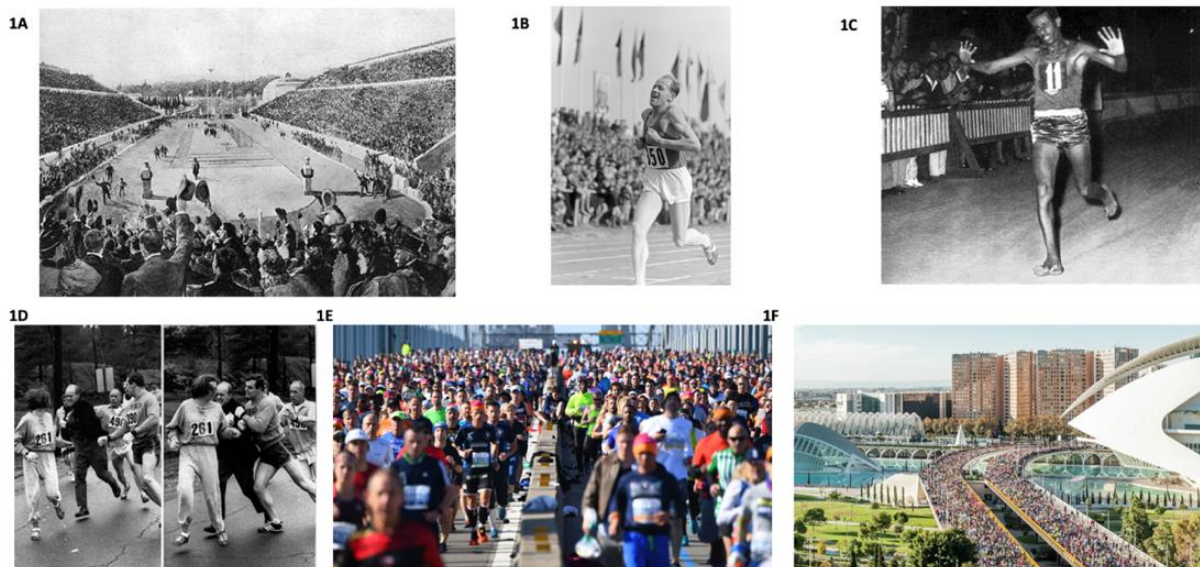


Figura 1.1. Imágenes de momentos clave en la evolución de la maratón. Figura 1.1A: Estadio Panathinaiko, Atenas, sede de los primeros JJOO de la era moderna (1896). Fuente: Wikipedia. Figura 1.1B: Emil Zátopek compitiendo en 1951. Fuente: Wikipedia. Figura 1.1C: Abebe Bikila en la maratón de los JJOO de Roma (1960). Fuente: Wikipedia. Figura 1.1D: Kathrine Switzer en lo que fue la primera participación de una mujer en la prueba de maratón, en Boston (1967). Fuente: Vega Alonso del Val (2023). Figura 1.1E: Maratón de Nueva York. Fuente: Getty Images. Figura 1.1F: Salida de la Maratón de Valencia en su nueva sede de la Ciudad de las Artes y las Ciencias. Fuente: visitvalencia.com.

Uno de los principales atractivos de la Maratón de Valencia ha sido el gran rendimiento deportivo tanto de corredores élite como populares, mejorando así su reputación internacional y suponiendo un fuerte impulso de crecimiento turístico (Llopis-Goig y Paramio-Salcines, 2021).

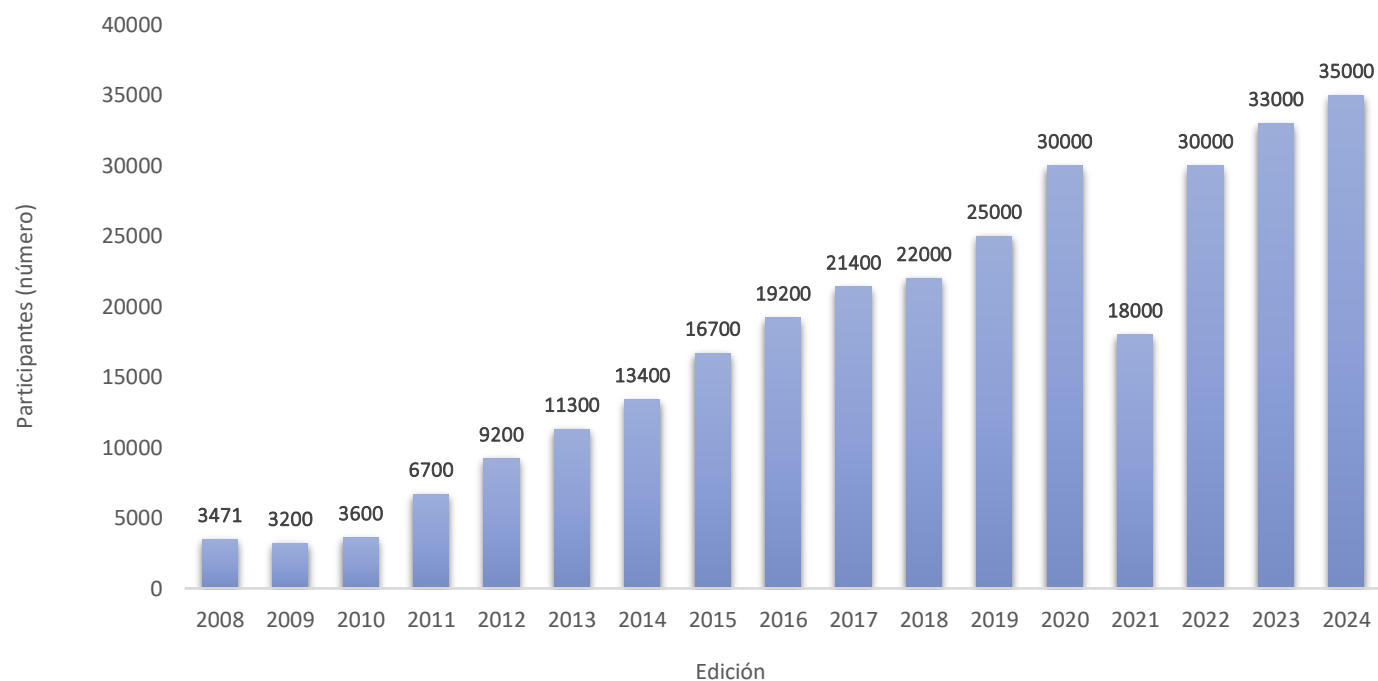


Figura 1.2. Evolución de inscripciones en la Maratón de Valencia desde 2008 hasta 2024. Se puede observar el notable aumento a partir de 2011 fruto de los cambios introducidos en la prueba. En 2020 la prueba popular contaba con 30.000 inscritos, pero tuvo que suspenderse debido al COVID y sólo se disputó la prueba élite, y en la edición de 2021 sólo se ofertaron 18.000 plazas debido a las restricciones del COVID. Fuente: Elaboración propia.

La capacidad del ser humano para correr una gran distancia como una maratón ha sido desarrollada desde orígenes muy remotos. Aunque en la actualidad nuestra supervivencia como especie no dependa de la carrera, correr una maratón podría ser la manifestación moderna de esta evolución (Lieberman y Bramble, 2007). Lo que empezó siendo una prueba olímpica ha evolucionado a lo que es hoy en día un fenómeno deportivo y social de grandes masas por todo el mundo (Andersen, 2019; Burfoot, 2007). A pesar de que los mejores rendimientos en los diferentes grupos de edad y sexo han mejorado a lo largo de los años (Díaz et al., 2019; Reusser et al., 2021), la masificación de la maratón como prueba popular ha conllevado un estancamiento e incluso un ligero retroceso en el rendimiento deportivo general de la prueba (Andersen, 2019; Reusser et al., 2021). Por otra parte, los mejores rendimientos de la prueba élite han seguido una clara evolución tanto en hombres como en mujeres (Sousa et al., 2018). Actualmente, el récord del mundo (WR) en hombres se encuentra a las puertas de romper la barrera de las 2 horas (a pesar de que en 2019 Eliud Kipchoge ya lo consiguió en un evento específico no homologable llevado a cabo por un proyecto privado ad hoc para conseguir este hito, con una marca de 1 h 59 min 40 s, Viena '19), mientras que, en mujeres, recientemente se consiguió bajar de las 2 h 10 min (WR: Ruth Chepngetich, 2 h 9 min 56 s, Maratón de Chicago '24). La complejidad de la predicción del rendimiento en la maratón ha sido y sigue siendo un foco de especial interés en la investigación científica (Drake et al., 2024; Jones, 2023; Vandewalle, 2018).

1.2. Análisis y predicción del rendimiento en maratón

A continuación, se describirá, cronológicamente, la evolución de los principales modelos de predicción del rendimiento en carrera a pie y su aplicación a las carreras de fondo como la maratón. Históricamente, la descripción y caracterización de las diferentes duraciones de esfuerzo de carrera a pie se ha utilizado para predecir el rendimiento con el objetivo, precisamente, de poder atender las demandas específicas de cada prueba, sobre todo desde el punto de vista fisiológico y biomecánico. Tradicionalmente, la descripción del rendimiento se centró en el deporte de élite, pero con la popularización del deporte, se están extrapolando esos intereses y metodologías a todo el espectro de corredores populares.

Desde inicios del siglo XX, numerosos trabajos científicos se interesaron en tratar de modelizar el rendimiento deportivo de disciplinas cíclicas como la carrera a pie, analizando los récords en las diferentes distancias (Billat et al., 1999; Drake et al., 2024; Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017). Así surgieron diferentes modelos empíricos, la base de los cuales se basa en funciones hiperbólicas, logarítmicas y exponenciales en función de las variables de referencia y su expresión, entre los que destacan las “*Power Law*” o Leyes Potenciales (PL) y el modelo de Potencia o Velocidad Crítica (CP).

1.2.1. Leyes Potenciales y Potencia crítica

Los primeros trabajos que describieron, a través de estos modelos, los récords del rendimiento deportivo humano y animal en diferentes disciplinas y distancias fueron los de Kennelly (1906) y el premio Nobel Archibald Vivian Hill (1925). Estos trabajos fueron el punto de partida de los diferentes modelos publicados hasta la fecha (Drake et al., 2024; García-Manso et al., 2005), tratándose en ambos casos, de funciones hiperbólicas que explican la relación *potencia-tiempo* (P-T) del ejercicio a diferentes intensidades, pero que presentan ciertas diferencias en base a la aproximación utilizada para hallarlas (García-Manso et al., 2005), razón por la cual otros autores como Vandewalle (2018) clasifican también los diferentes modelos publicados como PL, CP o modelo hiperbólico, modelos logarítmicos y modelos exponenciales.

Si bien, a medida que ha ido aumentando el conocimiento científico, ambos modelos se han ido implementando con el objetivo de mejorar su precisión en la predicción del rendimiento (Broxterman et al., 2022). Los primeros modelos se limitaron, principalmente, a describir el rendimiento y más adelante, especialmente a partir de la década de los cincuenta, se empezó a profundizar más sobre la predicción del rendimiento a partir de estos modelos (Billat et al., 1999). En la Figura 1.3 se muestran algunos ejemplos de la representación de estos modelos a lo largo de la historia.

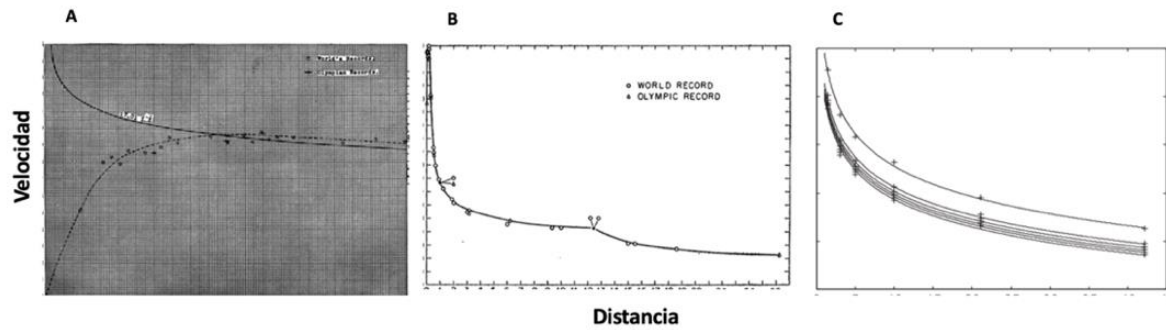


Figura 1.3. Representación gráfica velocidad-distancia de diferentes trabajos del último siglo. Fuentes: Figura 1.3A: (Kennelly, 1906). Figura 1.3B: (Lietzsche, 1954). Figura 1.3C: (García-Manso et al., 2005).

Para expresar el rendimiento deportivo en diferentes tipos de esfuerzo, es común utilizar la relación P-T, según la cual la duración que un ejercicio físico puede mantenerse descende a medida que los requerimientos de potencia (o velocidad) aumentan (Burnley y Jones, 2018). Normalmente esta función se expresa en términos de potencia máxima (P) que se puede mantener en una duración de esfuerzo (T) determinada, de forma que se expresaría de la siguiente forma: $P = P(T)$ (Figura 1.4A). También puede expresarse como la máxima potencia que un atleta puede generar de manera constante para un determinado trabajo $P = P(W)$ (Figura 1.4B), la máxima cantidad de trabajo (W) que se puede realizar en una duración determinada $W = W(T)$ (Figura 1.4C), y de manera inversa, el tiempo hasta la extenuación para una potencia constante determinada $T = T(P)$ (Drake et al., 2024).

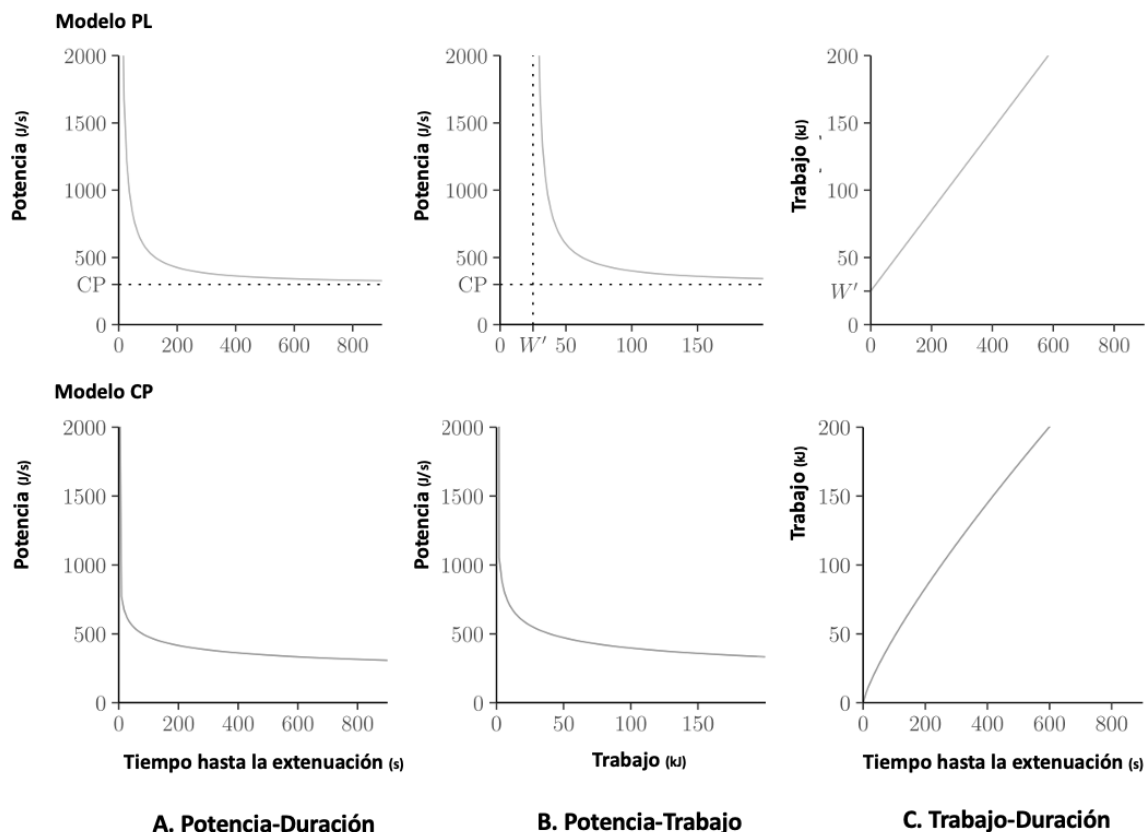


Figura 1.4. Representación gráfica de las relaciones equivalentes entre potencia y tiempo de esfuerzo (A), potencia y trabajo (B), y trabajo y tiempo de esfuerzo (C) según el modelo de PL (arriba) y CP (abajo). Fuente: Adaptado de Drake et al. (2024).

Leyes Potenciales (PL)

Las PL son muy comunes en la naturaleza, e independientemente de la escala, explican el comportamiento de abundantes fenómenos naturales, tanto relacionados con la física como con los organismos vivos. Las PL describen las relaciones entre dos variables, de forma que una es proporcional a la potencia de la otra, y pueden expresarse gráficamente como una línea recta cuando ambas variables se representan de manera logarítmica (gráfica *log-log*) (Figura 1.5B) (Schroeder, 1991). La ecuación que las expresa es la siguiente:

Ecuación 1.1. "Power law" o Ley/es Potencial/es (PL).

$$T = cD^n$$

Donde c y n son constantes positivas. En el caso del rendimiento deportivo, T es el tiempo que se tarda en recorrer la distancia D .

El origen de las PL: la descripción de los récords

Aunque el pionero en describir el rendimiento deportivo a través de este modelo fue Kennelly (1906), de manera independiente y mediante diferentes metodologías, otros autores también expresaron a lo largo de la historia los récords de diferentes disciplinas en función del tiempo basándose en expresiones matemáticas derivadas de las PL (Blythe y Király, 2016; García-Manso et al., 2005; Henry y Farmer, 1949; Katz y Katz, 1999; Lietzke, 1954; Peronnet y Thibault, 1989; Riegel, 1981; Vickers y Vertosick, 2016).

Kennelly (1906) desarrolló el primer modelo empírico para describir los mejores rendimientos hasta la fecha en diferentes disciplinas como carreras de caballos, carrera a pie, natación, marcha, remo y patinaje. Estudió las relaciones entre las variables velocidad (V), distancia (D_{lim}) y marca de los WR (t_{lim}) y las expresó de la siguiente manera:

Ecuación 1.2. PL de Kennelly (1906).

$$S = \kappa / t_{lim}^{\beta} = \kappa \cdot t_{lim}^{-\beta}$$

$$t_{lim} = \alpha \cdot D_{lim}^n$$

$$D_{lim} = \kappa \cdot t_{lim}^{\gamma}$$

Donde k es la constante que define el tipo de trabajo (17,01 en el caso de la carrera a pie) y β es un exponente que varía entre 0,125 (1/8) y 0,111 (1/9). α corresponde a la velocidad máxima. γ es igual a $1-\beta$. De forma que también se puede expresar de manera logarítmica a través de la siguiente ecuación:

Ecuación 1.3. Logaritmo de la PL de Kennelly (1906).

$$\ln t = 8/9 \times \ln D_{lim} - 1,2307$$

Así, Kennelly (1906) concluyó que doblar la distancia de carrera conllevaba un aumento del 118% en la marca. A pesar de que su trabajo se centró en la descripción de los récords de la época, marcó un punto de partida en la predicción del rendimiento al indicar

dónde debían situarse las marcas de aquellos atletas interesados en batir estos récords respecto a la línea de la gráfica actual (por debajo).

Estimación de rendimientos individuales a partir de las PL e implementación de fundamentos fisiológicos

No obstante, los análisis de los récords no permitían estimar los rendimientos individuales, y en este sentido el estudio de Henry y Farmer (1949) supuso otro hito destacable en la historia de la predicción del rendimiento con la aportación de un índice de resistencia que calcularon como la pérdida de rendimiento entre una carrera de 220 yardas (201 m) y 70 yardas (64 m):

Ecuación 1.4. Índice de resistencia de Henry y Farmer (1949).

$$\text{Índice de resistencia} = \frac{\text{tiempo en 220 yardas}}{\text{tiempo en 70 yardas}}$$

Este índice se correlacionaba tanto con el nivel de entrenamiento como con la capacidad fisiológica de los individuos.

El siguiente trabajo a destacar al respecto de las PL fue el de Lietzke (1954), donde siguiendo con el análisis de trabajos anteriores como Kennelly (1906), expresó gráficamente los récords en varias disciplinas, incluida la carrera a pie (Figura 1.5A), como una función de la distancia y el tiempo. Su aporte respecto a los trabajos previos fue la introducción de una ecuación para predecir el rendimiento en las diferentes distancias, al observar una relación prácticamente lineal cuando representó el logaritmo de la distancia y el tiempo en cubrirla, dando lugar a la conocida “Log-Log Relationship” (Figura 1.5B):

Ecuación 1.5. "Log-Log Relationship" (Lietzke, 1954).

$$\log d = k \cdot \log t + \log a$$

Donde $\log a$ es el intercepto y k es la pendiente (dependiente de la disciplina y con valores entre 0,8 y 1,0, significando 1 que no se pierde rendimiento con el aumento de la distancia,

lo cual nunca ocurre ya que se trata de una constante que mide la fatiga). La constante k ("exhaustion constant") puede calcularse a partir del inverso de los logaritmos:

Ecuación 1.6. Cálculo de la constante k (Lietzke, 1954).

$$d = at^k \text{ o } t = d/a^{1/k}$$

$$\text{Velocidad (V)} = d/t = at^k/t$$

$$k = (k - 1)/k$$

Lietzke (1954), cuantificó a través de esta constante el grado de fatiga en diferentes disciplinas (carrera, marcha, natación, etc.). En el caso concreto de la carrera a pie, lo estimó en -0,239 en mujeres y -0,0941 en hombres.

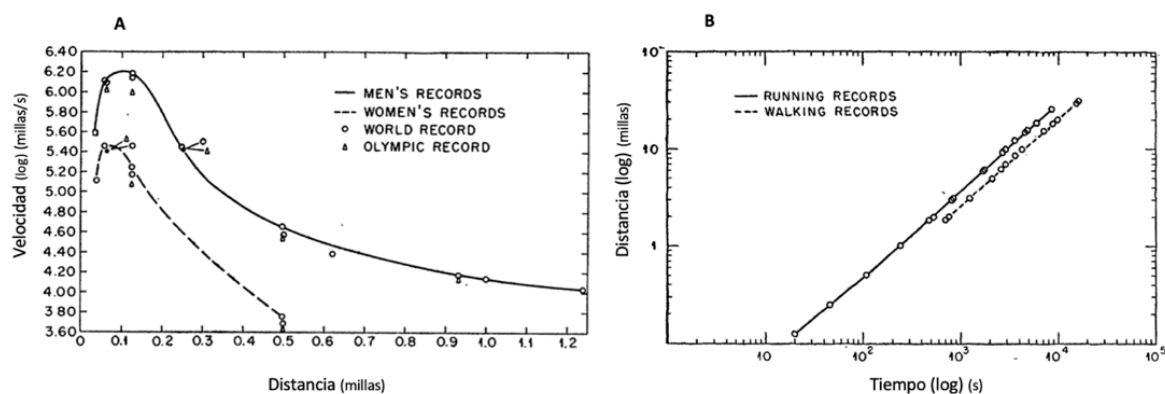


Figura 1.5. Representación gráfica de los récords de carrera a pie y marcha. Figura 1A: Gráfica velocidad-tiempo de los récords masculinos y femeninos, récords mundiales y olímpicos hasta 1953. Figura 1B: Gráfica Log-Log de estos récords. Fuente: Adaptado de (Lietzke (1954).

Lietzke (1954), además, predijo en qué distancias se batirían más fácilmente los siguientes récords, siendo aquellas cuyos rendimientos actuales estaban por debajo de la línea gráfica trazada por los otros rendimientos, tal y como predijo Kennelly (1906). Otra aportación importante de su trabajo fue la relación de estos rendimientos con variables fisiológicas, estableció que la distancia que mejor reflejaba la velocidad máxima eran los 150 m (por el efecto de la aceleración de la salida), que entre los 1.000 m y las 12,5 millas (20,1 km) el descenso del rendimiento se producía a otro ritmo y que a partir de estas 12,5 millas había un nuevo cambio de ritmo en la pendiente. Con esto, clasificó las carreras por debajo de los 1.000 m como pruebas de velocidad ("sprint events") y por encima como pruebas de

resistencia (“*distance events*”). Actualmente se tiene información suficiente para explicar estos cambios de rendimiento gracias al conocimiento de los diferentes sustratos o vías energéticas predominantes en cada tipo de esfuerzo (vías de los fosfágenos, glucolíticas y lipolíticas)(Burke et al., 2019).

También con el objetivo de relacionar el rendimiento con variables fisiológicas, y más concretamente de estimar el coste de oxígeno y su efecto en diferentes velocidades y situaciones de carrera a pie, el trabajo de Henry (1954) supuso un avance significativo respecto a los anteriores. Tomando como referencia el consumo de oxígeno ($\dot{V}O_2$) estimado en trabajos previos (asumiendo una deuda máxima de 18 litros (L) y un consumo máximo ($\dot{V}O_{2max}$) de 5,5 L/min) así como los récords de la época, hizo un experimento con dos grupos de corredores de diferente nivel para comprobar la efectividad de una nueva fórmula basada en dos constantes: una que tenía en cuenta el componente anaeróbico y otra que representaba el efecto del componente aeróbico. De esta manera, Henry (1954) trató de hallar una ecuación que representara los diferentes tipos de esfuerzos en función de su duración y la consecuente fatiga. El objetivo fue comprobar la efectividad de esta ecuación en esfuerzos máximos (más cortos) y submáximos (más largos) realizados de manera uniforme, sin tener en cuenta el efecto de la aceleración.

Ecuación 1.7. PL de Henry (1954) para el cálculo del rendimiento en esfuerzos máximos y submáximos con distribución del esfuerzo uniforme.

$$\frac{dy}{dt} = v_0(e^{-k_2t} - e^{-k_1t})$$

Donde y es la distancia, t el tiempo, K_1 el componente de velocidad máxima y K_2 el componente con el que trató de reflejar la fatiga fisiológica derivada de un descenso en el aporte energético o por la acumulación de metabolitos que indirectamente reducían la energía muscular. En esfuerzos muy cortos, K_2 sería 0, y $e^{-k_2t} = 1$, mientras que a medida que aumenta la duración del esfuerzo va aumentando y disminuye rápidamente. El término v_0 sería la velocidad máxima de un corredor:

Ecuación 1.8. Velocidad máxima de un corredor (Henry, 1954).

$$v_0 = v_m / (e^{-k_2t_m} - e^{-k_1t})$$

v_m sería la velocidad máxima de un corredor en función de la duración del tiempo (t_m). Integrando la ecuación, Henry (1954) obtuvo la siguiente:

Ecuación 1.9. PL de Henry (1954) para el cálculo energético del metabolismo aeróbico y anaeróbico.

$$Y = A_1 e^{k_1 T} + A_2 e^{k_2 T}$$

Como se ha comentado anteriormente, $A_1 K_1$ representaría el componente anaeróbico, mientras que $A_2 K_2$ el factor aeróbico.

A continuación, Henry (1954) testó esta ecuación a través del coste de oxígeno calculado a su vez a partir de la ecuación utilizada en trabajos previos del propio autor basada en unos de los primeros trabajos más relevantes de medición $\dot{V}O_2$ en corredores como fue el de Sargent (1926), quien trató de perfeccionar las recientes mediciones y cálculos de Hill et al. (1924). Sargent determinó que el aumento del consumo de oxígeno se relacionaba con la velocidad de carrera como una PL:

Ecuación 1.10. PL de Sargent (1926) para el cálculo del $\dot{V}O_2$.

$$\dot{V}O_2 = C v^{3.8}$$

De esta manera, Henry (1954) observó que la variación en el ritmo de carrera (o no correr a velocidad uniforme) era menos eficiente en términos de coste de oxígeno. Según el autor, a velocidades más altas era donde había mayor ineficiencia debido al alto componente anaeróbico, pero la mayor pérdida de eficiencia por variación del ritmo se producía en velocidades más bajas, más propias de esfuerzos submáximos (o de mayor duración). Concretamente el autor reportó ventajas del ritmo uniforme respecto al variable en distancias a partir de media milla (Henry, 1954). Por ello, concluyó que las pruebas de carrera más largas eran más sensibles al efecto de la distribución del esfuerzo o “*pace*”, ya que la pérdida de eficiencia era mayor y se acumulaba por mayor tiempo (Henry, 1954). En la Tabla 1.1 se pueden observar los cálculos de Henry (1954), según los cuales la mayor diferencia en la eficiencia metabólica se produce a una velocidad de entre 6,4 y 7,3 m/s, mientras que la mayor ganancia de tiempo tiene lugar en velocidades comprendidas entre 4,6 y 5,5 m/s.

Tabla 1.1. Mejora de la marca a través del ritmo uniforme, utilizando el mismo coste de oxígeno que con una variación del ritmo del $\pm 10\%$ de la velocidad. Escala de colores: rojo (valores más bajos), azul (valores más altos). Fuente: Adaptado de Henry (1954).

Velocidad media	Coste O ₂ ritmo uniforme	Coste O ₂ ritmo variable	Incremento del coste de O ₂	Velocidad proyectada	Mejora de la marca
(m/s)	(L/min)	(L/min)	(%)	(m/s)	(%)
11,0	70,6	73,6	4,2	11,2	1,5
10,5	59,7	62,6	4,6	10,7	1,6
10,1	50,3	53,0	5,0	10,2	1,7
9,6	41,9	44,1	5,2	9,8	1,8
9,1	34,4	36,3	5,5	9,3	1,9
8,7	28,0	29,9	6,2	8,9	2,1
8,2	22,2	23,6	6,7	8,4	2,2
7,8	17,5	18,9	7,5	8,0	2,3
7,3	13,6	14,7	7,9	7,5	2,5
6,9	10,7	11,4	7,7	7,0	2,7
6,4	8,3	9,0	8,0	6,6	3,1
5,9	6,7	7,1	6,5	6,1	3,4
5,5	5,5	5,8	5,2	5,8	3,8
5,0	4,7	4,9	2,7	5,2	4,1
4,6	4,2	4,3	1,8	4,8	4,0
4,1	3,7	3,8	0,9	4,2	1,4
3,7	3,4	3,4	0,3	3,8	0,2

Así pues, según Billat et al. (1999), el trabajo de Henry (1954) supuso la introducción de una aproximación fisiológica preliminar para tratar de explicar los mejores rendimientos y diferentes tipos de esfuerzos a pesar de las limitaciones instrumentales de la época.

PL para la predicción del rendimiento en pruebas de carrera a pie de larga distancia

Otro de los trabajos más destacables en relación a los modelos de rendimiento basados en PL en carrera a pie fue el de Riegel (1981). Su trabajo se popularizó especialmente gracias a las carreras de larga distancia ya que fue la base de la conocida calculadora de predicción de rendimiento de la web de la revista Runner's World (Riegel, 2013), cuya

primera versión data de 1977 en publicación impresa de la revista (Riegel, 1977). Como autores anteriores, Riegel (1981) también observó que en distancias desde la milla hasta la maratón (en pruebas de resistencia), la relación tiempo-distancia se expresa linealmente cuando se describen gráficamente los logaritmos de ambas variables (gráfica *log-log*). También representó gráficamente los mejores rendimientos hasta la fecha (hasta 1979) de diferentes disciplinas (natación, marcha, esquí nórdico, ciclismo, etc....) y observó que en esfuerzos comprendidos aproximadamente entre los 3,5 y los 230 min esta relación se daba de la misma manera, de forma paralela en la gráfica (Figura 1.6). Esta linealidad se perdía por debajo de los 3 o 4 min, en esfuerzos más cortos y rápidos, y por lo tanto más dependientes del metabolismo anaeróbico, como así también observaron otros autores precedentes citados (Henry, 1954; Kennelly, 1906; Lietzke, 1954). Riegel (1981) también descartó la predicción del rendimiento más allá de los 230 minutos porque lo consideraba reservado a deportistas de clase mundial, y en este tipo de esfuerzos la depleción energética produciría un cambio en este comportamiento lineal.

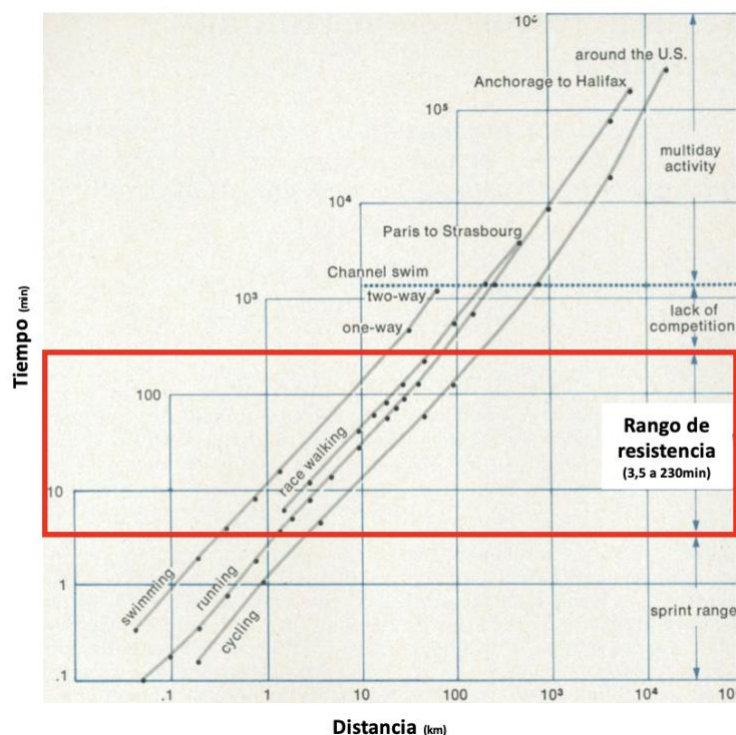


Figura 1.6. Mejores rendimientos reportados en las diferentes actividades y duraciones de esfuerzo. Según Riegel (1981), en el “Rango de resistencia”, todos los rendimientos son descritos por una recta que representa el tiempo como una simple potencia de la distancia. Fuente: Adaptado de Riegel (1981).

Así, Riegel (1981) modelizó esta observación obteniendo su popular “*ecuación de resistencia*” (Ecuación 1.11) a través de la cual se podía predecir cualquier rendimiento dentro de este rango de resistencia:

Ecuación 1.11. "Ecuación de resistencia" de Riegel (1981).

$$t = ax^b$$

Donde t es el tiempo, x la distancia y a y b constantes únicas para cada actividad. La constante a representa el factor velocidad, mientras que la constante b hace referencia al “*índice de fatiga*”, que determina cómo se reduce la velocidad con el aumento de la distancia o la duración del esfuerzo y por lo tanto indica el efecto de la fatiga (lo que correspondería a la constante “ γ ” de Kennelly (1906), la “*exhaustion constant*” de Lietzke (1954) o al “*factor aeróbico*” de Henry (1954)).

Además, Riegel (1981) quiso averiguar la forma de explicar el efecto de la fatiga para un mismo deportista en las diferentes duraciones de esfuerzo y en función del tipo de actividad, ya que un aspecto de análisis era la representación de los diferentes récords (son registros puntuales), y otro cómo se comportaba la velocidad en el transcurso de cubrir una determinada distancia. De esta forma observó cómo en función del tipo de actividad y sus diferentes características, la velocidad media para cubrir una distancia era diferente, o lo que es lo mismo, el factor a era diferente. Así, estableció un *índice de fatiga* diferente para cada tipo de actividad analizada (natación, ciclismo, marcha, carrera a pie, etc.). En el caso de la carrera a pie, el *índice de fatiga* determinado por Riegel (1981) era el mismo para hombres y mujeres de clase mundial (1,08), y observó diferencias en el rendimiento a través de las mejores marcas en carrera a pie en función del sexo y grupos de edad estableciendo diferentes índices para cada colectivo (Figura 1.7). Los rendimientos de hombres y mujeres profesionales se podían representar de manera prácticamente paralela, así como los grupos de edad masculinos entre 40 y 70 años, resultado de un mismo índice de fatiga. Los grupos de edad femeninos no se pudieron representar por la ausencia de registros. De esta forma, la ecuación se podía utilizar para predecir el rendimiento en una determinada distancia a partir del rendimiento previo en otra distancia.

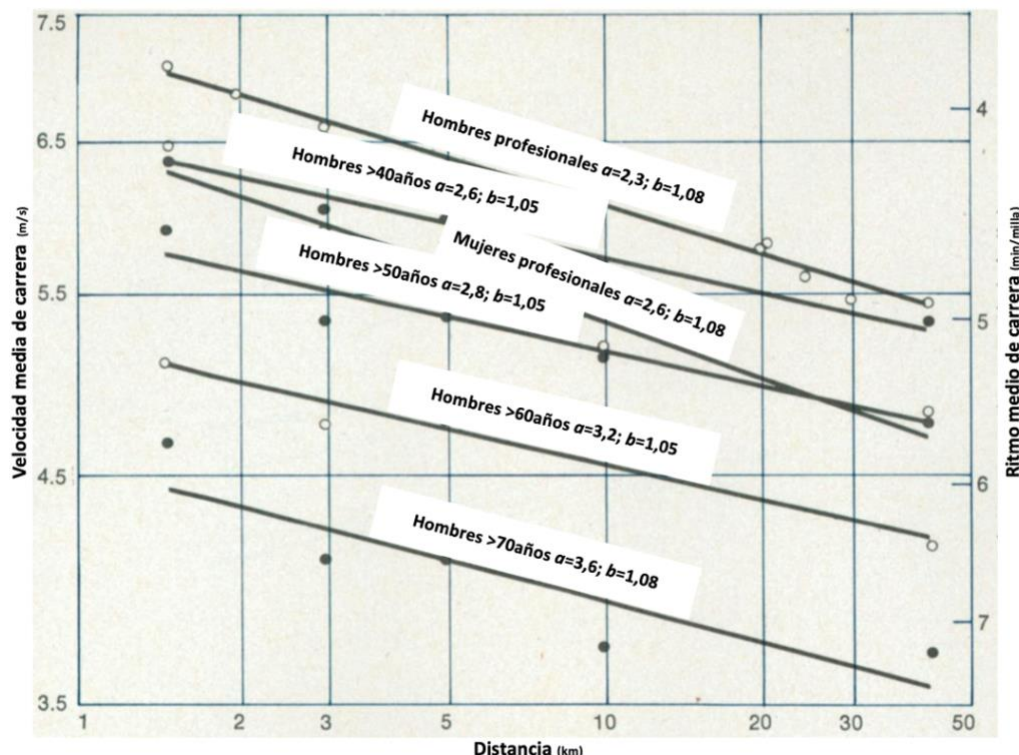


Figura 1.7. Mejores rendimientos reportados en las diferentes distancias, grupos de edad y sexo. (a : factor de velocidad; b : índice de fatiga). Fuente: Adaptado de Riegel (1981).

Otra de las aportaciones más interesantes de Riegel (1981) fue lo que el autor denominó “*resistencia específica*”. Este concepto se refiere a la diferencia de rendimiento de dos personas que son capaces de correr a la misma velocidad, pero no cubren la misma distancia, lo cual es un buen indicador de la capacidad relativa de trabajo. Cuando la velocidad común es conocida, se puede determinar cuánta distancia puede recorrer cada corredor a esta velocidad a través de la siguiente ecuación:

Ecuación 1.12. “Resistencia específica” de Riegel (1981).

$$x = (av)^{1/(1-b)}$$

Por ejemplo, a una velocidad de 5 m/s (3 min 20 s/ km), un corredor/a puede cubrir 1,5 km y el otro 8 km, por lo tanto, la “*resistencia específica*” del primero sobre el segundo sería el índice de las distancias cubiertas a esa velocidad: $1,5/8 = 0,1875$.

El uso de esta ecuación permitía calcular el coste de mejorar el rendimiento, mucho mayor cuanto mayor es el nivel del atleta. El mismo autor pone el ejemplo de lo que

supondría aumentar la velocidad a un atleta profesional tan sólo un 1%, de manera que necesitaría mejorar su “*resistencia específica*” un 13%. Como indicó el propio Riegel (1981) en su artículo, su trabajo no pretendía teorizar la locomoción humana sino simplemente describir lo que observó a través de los diferentes registros para así evitar especulaciones relativas a fundamentos fisiológicos. No obstante, su aportación serviría a futuros trabajos que sí relacionaron estos patrones con diferentes variables metabólicas.

Modelos de PL sofisticados

Ward-Smith (1985) realizó un análisis del rendimiento en carrera a pie (100 a 10.000 m) basándose en la **primera ley de la termodinámica**, tratando de representar los intercambios energéticos que se terminan traduciendo en energía mecánica para desplazarse. Su ecuación de predicción fue la siguiente:

Ecuación 1.13. PL de Ward-Smith (1985).

$$2S_0^*T^2(1 - \exp(-\lambda T)) + 2R^*T^3 = 2A^*sT^2 + 2K^*s^3 + s^2$$

Donde $T = \text{tiempo (s)}$; $s = \text{distancia (m)}$; $S_0^* = 900 \text{ J} \cdot \text{kg}^{-1}$; $\lambda = 0,03 \text{ s}^{-1}$; $R^* = 23,5 \text{ W} \cdot \text{kg}^{-1}$; $A^* = 3,9 \text{ J} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$; $K^* = 3,355 \cdot 10^{-3} \cdot \text{m}^{-1}$.

Ward-Smith comprobó la precisión de su ecuación utilizando los resultados de los tres mejores en las pruebas de 100 a 10.000 m en cuatro ediciones recientes de JJOO obteniendo un error medio absoluto (MAE) inferior al 1%. Además, calculó la contribución del metabolismo aeróbico y anaeróbico a los requerimientos energéticos de las pruebas estudiadas (Tabla 1.2). Este trabajo fue importante en cuanto a la estimación del balance energético de cada rendimiento y sirvió de base para trabajos futuros.

Tabla 1.2. Características metabólicas de las pruebas de 100 a 10000 m. Destacado en negrita y sombreado en azul las columnas relativas a los porcentajes de las aportaciones aeróbicas y anaeróbicas. Fuente: Adaptado de Ward-Smith (1985).

Prueba	Tiempo	C. Anaeróbico	C. Aeróbico	Energía Total	Metabolismo Anaeróbico	Metabolismo Aeróbico
(m)	(s)	(J·kg ⁻¹)	(J·kg ⁻¹)	(J·kg ⁻¹)	(%)	(%)
100	10,19	443	33	476	93	7
200	20,40	770	121	891	86	14
400	44,93	1246	476	1722	72	28
800	105,48	1612	1729	3341	48	52
1500	218,24	1681	4346	6027	28	72
5000	816,48	1683	18403	20087	8	92
10000	1686,83	1683	38857	40540	4	96

Algunos de los siguientes trabajos más relevantes en esta línea fueron los de Peronnet et al. (1987) y Peronnet y Thibault (1989). El modelo de Peronnet y Thibault (1989) trató de explicar los mejores rendimientos en carrera a pie (corta y larga distancia: desde 60 m hasta maratón) des del punto de vista fisiológico con el conocimiento contemporáneo de la máxima capacidad de los diferentes sistemas metabólicos (Billat et al., 1999). Según Peronnet y Thibault (1989), la cantidad de trabajo que se genera hasta la fatiga máxima era igual a la suma del trabajo derivado del metabolismo aeróbico y anaeróbico. Estos autores observaron que la reducción de la fracción de utilización de $\dot{V}O_{2max}$ ($\% \dot{V}O_{2max}$) con el aumento del tiempo de esfuerzo se comportaba de manera lineal por encima de los 7 min (tiempo estimado durante el que se podía mantener el $\dot{V}O_{2max}$) cuando esta duración se representaba en una escala logarítmica (Figura 1.8). No obstante, a pesar de existir una correlación significativa entre la potencia aeróbica máxima ($\dot{V}O_{2max}$) medida en tapiz rodante y el rendimiento en maratón, la $\% \dot{V}O_{2max}$ en esta distancia variaba significativamente entre corredores (Figura 1.9). Por ello, a pesar de que el $\dot{V}O_{2max}$ era un buen predictor del rendimiento en pruebas de medio fondo y fondo, este hecho reducía su valor predictivo. Para ello, con el fin de mejorar esta predicción, Peronnet et al. (1987) desarrollaron otro índice o capacidad de resistencia en base a esta $\% \dot{V}O_{2max}$, expresada en la Ecuación 1.14.

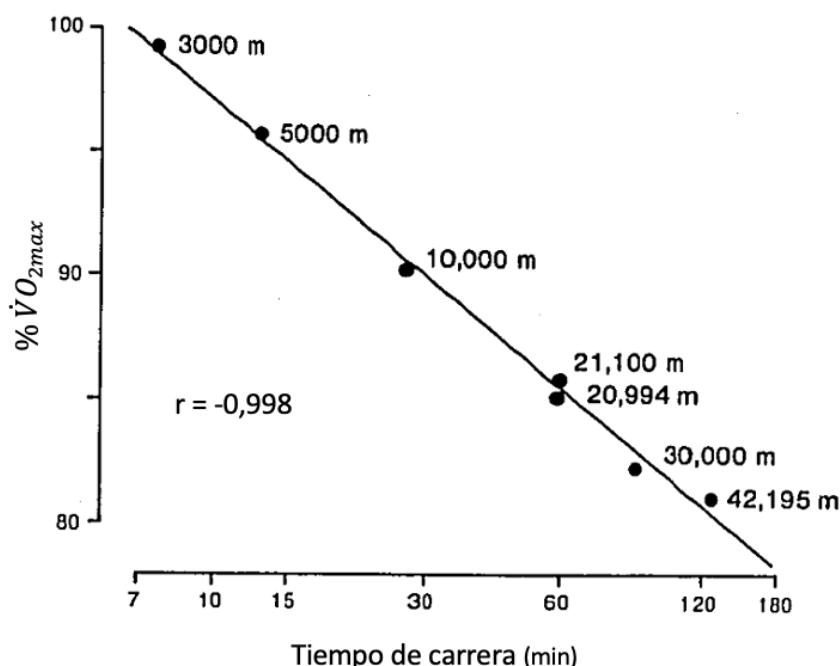


Figura 1.8. Reducción de la fracción de $\dot{V}O_{2max}$ en las diferentes duraciones de esfuerzo (% $\dot{V}O_{2max}$). $\dot{V}O_{2max}$ estimado para las velocidades medias de los mejores rendimientos hasta 1985. Fuente: Adaptado de Peronnet et al. (1987).

En la década de los ochenta ya había evidencia sobre la relación de otras variables como la concentración de lactato, los umbrales ventilatorios y los sustratos energéticos con el rendimiento, pero todavía no estaba clara su relación con la capacidad o índice de resistencia. Por lo tanto, en primer lugar, Peronnet et al. (1987) trataron de responder a qué se debían las diferencias de rendimiento en esfuerzos de resistencia desde la perspectiva de la % $\dot{V}O_{2max}$. En segundo lugar, se propusieron investigar la relación de este índice o capacidad de resistencia con el umbral ventilatorio (Peronnet et al., 1987). Para ello, primeramente, redefinieron la capacidad de resistencia para tratar de suplir sus limitaciones a la hora de explicar ciertas situaciones que se daban al comparar el rendimiento entre corredores, de forma que definieron el índice de resistencia como la reducción de la % $\dot{V}O_{2max}$ cuando la duración del esfuerzo era mayor a 7 min (una estimación del valor medio del tiempo máximo que se puede sostener $\dot{V}O_{2max}$ basada en trabajos previos). Expresaron este índice a través de la siguiente ecuación:

Ecuación 1.14. Índice de resistencia de Peronnet et al. (1987).

$$\text{Índice de resistencia} = (100 - \% \dot{V}O_{2max})(\ln 7 - \ln t)$$

Donde $\% \dot{V}O_{2max}$ es la fracción de utilización del $\dot{V}O_{2max}$ sobre una distancia de carrera computado a través de la velocidad media y su relación con el $\dot{V}O_{2}$; y t es el tiempo de carrera en minutos.

En la Figura 1.9 se puede observar una situación de carrera para la que cobra sentido este índice de resistencia: la comparación de la capacidad de resistencia de dos corredores en las diferentes duraciones de esfuerzo con diferentes pendientes. El corredor 1 pierde menos rendimiento a medida que aumenta la duración del esfuerzo respecto al corredor 2.

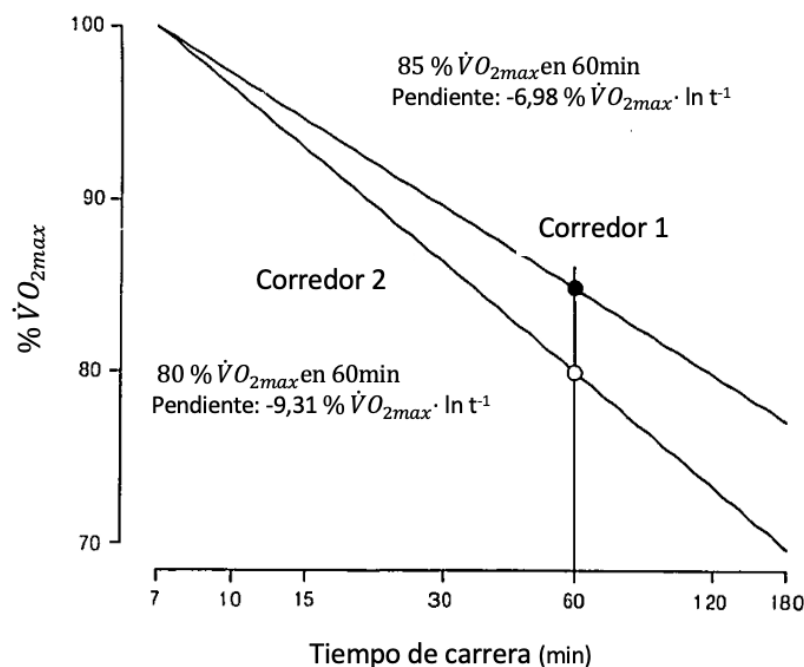


Figura 1.9. Reducción de $\% \dot{V}O_{2max}$ de dos corredores con un perfil diferente. El corredor 1 tiene un perfil más resistente ya que su índice de resistencia ($-6,98$) es menor que el del corredor 2 ($-9,31$), por lo tanto, a medida que aumente la duración del esfuerzo será probable que tenga un mejor rendimiento. Fuente: Adaptado de Peronnet et al. (1987).

En su modelo predictivo, Peronnet y Thibault (1989) diferenciaron entre la aportación del metabolismo anaeróbico y la aportación del metabolismo aeróbico (Ecuación 1.15 y 1.16). Según estos autores, basándose en trabajos previos como el de Ward-Smith (1985), la cantidad de trabajo generado en un esfuerzo hasta la extenuación debía ser igual a la máxima

capacidad anaeróbica (fosfágenos y glucólisis anaeróbica), por lo que propusieron su cálculo para esfuerzos de hasta 1 min (mayoritariamente anaeróbicos). A continuación, propusieron la forma de calcular el aporte del metabolismo anaeróbico para esfuerzos mayores de 7 min, ya que como se ha comentado anteriormente, en base a trabajos previos asumieron que la máxima duración a intensidad de $\dot{V}O_{2max}$ se situaba en torno a los 7 min (Ecuación 1.17). Para el cálculo del aporte del metabolismo aeróbico, tuvieron en cuenta la inercia aeróbica desde el inicio del ejercicio y la fracción de utilización de $\dot{V}O_2$, igual que el $\dot{V}O_{2max}$ para esfuerzos inferiores a estos 7 min, y con un valor que iba disminuyendo a medida que aumentaba la duración del esfuerzo por encima de este tiempo (Ecuación 1.18).

Ecuación 1.15. *Aporte energético total (Peronnet y Thibault, 1989).*

$$C = C_{An} + C_{Ae}$$

Donde C es el aporte total de energía (J/kg), C_{An} el aporte del metabolismo anaeróbico y C_{Ae} el aporte del metabolismo aeróbico. Por lo tanto, el rendimiento que un corredor puede mantener en función de la duración del esfuerzo (T) (s) en términos de potencia (P_T) (w/kg) sería descrito por la siguiente ecuación:

Ecuación 1.16. *Potencia total sostenible en el tiempo (Peronnet y Thibault, 1989).*

$$P_T = C/T = \left(\frac{C_{An}}{T}\right) + \left(\frac{C_{Ae}}{T}\right)$$

$$P_T = \left(\frac{S}{T}\right)(1 - e^{-T/k_2}) + \frac{1}{T} \int_0^T [BMR + B(1 - e^{-T/k_1})] dt$$

Donde $S = C_{An}$ y $B = C_{An} = MAP - BMR$ cuando $T < 7$ minutos;

$S = C_{An}[1 + f \ln (T/7)]$ y $B = MAP - BMR + E \ln (T/7)$ cuando $T > 7$ minutos;

BMR corresponde a la tasa de metabolismo basal estimada en 1,2 w/kg (equivalente a 3,5ml·kg⁻¹·min⁻¹, utilizando la equivalencia de 1ml O₂ para 20,9 J). $K_1 = 30$ s y $K_2 = 20$ s, $f = -0,233$; $e = 2,71828$.

El aporte del metabolismo anaeróbico (C_{An}) lo calcularon de la siguiente manera:

Ecuación 1.17. Cálculo del aporte energético del metabolismo anaeróbico (Peronnet y Thibault, 1989).

$$C_{An} = C_{An} \quad \text{para } T \leq 7 \text{ minutos}$$

$$C_{An} = C_{An} - 0,233C_{An} \ln (T/7) \quad \text{para } T > 7 \text{ minutos}$$

Mientras que el aporte del metabolismo aeróbico mediante la siguiente ecuación:

Ecuación 1.18. Cálculo del aporte energético del metabolismo aeróbico (Peronnet y Thibault, 1989).

$$C_{Ae} = MAP(1 - e^{t_{lim}/k_1})$$

$$C_{Ae} = MAP + E(\ln t_{lim} - \ln t_{MAP}) \quad \text{para } T > 7 \text{ minutos}$$

Donde k_1 representa la constante del tiempo del metabolismo aeróbico al inicio del ejercicio (aproximadamente 30 s). E representa la fracción de utilización de $\dot{V}O_2$ (Ecuación 1.16).

Peronnet y Thibault (1989) calcularon un MAE entre los WR atléticos de la época (desde 60 m hasta maratón) y las marcas estimadas según su modelo de sólo un 0,73% en hombres y un 1,27% en mujeres. Haciendo el cálculo de este error desde los 100 m hasta maratón, se reducía a un 0,67 y 1,08% respectivamente. Incluso calcularon la precisión de su modelo en 13 corredores de élite de los que conocían de manera consistente y fiable sus mejores rendimientos en las diferentes distancias y sus valores de $\dot{V}O_{2max}$, obteniendo un MAE entre 0,64 y 1,65%. En definitiva, este modelo mejoraba la estimación de la contribución del metabolismo aeróbico y anaeróbico en cualquier duración de esfuerzo comprendida entre las indicadas (60 m hasta maratón) basándose en las estimaciones del máximo rendimiento aeróbico y anaeróbico de los mejores atletas reportados hasta el momento. Además, Peronnet y Thibault (1989) fueron un paso más allá al analizar cómo se había conseguido la mejora del rendimiento en los diferentes tipos de esfuerzo a lo largo de la historia, y cómo se seguiría mejorando este rendimiento en el futuro basándose en la aportación del metabolismo aeróbico y anaeróbico y en su índice de resistencia (Figura 1.10). Según Peronnet y Thibault (1989), la capacidad anaeróbica y aeróbica aumentaron de manera lineal con el paso de los años, mientras que el índice de resistencia se estabilizó. Las

proyecciones para la mejora de las marcas en el futuro según su modelo estimaban una mejora menor en pruebas de velocidad (3,3% para 100 m y 5,5% para 400 m), mientras que el porcentaje de mejora esperada era mayor a medida que aumentaba la distancia (7,9% para 10.000 m y 8,2% para maratón) debido al aumento del coste energético de la carrera, apreciación que estaba en línea con Henry (1954). También estimaron el MAE entre las predicciones y las marcas reales, que fue reduciéndose gracias a la mejora de la consistencia de las diferentes marcas y a la mejora en el cronometraje, con bastante error en pruebas de velocidad especialmente antes de 1964. En mujeres, el error fue mayor debido sobre todo a la escasez de registros anteriores a 1957, especialmente en pruebas más largas como la maratón.

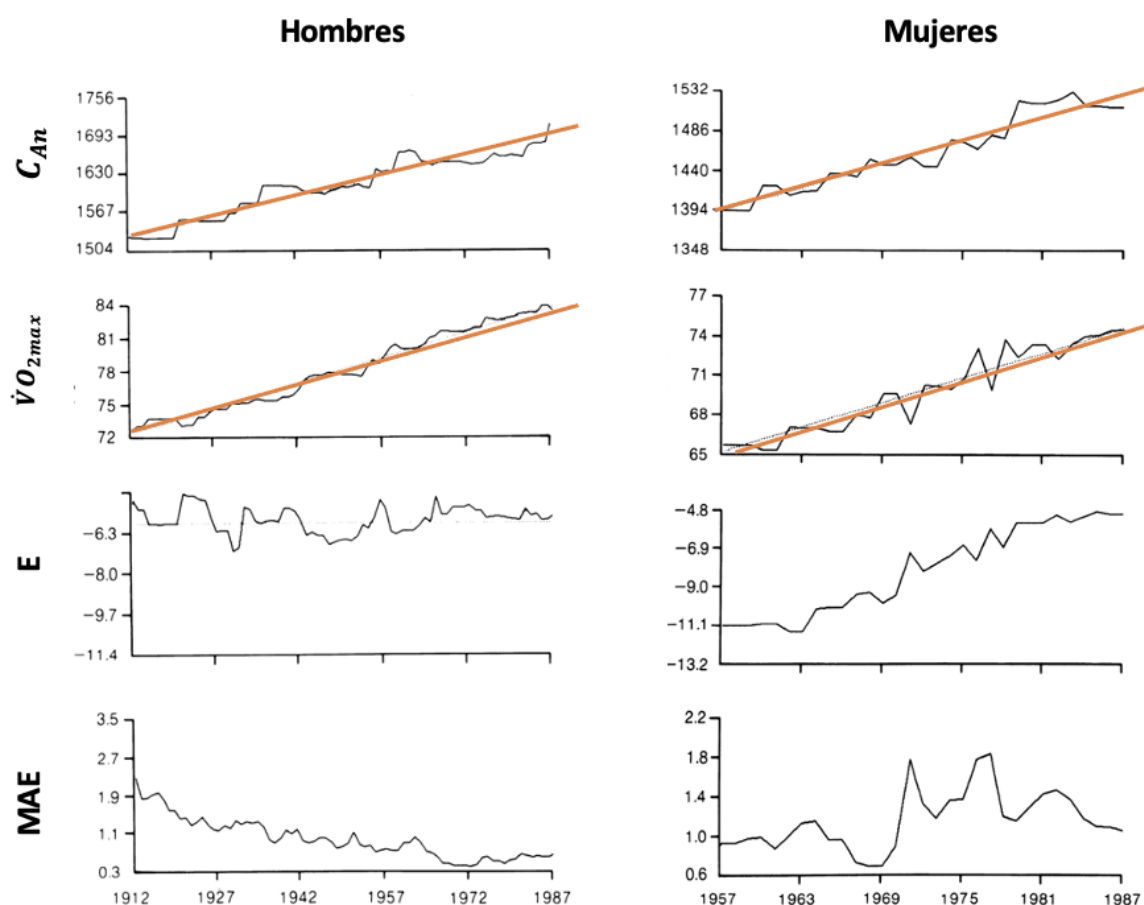


Figura 1.10. Variaciones de la capacidad anaeróbica (C_{An})(J/kg), máxima potencia aeróbica ($\dot{V}O_{2max}$) ($ml \cdot kg^{-1} \cdot min^{-1}$) e índice de resistencia (E) entre 1908 y 1987 estimados para los mejores rendimientos en hombres y mujeres en distancias desde los 100 m hasta la maratón. MAE (%). Fuente: Adaptado de Peronnet y Thibault (1989).

En el caso concreto de la maratón, las proyecciones de Peronnet y Thibault (1989) fueron verdaderamente ajustadas:

- Año 2000:
 - Hombres: 2 h 5min 23 s vs 2 h 5 min 42 s (Khalid Khannouchi, Marruecos), diferencia del 0,25%.
 - Mujeres: 2 h 18 min 43 s vs 2 h 20 min 43 s (Tegla Loroupe, Kenia), diferencia del 1,42%.
- Año 2028:
 - Hombres: 1 h 59 min 36 s vs 2 h 00 min 35 s (Actual, '24) (Kelvin Kiptum, 2023), diferencia del 0,82%.
 - Mujeres: 2 h 12 min 19 s vs 2 h 9 min 56 s (Actual, '24) (Ruth Chepngetich, Kenia), diferencia del 1,83%.

Al respecto de las comparaciones con las marcas actuales, cabe destacar la incidencia que ha tenido la evolución tecnológica de las zapatillas (especialmente la introducción de la placa de carbono en la medio-suela) en la mejora del rendimiento (Hunter et al., 2022; Muniz-Pardos et al., 2021; Senefeld et al., 2021).

Sistemas Complejos y PL

Tras numerosos estudios (como los ya citados) que reflejaban la idoneidad del uso de las PL y su representación mediante las gráficas *log-log* para describir el rendimiento deportivo, Katz y Katz (1994) observaron que en el caso de la carrera a pie y la natación la desviación de los datos de una PL estricta podía interpretarse como un proceso dominante que modulaba esta distribución. Trataron de explicar estas desviaciones como **fractales** dentro de un **sistema complejo que se comporta de manera no-lineal**, pues en la naturaleza y la biología es muy común encontrar ejemplos fractales (Schroeder, 1991). García-Manso et al. (2005) definieron estos sistemas complejos no-lineales como *“aquellos compuestos por*

multitud de componentes, cuyas interacciones son de naturaleza no-lineal y que están frecuentemente abiertas a factores ambientales". Así pues, a pesar de que Katz y Katz (1994) estaban de acuerdo en que las PL eran la mejor forma de representar el rendimiento deportivo, quisieron valorar el efecto de estos fractales o desviaciones a través del análisis de los mejores rendimientos hasta el momento en carrera a pie y natación. Observaron que estas desviaciones se producían de manera sistémica, y calcularon la relación del rendimiento de los corredores en términos de gasto energético con la desviación. Basándose en los cálculos de Peronnet y Thibault (1989) para medir el gasto energético, propusieron la siguiente ecuación para implementar estas desviaciones:

Ecuación 1.19. Cálculo del gasto energético de las desviaciones en el rendimiento (Katz y Katz, 1994).

$$\textbf{Energía total} = E_a + E_{an} = E \pm dE$$

Donde E es el requerimiento energético y dE la desviación de la línea fractal (cuando se representa gráficamente el logaritmo de la energía y el tiempo de esfuerzo). E_a y E_{an} son la energía aportada por el metabolismo aeróbico y anaeróbico respectivamente.

De esta manera, estimaron el gasto energético total como un porcentaje con una desviación mayor o menor de la representada por la línea fractal comentada anteriormente:

Ecuación 1.20. Desviación del gasto energético total (%). (Katz y Katz, 1994).

$$\textbf{Porcentaje total energía}$$

$$= 100 \cdot \left(1 \pm \frac{dE}{E} \right)$$

$$= 100 \cdot (1 \pm 0,78 \, dT/T)$$

$$= 100 \cdot (E_a + E_{an})/E$$

En esta ecuación, la constante 0,78 corresponde a la pendiente de la línea fractal.

Siguiendo con el estudio de las desviaciones de la PL de los récords de carrera a pie, en un artículo posterior, Katz y Katz (1999) analizaron cómo fue afectando el efecto de los

años en las actualizaciones de estos récords (Figura 1.11). A través de la pendiente de la regresión lineal, obtuvieron la siguiente ecuación:

Ecuación 1.21. Cálculo del efecto de los años en las desviaciones de los récords (Katz y Katz, 1999).

$$\text{Pendiente} = n_{ic} = (1,1498 \pm 0,0018) - (0,000280 \pm 0,00003) \cdot Y_i$$

Donde $y = \text{año} - 1900$.

Para el cálculo de la constante c (de la ecuación 1.1 de PL) utilizaron la siguiente ecuación:

Ecuación 1.22. Cálculo de la constante c (PL) (Katz y Katz, 1999).

$$c = 2,4868 \pm 0,0109 - (0,0058 \pm 0,0004) \cdot Y_i + (0,000021 \pm 0,000003) \cdot Y_i$$

Introduciendo estas constantes en la Ecuación 1.1, quedaría de la siguiente manera:

Ecuación 1.23. Adaptación de la ecuación estándar de PL según Katz y Katz (1999).

$$T_{ij} = c_i D_j^{n_i}$$

Donde j es la prueba e i el año.

Para el cálculo de las desviaciones (s_{ij}) de los récords estudiados, propusieron la siguiente ecuación:

Ecuación 1.24. Cálculo de las desviaciones de los WR (katz y Katz, 1999).

$$s_{ij} = 100(t_{ij} - T_{ij})/t_{ij}$$

Donde de nuevo i representa el año, j la prueba, t_{ij} el tiempo registrado de la prueba y T_{ij} el tiempo calculado (proyectado).

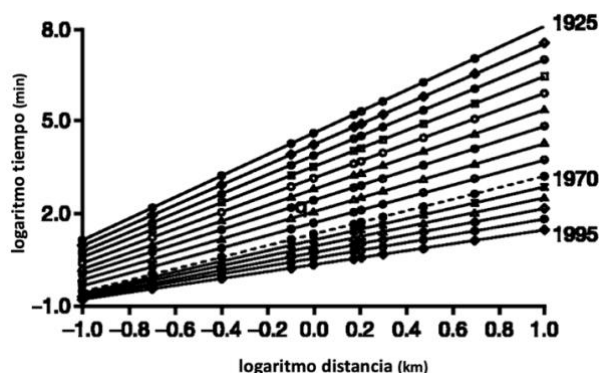


Figura 1.11. Representación gráfica log-log tiempo y distancia de la evolución de los WR masculinos (100 a 10.000mts) entre 1925 y 1995. Fuente: Adaptado de Katz y Katz (1999).

A su vez, estas desviaciones se comportaban como una PL (Figura 1.12). Según sus cálculos, el ritmo de mejora previsto en ese momento era de aproximadamente 0,0025 s por año en la prueba de 100 m y 2,6 s por año en los 10.000 m.

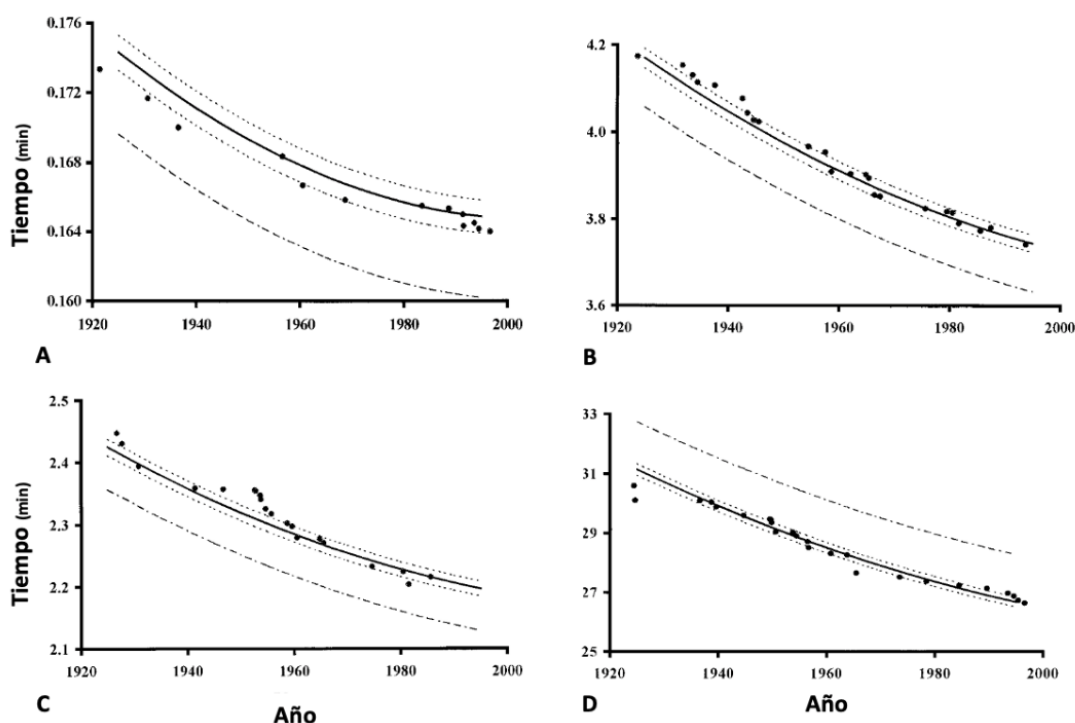


Figura 1.12. Evolución de los récords masculinos (100 a 10.000 m) entre 1925 y 1995 en 100 m (A), la milla (b), 1 km (C) y 10.000 m (D). Se puede observar cómo las gráficas tienen forma ligeramente hiperbólica. La línea continua representa t_{ij} (tiempo registrado en la prueba), mientras que la línea discontinua representa T_{ij} (tiempo proyectado según su ecuación). Error estimado en $\pm 0,5\%$. Fuente: Adaptado de Katz y Katz (1999).

De acuerdo con Peronnet y Thibault (1989), Katz y Katz (1999) concluyeron que la eficiencia energética en carrera a pie permanecía relativamente constante a lo largo de los

años. Además, según Katz y Katz (1999) estas desviaciones que se producían respecto a la PL podía indicar una interacción con otra parte del sistema, de forma que pudieron mejorar su cálculo con la mejora de la comprensión del comportamiento de sistemas dinámicos no-lineales como el metabolismo humano.

Siguiendo con el estudio de las PL en carrera a pie desde un punto de vista de sistemas complejos (no-lineales), García-Manso et al. (2005) investigaron cómo se comportaban estos puntos críticos o de ruptura en las PL que suponían una mejora de los récords. Como estos autores demostraron, este tipo de comportamiento no sólo tiene lugar cuando se representan los récords de carrera a pie, que básicamente son registros de atletas puntuales con el mejor rendimiento en cada prueba, sino que también ocurre cuando se analizan diferentes grupos de atletas de diferentes niveles. Para ello, además de utilizar los mejores rendimientos hasta el momento (año 2003), utilizaron los resultados de atletas de menor nivel en cada una de las pruebas o distancias y observaron que efectivamente la distribución gráfica también seguía la forma de una PL (Figura 1.13).

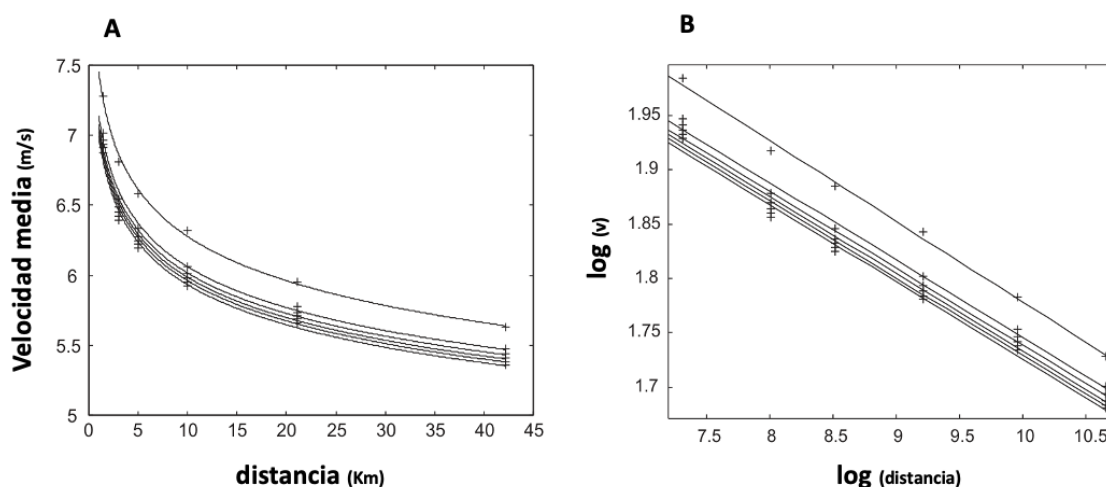


Figura 1.13. Representación gráfica de los récords de 1.500 m, 3.000 m, 5.000 m, 10.000 m, media maratón y maratón y de los rendimientos correspondientes a los atletas ranqueados en posición 100, 200, 300, 400 y 550. Figura 1.13A: Gráfica velocidad-distancia. Figura 1.13B: Gráfica log-log velocidad-distancia. Fuente: Adaptado de García-Manso et al. (2005).

Una vez observado que los mejores rendimientos de atletas de diferente nivel también se comportaban como PL, García-Manso et al. (2005) propusieron una ecuación que tuviera en cuenta esta característica:

Ecuación 1.25. PL de García-Manso et al. (2005) teniendo en cuenta el nivel de rendimiento de los atletas y la distancia.

$$v(d)^r = C(r)d^{-\alpha(r)}$$

Donde r es la posición en el ranquin o nivel de rendimiento, $C(r)$ y $\alpha(r)$ son constantes de cada nivel de rendimiento r , y d es la distancia de la prueba (García-Manso et al., 2005).

Estos autores denominaron esta característica como “Índice de Rendimiento” (IR) y la cuantificaron como “el valor del logaritmo de $C(r)$ en la intersección de la línea de regresión que representa cada grupo de rendimiento”. Este IR es un indicador de cómo la velocidad media de los mejores rendimientos disminuye en las diferentes categorías de rendimiento (Figura 1.14). A su vez, y tomando como referencia la ecuación 24, García-Manso et al. (2005) sugirieron que la aparición de nuevos grupos de rendimiento alrededor de puntos críticos de ruptura (estructuras multifractales) de la línea de regresión pueden servir como atractores para que otros atletas capaces de replicar este rendimiento lo tengan en cuenta como referencia en sus estrategias de entrenamiento.

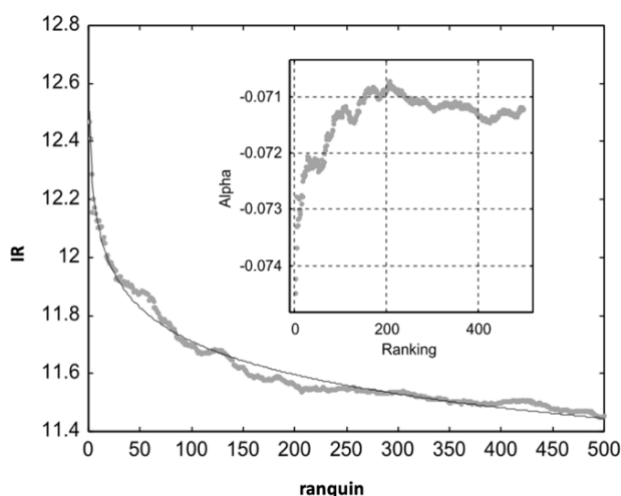


Figura 1.14. Evolución de los valores $\alpha(r)$ y $C(r)$ para todos los grupos de rendimiento (r) considerados (1º, 100º, 200º, 300º, 400º y 55º). (IR = Índice de Rendimiento). Fuente: Adaptado de García-Manso et al. (2005).

El IR de los diferentes niveles de rendimiento en García-Manso et al. (2005) se podría equiparar con el comportamiento de las desviaciones en Katz y Katz (1999), ambos descritos por PL.

PL para predecir el rendimiento en pruebas de fondo

El modelo de PL surgió de la descripción de los récords (Kennelly, 1906) para, posteriormente, utilizarse en la predicción del rendimiento, ya fuera proyectando futuros récords tal y como hicieron Peronnet y Thibault (1989) o tratando de predecir mejores rendimientos individuales en varias distancias (Decock et al., 2016; Drake et al., 2024; García-Manso et al., 2012; Riegel, 1981; Vandewalle, 2017, 2018; Zinoubi et al., 2017). Un claro ejemplo de la aplicación de este modelo en el atletismo actual son las tablas de equivalencias de la Federación Internacional de Atletismo (IAAF) (IAAF, 2017), creadas con el objetivo de valorar y comparar el rendimiento de los atletas en diferentes disciplinas. Al igual que en Daniels (2022), las tablas de la IAAF (2017) pueden ser utilizadas por los atletas extrapolando su rendimiento en pruebas más cortas para predecir sus marcas en pruebas más largas como la maratón, o incluso para comparar rendimientos individuales en diferentes distancias y así poder valorar su perfil de rendimiento. No obstante, García-Manso et al. (2012) estudiaron y evaluaron los efectos de la especificidad y la individualización al aplicar un modelo de PL universal (Ecuación 1.26) y observaron sus limitaciones en cuanto a la precisión al aplicarlo en predicciones del rendimiento individual. Para ello, García-Manso et al. (2012) propusieron diferentes modelos de PL teniendo en cuenta la especialidad de los atletas (atletas de 1.500 m: Ecuación 1.27; atletas de 3.000 m: Ecuación 1.28; atletas de 5.000 m: Ecuación 1.29; atletas de 10.000 m: Ecuación 1.30; atletas de media maratón: Ecuación 1.31; y maratonianos: Ecuación 1.32), lo cual mejoraba la precisión de las predicciones ($R^2 > 0,98$).

Ecuación 1.26. PL universal de García-Manso et al. (2012).

$$V = 12,06 * D^{-0,07}$$

Ecuación 1.27. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 1.500 m.

$$V_{1500} = 15,00 * D^{-0,102}$$

Ecuación 1.28. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 3.000 m.

$$V_{3000} = 12,76 * D^{-0,081}$$

Ecuación 1.29. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 5.000 m.

$$V_{5000} = 11,55 * D^{-0,068}$$

Ecuación 1.30. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en 10.000 m.

$$V_{10000} = 11,59 * D^{-0,07}$$

Ecuación 1.31. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en media maratón.

$$V_{21,097} = 10,78 * D^{-0,062}$$

Ecuación 1.32. PL de García-Manso et al. (2012) para corredores especialistas en maratón.

$$V_{42,195} = 10,27 * D^{-0,0575}$$

Donde V es la velocidad y D la distancia.

También basándose en un modelo de comportamiento de PL, Mercier, Léger y Desjardins (1984) confeccionaron un nomograma para predecir el rendimiento en carreras de distancias entre los 3 km y la maratón, basándose en el $\dot{V}O_{2max}$ y datos de rendimiento de diferentes corredores en estas distancias. Coquart et al. (2009) validaron este nomograma con una gran base de datos de corredores ($n = 330$) a partir de marcas conocidas en 10 km, 20 km y maratón, realizadas en la misma temporada. El nomograma sobreestimó en 13 s e infraestimó en 27 s de promedio el rendimiento en 10 y 20 km respectivamente. En maratón, las diferencias entre la estimación y la marca real fueron de 85 s de promedio, pero estas diferencias no fueron estadísticamente significativas. La precisión de la estimación fue mayor cuando el rendimiento se obtuvo por interpolación en lugar de extrapolación.

En línea con estos últimos trabajos publicados que tenían en cuenta no sólo la descripción del comportamiento de los mejores rendimientos en cada distancia sino también las desviaciones a lo largo de los años y el rendimiento de corredores de diferentes niveles y especialidades, Vickers y Vertosick (2016) fueron un paso más allá en cuanto a la muestra y

datos recogidos analizados. La mayoría de los estudios sobre descripción y predicción del rendimiento publicados hasta la fecha se habían centrado en corredores élite debido fundamentalmente al mayor acceso de éstos a medios de medición (pruebas de laboratorio y otros equipamientos especiales) y a la mayor presencia y accesibilidad a estos datos, pero estas predicciones y mecanismos de rendimiento puede que no se aplicaran a las masas compuestas por corredores populares. El avance tecnológico ha permitido, entre otras cosas, facilitar la accesibilidad a los datos, de forma que Vickers y Vertosick (2016) fueron capaces de analizar una gran muestra de corredores mayoritariamente populares ($n = 2.303$) que completaron una encuesta en línea. Con estos datos se propusieron comprobar la validez y precisión de la fórmula de Riegel (1981) en este tipo de población para la predicción de la marca en maratón. El trabajo de García-Manso et al. (2005) ya avanzó que la descripción de los récords de grupos de diferentes niveles de rendimiento también obedecía una distribución de PL, aun así, este estudio describía los mejores rendimientos de cada categoría, por ello el trabajo de Vickers y Vertosick (2016) supuso un paso más allá al no tener en cuenta categorías de rendimiento sino simplemente una gran muestra de corredores populares que habían corrido una maratón.

Los resultados de Vickers y Vertosick (2016) mostraron que la fórmula de Riegel (1981) predecía bien el rendimiento en distancias hasta media maratón ($p = 0,3$) pero el error aumentaba considerablemente en distancias más largas, como la maratón ($p < 0,001$). Estos autores testaron dos modelos para predecir la marca en maratón a partir de la fórmula de Riegel (1981) introduciendo además la variable volumen medio semanal (km) de los corredores, ya que fue una de las variables con mayor asociación con el rendimiento en maratón: el Modelo 1 (Ecuación 1.33), para aquellos corredores que reportaron solo una marca previa (r_1) en una distancia más corta; y el Modelo 2 (Ecuación 1.34) para aquellos que reportaron la marca previa de dos pruebas más cortas (r_1 y r_2 (más larga que r_1)). En la Figura 1.15 se puede observar la línea de regresión de cada uno de estos modelos. El error cuadrático medio (MSE) calculado para cada modelo fue de 227,6 para el Modelo 1, 208,3 para el Modelo 2 y 380,7 para el modelo original de Riegel utilizando un *índice de fatiga* de $k = 1,07$ (Ecuación 1.11). Cabe destacar que para el cálculo de estos errores los autores penalizaron el exceso de velocidad aumentando su peso en la fórmula para el cálculo del error ya que en una prueba como la maratón el exceso de velocidad inicial es más perjudicial

que lo contrario al tratarse de un error que no se puede corregir debido a la caída drástica del rendimiento, mientras que al contrario no sucede lo mismo y sí se podría corregir aumentando el ritmo en los kilómetros finales.

A continuación, se muestran las ecuaciones de cada modelo propuesto por estos autores donde todas las distancias fueron introducidas en metros, y los tiempos en segundos. El modelo final da el tiempo en minutos.

Ecuación 1.33. Modelo 1 de Vickers y Vertosick (2016): Predicción de la marca en maratón a partir de la fórmula de Riegel (1981), con sólo 1 marca previa y el volumen medio semanal de entrenamiento.

$$velocidad_{Riegel} = \frac{42195}{(tiempo_{r1}) \times \left(\frac{42195}{distancia_{r1}}\right)^{1.07}}$$

El índice de fatiga utilizado en este modelo es 1,07, el más utilizado en la fórmula de Riegel para este tipo de población. Utilizando esta velocidad, y el volumen medio de entrenamiento semanal, la velocidad proyectada fue la siguiente:

$$\begin{aligned} velocidad_{Modelo1} &= 0.16018617 + (0.83076202 \times velocidad_{Riegel}) \\ &+ (0.06423826 \times \frac{kilometraje\ semanal}{10}) \end{aligned}$$

$$tiempo_{Modelo1} = \frac{(42195 \div 60)}{velocidad_{Modelo1}}$$

Ecuación 1.34. Modelo 2 de Vickers y Vertosick (2016): Predicción de la marca en maratón a partir de la fórmula de Riegel (1981), con 2 marcas previas y el volumen medio semanal de entrenamiento.

$$k_{\frac{r2}{r1}} = \frac{\ln\left(\frac{tiempo_{r2}}{tiempo_{r1}}\right)}{\ln\left(\frac{distancia_{r2}}{distancia_{r1}}\right)}$$

$$k_{\text{maratón}} = 1.4510756 + \left(-0.23797948 \times k_{r2} \right) + \left(-0.01410023 \times \frac{\text{kilometraje semanal}}{10} \right)$$

Una vez calculado el *índice de fatiga* $k_{\text{maratón}}$ en base a las 2 marcas previas teniendo en cuenta el volumen de entrenamiento semanal, la predicción de marca (en min) de este modelo fue:

$$\text{tiempo}_{\text{Modelo2}} = \frac{\left((\text{tiempo}_{r2}) \times \left(\frac{42195}{\text{distancia}_{r2}} \right)^{k_{\text{maratón}}} \right)}{60}$$

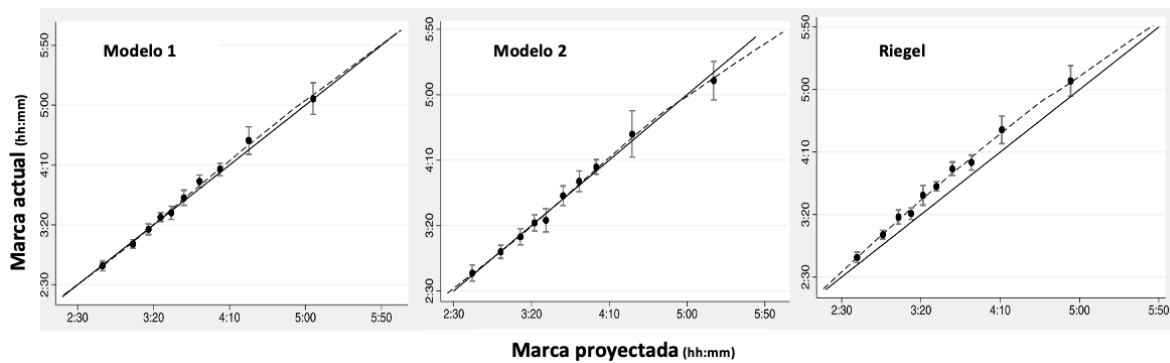


Figura 1.15. Comparativa de los modelos testados para predecir el rendimiento en maratón a partir de sólo 1 marca previa (Modelo 1), 2 marcas previas (Modelo 2) y el modelo original de Riegel con índice de fatiga $k=1,07$. Fuente: Adaptado de Vickers y Vertosick (2016).

El Modelo de Riegel (1981) calculó tiempos considerablemente más rápidos que los reales, concretamente proyectó tiempos en maratón 10 min o más demasiado rápidos para aproximadamente la mitad de corredores, mientras que esta diferencia en los Modelos 1 y 2 sólo se observó en aproximadamente el 25% de los corredores.

Cabe destacar, que un modelo ajustado con los resultados de Vickers y Vertosick (2016) se implementó como calculadora de uso público en la web *Slate.com* (*Introducing Slate's Marathon Time Predictor*, n.d.).

En otro trabajo con una gran muestra de corredores de diferentes niveles ($n = 164.746$), Blythe y Király (2016) desarrollaron un modelo para predecir el rendimiento en todo el rango de distancias comprendido entre los 100 m y la maratón. En este modelo se buscó aunar los tres posicionamientos sobre predicción y modelaje del rendimiento en carrera: las PL, las tablas de equivalencia (IAAF, 2017) y el perfil fisiológico. Se trata por lo tanto de una PL individual basada en tres componentes que resumen el comportamiento del atleta en diferentes distancias con el objetivo de conseguir una descripción más compleja y diversa que la de la PL de los récords, tal y como propuso García-Manso et al. (2012). Este modelo de Blythe y Király (2016) consiguió una reducción del 30% en el RMSE respecto a otros métodos reportados en la bibliografía hasta el momento, con un SEE en rendimiento élite de maratón de 3,6 min. No obstante, la variabilidad del modelo aumentaba más allá de los 10 km y especialmente en la predicción del rendimiento de maratón.

Por su parte, Mulligan et al. (2018) también se basaron en el estudio de diferentes récords (mundiales, europeos y nacionales de diferentes años) desde los 1.000 m hasta maratón para hallar un modelo de PL individual basado en principios metabólicos básicos pero con el mínimo número de parámetros fisiológicos buscando simplificar su aplicación (Ecuación 1.35). Este modelo se basaba en cuatro parámetros independientes (relacionados con el perfil de velocidad y resistencia) que podían ser extraídos de carreras realizadas a máxima intensidad para caracterizar el rendimiento individual o colectivo de los corredores, sin añadir constantes fijas como otros modelos reportados. Mulligan et al. (2018) compararon su modelo con otro modelo de fundamento fisiológico basado en el equivalente de $\dot{V}O_2$ (VDOT) para las diferentes velocidades y distancias de carrera: el VDOT de Daniels (Daniels, 2022). Los resultados mostraron que las predicciones de este modelo variaban muy poco ($< 0,2\%$) respecto al de VDOT. Además, en la mayor parte de los casos, el MAE entre las marcas registradas y la predicción fue menor al 1%. En un estudio posterior, Emig y Peltonen (2020) aplicaron el modelo de Mulligan et al. (2018) en una gran muestra de corredores ($n = 14.304$) de los que conocían sus marcas en 5.000 m, 10.000 m, media maratón y maratón, todas ellas comprendidas en un intervalo de 180 días. El modelo de Mulligan et al. (2018) permitió estimar la marca en maratón a partir de extrapolación en base a marcas en distancias inferiores con una precisión mejor del 10%. Además, el MAE entre los tiempos reales y las predicciones en estas carreras de resistencia fue de sólo el 2%. Los parámetros

de este modelo (Mulligan et al., 2018), denominados índices de rendimiento, cuantifican diferentes aspectos del rendimiento de los corredores en función de su perfil de velocidad y resistencia.

Ecuación 1.35. Modelo de PL de Mulligan et al. (2018).

$$T(d) = \frac{t_c}{\gamma_l} \frac{d}{d_c} \frac{1}{W_{-1}\left[-\frac{d}{d_c} \frac{\exp\left(-\frac{1}{\gamma_l}\right)}{\gamma_l}\right]} \quad \text{para } d \geq d_c$$

Donde $T(d)$ es el tiempo más rápido en recorrer una distancia d determinada. W_{-1} representa la función Lambert. t_c es el tiempo que se tarda en conseguir la transición aero-anaeróbica, el cual fijaron en 6 min para simplificar el modelo. d_c es la distancia máxima que se puede recorrer en el tiempo t_c . La constante γ_l representa la resistencia (Ecuaciones 1.36, 1.37 y 1.38).

Además, a través de este modelo, Mulligan et al. (2018) expresaron también el rendimiento necesario en términos de potencia para correr a una velocidad constante:

Ecuación 1.36. Cálculo de la potencia para mantener una velocidad constante (Mulligan et al., 2018).

$$p(v) = \frac{P(v) - P_b}{P_m - P_b} = \frac{v}{v_m}$$

Donde P_b es la potencia correspondiente al metabolismo basal, obtenida linealmente por extrapolación de la economía de carrera a velocidad 0, P_m es la potencia asociada con el $\dot{V}O_{2max}$. Esta P_m define una velocidad crucero v_m que correspondería a la mínima velocidad de $\dot{V}O_{2max}$. Para velocidades $v > v_m$ el coste energético de la carrera no es únicamente determinado por el metabolismo aeróbico sino sobre todo por el aporte energético anaeróbico.

Ecuación 1.37. Cálculo de la potencia máxima (Mulligan et al., 2018).

$$P_{max}(T) = P_m - P_l \log \frac{T}{t_c} \quad \text{para } T \geq t_c$$

Donde P_l es el aporte suplementario de potencia. Para $T < t_c$, P_{max} es dada con P_l reemplazada por otra constante. A través de esta ecuación, también se puede obtener el tiempo máximo sobre el que una velocidad v puede ser mantenida:

Ecuación 1.38. Tiempo de extenuación a una velocidad (v) determinada (Mulligan et al., 2018).

$$T_{max}(v) = t_c \exp \left[\frac{v_m - v}{\gamma_l v_m} \right]$$

Donde la constante $\gamma_l = P_l / (P_m - P_b)$, y mide la capacidad de resistencia.

Por su parte, Vandewalle (2018) comparó diferentes modelos empíricos de rendimiento en 6 corredores élite de diferentes épocas con marcas reportadas en 1.500, 3.000, 5.000 y 10.000 m, y tres de ellos además con marca reportada también en maratón. Las estimaciones del modelo de PL mostraron un error por debajo del 1% para las distancias entre 1.500 y 10.000 m. En la predicción por extrapolación de rendimientos de 30 y 60 min, el modelo estaba muy cerca de las marcas reales, mientras que en la predicción de la marca en maratón el modelo de PL sobreestimaba el rendimiento (entre un 2,1 y un 6,1%) (Figura 1.16).

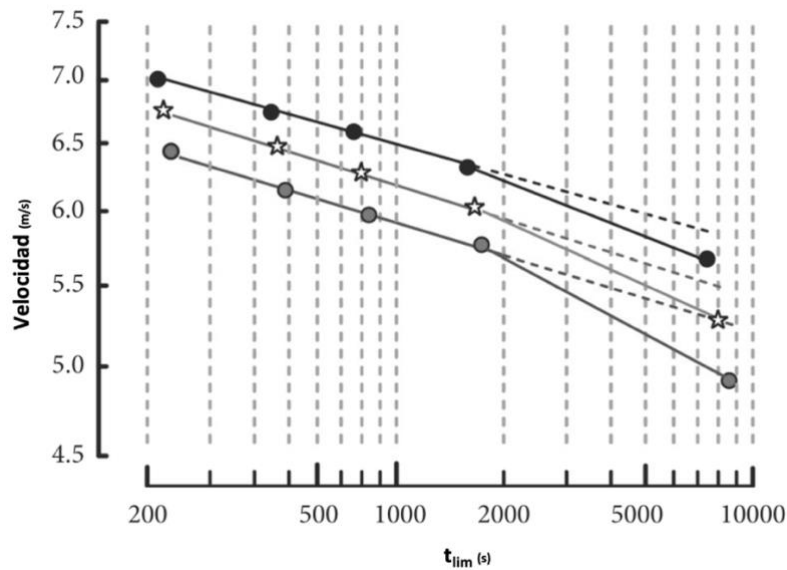


Figura 1.16. Extrapolación de las relaciones lineales de rendimiento hasta maratón (líneas discontinuas) y marcas reales de tres corredores élite. Fuente: Adaptado de Vandewalle (2018).

La evidencia más reciente (Blythe y Király, 2016; García-Manso et al., 2012; Mulligan et al., 2018; Vandewalle, 2018) sugiere que los rendimientos individuales no siguen una única PL sino más bien una PL individual basada en el perfil fisiológico, nivel y especialización de cada corredor.

A pesar de las limitaciones del modelo de PL para predecir rendimientos de larga duración, el hecho de poder predecir el rendimiento con tan sólo dos marcas previas conocidas es una clara ventaja frente a otros modelos más complejos (Zinoubi et al., 2017).

Potencia Crítica (CP)

Otro de los principales modelos predictivos con más recorrido histórico es el de CP. Según el modelo de CP, también conocido como *Modelo Hiperbólico* (Drake et al., 2024; Vandewalle, 2018), la relación de potencia (P) (o velocidad) que un atleta puede desarrollar y la duración de una prueba (T), pueden describirse como una función hiperbólica:

Ecuación 1.39. Potencia Crítica (CP).

$$P = \left(\frac{A}{T} \right) + R$$

Donde A representa la capacidad del metabolismo anaeróbico y R el índice de liberación energética procedente del metabolismo aeróbico.

Esta relación hiperbólica P - T ($P = P(T)$), cuando se representa gráficamente, forma una curva hiperbólica que se compone de una constante y una asíntota. La asíntota es lo que se conoce como Potencia Crítica (CP) mientras que la constante de la curva representa la capacidad de trabajo por encima de la CP y es conocida como W' (Burnley y Jones, 2018; Jones et al., 2010; Jones y Vanhatalo, 2017; Poole et al., 2016) (Figura 1.17A). A partir de la Ecuación 1.39, y utilizando estos dos conceptos básicos del modelo, se puede obtener el tiempo máximo (T_{lim}) durante el que se puede mantener un rendimiento determinado (en este caso expresado en términos de potencia, pero sería equivalente expresado en base a la velocidad):

Ecuación 1.40. Tiempo de extenuación según el modelo de CP.

$$T = W' / (P - CP)$$

Donde W' correspondería a la capacidad anaeróbica máxima, P sería la potencia y CP el valor de potencia crítica correspondiente a la asíntota de la curva.

En términos de intensidad, el concepto de CP básicamente hace referencia a la duración tolerable en dominio severo de la intensidad (Poole et al., 2016), mientras que la W' representa la capacidad total de trabajo que puede ser realizada en dominio severo de la intensidad (Jones et al., 2010). Además, esta relación P-T puede ser transformada en una relación lineal si se representa la relación del trabajo y el tiempo ($W = W(T)$) (Figura 1.17B). Esta relación lineal se basa en una ecuación de más fácil uso que la anterior:

Ecuación 1.41. Relación del trabajo y el tiempo ($W=W(T)$) según el modelo CP.

$$y = mx + c$$

Donde la pendiente m es la CP y el intercepto c es la W' .

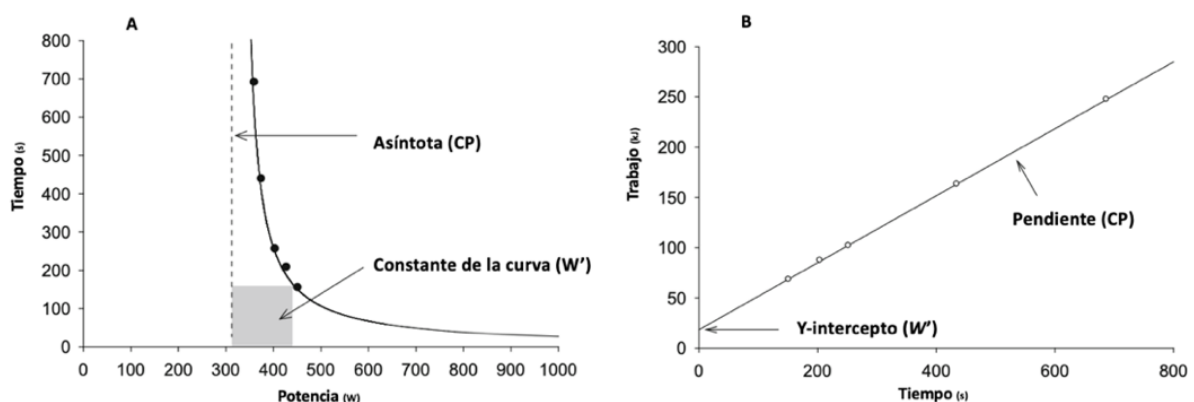


Figura 1.17. Relación hiperbólica $P=P(T)$ (A) y regresión lineal de la relación $W=W(T)$ (B). En A, la CP es la asíntota de la potencia, mientras que la W' es la constante de la curva. En B, la CP sería la pendiente de la recta de regresión mientras que la W' sería el intercepto. Fuente: Adaptado de Jones y Vanhatalo (2017).

El origen de la CP: la descripción de los récords

Se puede considerar que el punto de partida del modelo de CP se remonta al estudio publicado por Hill (1925). A diferencia de Kennelly (1906), que se puede considerar un trabajo más descriptivo del rendimiento, el trabajo de Hill (1925) se hizo claramente con intención de realizar una aproximación fisiológica al rendimiento, tal y como el propio autor indicó: *“En los datos de los récords deportivos tenemos una fuente de información disponible para el estudio fisiológico”*. En este trabajo, primeramente se realizó una exposición de los récords en diferentes distancias y disciplinas cíclicas como la carrera a pie (Figura 1.18), aunque tal y como indicó el propio Hill (1925) sin un análisis estadístico tan profundo como el de Kennelly (1906), con la clara intención de, junto con los conocimientos fisiológicos de la época, tratar de dar respuesta a la clásica pregunta: *“¿Cuánto se puede mantener un esfuerzo determinado?”*. Para ello, Hill (1925) se basó en los resultados de un experimento previo (Hill et al., 1924) donde midieron el consumo de gases en carrera a pie para tratar de hallar el coste de oxígeno de diferentes velocidades de carrera y donde estimaron que el $\dot{V}O_{2max}$ para un corredor de aproximadamente 70 kg era de 4 L/min, y la máxima deuda de $\dot{V}O_2$ de 15 L.

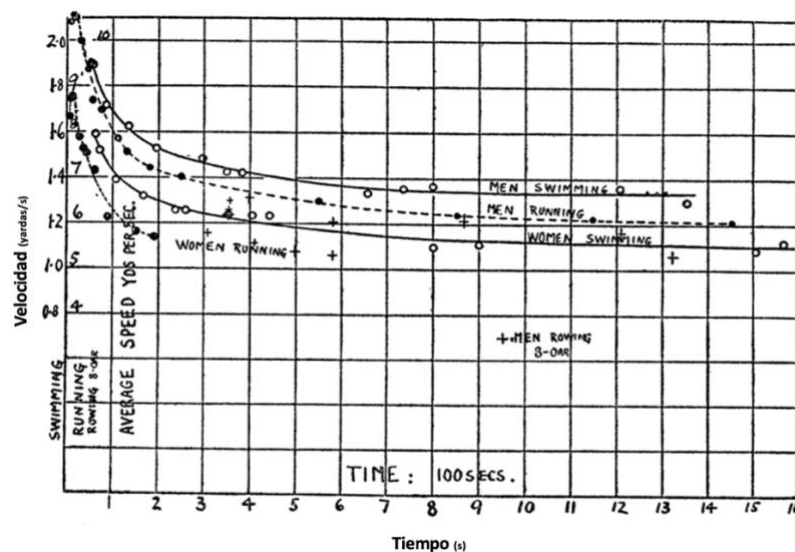


Figura 1.18. Representación gráfica de los récords de natación, remo y carrera, masculinos y femeninos, vigentes en 1925. La escala de velocidad está adaptada para natación (5 veces menor). Fuente: Adaptado de Hill (1925).

A continuación, Hill (1925) relacionó la dinámica de $\dot{V}O_2$ con el comportamiento gráfico de los WR y concluyó que estaban estrechamente relacionados (Figura 1.19), especialmente en esfuerzos desde aproximadamente los 2 hasta los 12 min.

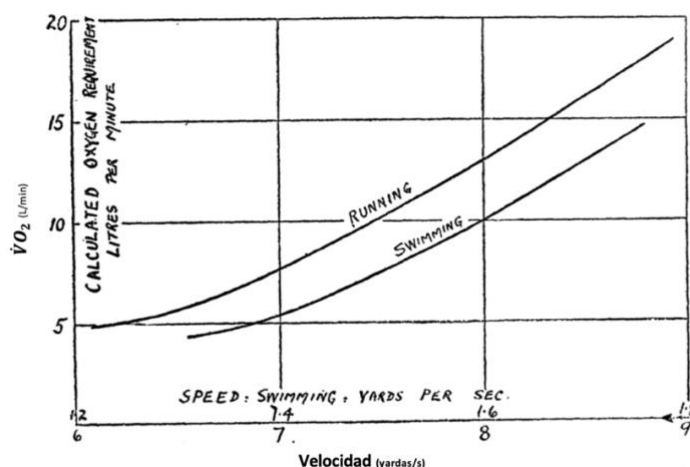


Figura 1.19. Coste de oxígeno de natación y carrera de los WR (vigentes en 1925) asumiendo que al final del esfuerzo se termina con la máxima deuda de oxígeno (15L) y que el $\dot{V}O_{2max}$ es de 4 y 3,5 L/min en carrera a pie y natación respectivamente. Fuente: Adaptado de Hill (1925).

Para este tipo de esfuerzos en los que gran parte del rendimiento estaba determinado por la dinámica de $\dot{V}O_2$, Hill (1927) formuló las siguientes relaciones entre la velocidad, la distancia y la producción energética:

Ecuación 1.42. Cálculo de la velocidad en función de la distancia y la producción energética (Hill, 1927).

$$v = \frac{S}{tB} + (R - A)/B$$

Donde S es la capacidad energética y R es la deuda de O_2 contraída durante el ejercicio. A es el $\dot{V}O_2$ en reposo y B el $\dot{V}O_2$ durante el ejercicio para una velocidad determinada. t es el tiempo de ejercicio.

Consciente de las limitaciones del conocimiento contemporáneo y de sus conclusiones al respecto del coste y la deuda de oxígeno y el rendimiento, Hill (1925) avanzó que este mecanismo no era suficiente para explicar la continua caída en la curva de rendimiento observada en esfuerzos de muy larga duración (Figura 18) y propuso un

segundo y tercer mecanismos de fatiga causados por la depleción energética y otras causas metabólicas todavía desconocidas en la época. Hill (1925) también reconoció que su argumento no era aplicable para esfuerzos de velocidad por debajo de los 50 s, que debían regirse por otros limitantes como posiblemente factores mecánicos y nerviosos.

La definición de CP: Monod y Scherrer (1965)

El trabajo de Monod y Scherrer (1965) fue el primero donde se presentó un nuevo concepto en la época al respecto del trabajo muscular máximo y del máximo tiempo de trabajo: la CP. Estos autores definieron la CP de un músculo (o grupo muscular) como *“la máxima capacidad que puede mantener durante un largo periodo de tiempo sin fatiga”*. El concepto de CP, según Monod y Scherrer (1965), venía a su vez determinado por el máximo trabajo (o capacidad límite de trabajo (W_{lim})) y el tiempo límite (t_{lim}) que un músculo o grupo muscular eran capaces de desarrollar hasta la extenuación. En base a sus ensayos con músculos aislados y grupos musculares para hallar su capacidad dinámica de trabajo, Monod y Scherrer (1965) expresaron esta relación lineal del trabajo muscular en el tiempo ($W = W(T)$) de la siguiente manera:

Ecuación 1.43. Relación lineal del trabajo muscular en el tiempo ($W=W(T)$) (Monod y Scherrer, 1965).

$$P = \frac{W_{lim}}{t_{lim}}$$

$$W_{lim} = P \cdot t_{lim}$$

Donde P es la potencia media, W_{lim} la capacidad máxima de trabajo y t_{lim} el tiempo límite. Además, Monod y Scherrer (1965) observaron que esta W_{lim} era una magnitud constante, como si se tratara de una *“energía muscular de reserva”*, que se podía alcanzar a un determinado ritmo, pero sin excederla. Esta relación la expresaron a través de la siguiente ecuación:

Ecuación 1.44. “Energía muscular de reserva” (Monod y Scherrer, 1965).

$$W_{lim} = a + b \cdot t_{lim}$$

Donde a es la “energía muscular de reserva” y b un factor relacionado con las condiciones circulatorias del músculo que determina el ritmo con el que se alcanza (y reconstituye) a . Por lo tanto, b correspondería a la CP de un músculo, de forma que cuando se excede esta CP, la fatiga máxima se produce como producto de la potencia (P) y t_{lim} :

Ecuación 1.45. Cálculo del máximo trabajo y del tiempo hasta la extenuación según el modelo de CP de Monod y Scherrer (1965).

$$W_{lim} = a + b \cdot t_{lim} = P \cdot t_{lim}$$

$$t_{lim} = \frac{a}{P - b}$$

Para calcular b sería necesario un test con varias series máximas a diferentes potencias y así poder establecer su pendiente, mientras que para calcular a sería suficiente con un único test. En los estudios de Monod y Scherrer (1965), t_{lim} fue entre 1 y 20 min, con valores hasta una hora.

Una de las principales aportaciones de Monod y Scherrer (1965) fue la extrapolación del fenómeno de CP observado en el trabajo muscular al ejercicio físico general, de forma que un trabajo podía ser definido como la fracción de CP empleada. De nuevo analizando los WR en diferentes distancias y disciplinas, Ettema (1966) introdujo el concepto de Velocidad Crítica (CS) como “aquella que puede ser mantenida durante una larga duración”. Su concepto de CS describía la relación lineal simple que observó al representar gráficamente la velocidad en diferentes duraciones, la cual seguía la siguiente ecuación:

Ecuación 1.46. Cálculo de la distancia total (Ettema, 1966).

$$D = a + b \cdot t_{lim}$$

Donde D es la distancia, t_{lim} el tiempo límite, a la constante que representa los metros de reserva y b el ritmo en m/s en completar a y que por lo tanto no puede exceder.

Ettema (1966) obtuvo esta ecuación (Ecuación 1.47) a través del análisis de los WR vigentes en 1965 en diferentes disciplinas cíclicas y distancias, pero era consciente de que

esta misma relación era homóloga a la que habían propuesto otros autores como Monod y Scherrer (1965) para describir el trabajo de músculos aislados y grupos musculares. De la ecuación 1.46, propuso la siguiente para el cálculo de la velocidad:

Ecuación 1.47. Cálculo de la CS (Ettema, 1966).

$$V = a/t_{lim} + b$$

Donde V es la velocidad, a la reserva máxima en metros y b la CS.

Similar a la conclusión de Hill (1925) respecto a las duraciones de esfuerzo en las que se ajustaban sus cálculos, Ettema (1966) observó que su ecuación se ajustaba bien para esfuerzos entre 4 y 30 min, pero por debajo y por encima de estas duraciones presentaba limitaciones. Para estas duraciones en base a los récords analizados estimó una CS de carrera a pie de aproximadamente 5,85 m/s y una reserva (a) de 240 m. La velocidad media de la maratón estaba por debajo de esta CS. Además, Ettema (1966) relacionó este comportamiento mecánico observado a través de los récords con el metabolismo energético basándose en los conocimientos de la época (Figura 1.20). Tradujo la Ecuación 1.46 a requerimientos del metabolismo energético de la siguiente manera:

Ecuación 1.48. Requerimientos del metabolismo energético según el modelo de CP de Ettema (1966).

$$E_{lim} = a + b \cdot t_{lim}$$

Donde E_{lim} es la energía total disponible para un trabajo límite, t_{lim} es el tiempo límite, a es la máxima producción energética del metabolismo anaeróbico y b es la máxima contribución del metabolismo aeróbico por unidad de tiempo.

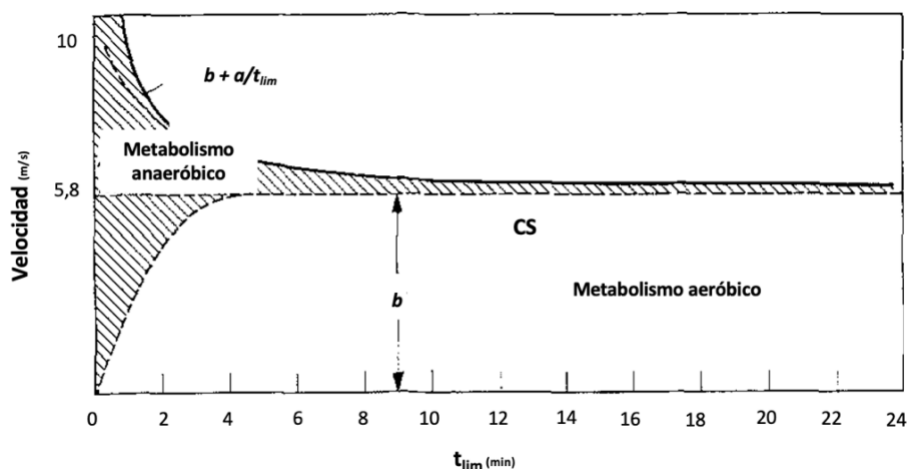


Figura 1.20. Relación entre la velocidad y t_{lim} en carrera a pie. Contribución del metabolismo aeróbico (b) y anaeróbico (a) en función de t_{lim} . Fuente: Adaptado de Ettema (1966).

Al respecto de lo que ya se conocía de trabajos previos como Hill (1927) y Sargent (1926), Ettema (1966) introdujo varias aportaciones que suplían las limitaciones existentes, las más destacables fueron:

- La “ a ” de la Ecuación 1.46 no corresponde con toda la aportación del metabolismo anaeróbico, ya que el $\dot{V}O_{2max}$ requiere de un tiempo de respuesta mínimo de aproximadamente 3 min, y hasta entonces la deuda de oxígeno no alcanza su máximo. Especialmente en esfuerzos inferiores a los 50 s, la aportación energética de toda la deuda de oxígeno no estará disponible, lo cual, junto con la aceleración inicial y la resistencia del aire, disminuye el cálculo de la velocidad.
- El factor aeróbico “ b ”, en esfuerzos más largos no puede mantener su máximo valor, por ello la Ecuación 1.46 no se ajusta bien para esfuerzos más allá de aproximadamente 30 min. Además, en estos esfuerzos de larga duración, la depleción energética y la termorregulación disminuyen el rendimiento.

En la búsqueda por esclarecer los fundamentos fisiológicos del concepto de CP, Moritani et al. (1981) realizaron un estudio donde observaron la relación entre el consumo de gases y el trabajo desarrollado en un cicloergómetro. Para ello, con una muestra total de 16 estudiantes hombres y mujeres, realizaron un test progresivo para determinar el $\dot{V}O_{2max}$ y un test para determinar la CP consistente en cuatro series a cuatro niveles de potencia

constante hasta la extenuación. También hicieron un test en hipoxia con dos de ellos para comprobar la hipótesis de Monod y Scherrer (1965) según la cual el rendimiento que se puede mantener sin fatiga (o reconstitución de CP) depende del aporte de oxígeno (O_2). El principal hallazgo de este trabajo de Moritani et al. (1981) fue la relación observada entre la CP (Figura 1.21A), el umbral anaeróbico (UAn) (Figura 1.21B) y el $\dot{V}O_{2max}$. Sus resultados mostraron una correlación significativa entre la potencia que representa la CP junto con la reserva anaeróbica ($CP+a$) y el $\dot{V}O_{2max}$, tal y como dedujo Hill (1927) a pesar de no poder medirlo directamente. Además, la CP se correlacionaba con el UAn y por lo tanto dependía del aporte de O_2 , confirmando así la hipótesis de Monod y Scherrer (1965) al respecto.

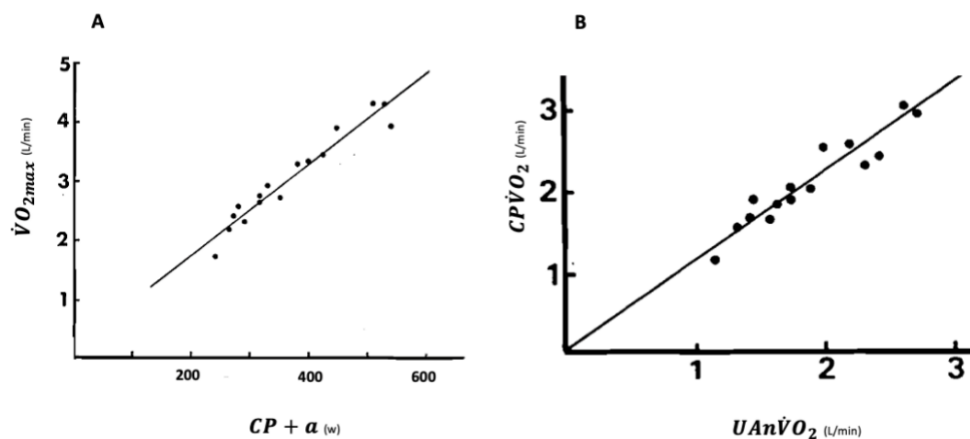


Figura 1.21. Relación entre el $\dot{V}O_{2max}$, el UAn y la CP. (A): Relación entre el $\dot{V}O_{2max}$ y la suma de CP y a (componente anaeróbico, en w) ($r = 0,956$). (B): Relación entre el equivalente de CP en $\dot{V}O_2$ ($CP\dot{V}O_2$) y el UAn equivalente ($\dot{V}O_2$) ($r = 0,927$). Fuente: Adaptado de Moritani et al. (1981).

Esta relación entre el $\dot{V}O_{2max}$ y $CP+a$ se expresaba a través de la siguiente ecuación (Ecuación 1.49), que permitía valorar el $\dot{V}O_{2max}$ con un error de estimación (SE) de 0,214 l/min.

Ecuación 1.49. Cálculo del $\dot{V}O_{2max}$ de Moritani et al. (1981).

$$\dot{V}O_{2max} (l/min) = 0,00795 * (CP + a) + 0,114$$

Estudios posteriores (Billat et al., 1999; Kolbe et al., 1995; Poole et al., 1988), confirmaron esta correlación entre la CP y el $\dot{V}O_{2max}$.

El Modelo de CP de tres componentes

De la Ecuación 1.45 (Monod y Scherrer, 1965), que expresa el W_{lim} que puede ser realizado en un tiempo determinado, se pueden extraer las siguientes para expresar el rendimiento de un ejercicio físico desde diferentes perspectivas y completar así la definición del modelo de CP tal y como era entendido hasta la década de los ochenta (Jones et al., 2010; Morton, 2006):

Ecuación 1.50. Cálculo de la potencia en el modelo moderno de CP.

$$P = W'/t + CP$$

Ecuación 1.51. Cálculo del trabajo en el modelo moderno de CP.

$$W = W' \cdot P / (P - CP)$$

Ecuación 1.52. Cálculo de la potencia en base a la relación de la CP y la reserva de trabajo anaeróbica (W').

$$P = CP \cdot W / (W - W')$$

En la década de los ochenta, el modelo de CP era definido por dos componentes bioenergéticos: el componente aeróbico y el anaeróbico. No obstante, las asunciones que se atribuían al modelo conforme se entendía entonces, presentaban ciertas limitaciones que necesitaban ser corregidas para perfeccionar el modelo, no sin ello añadiéndole complejidad (Morton, 2006). Estas asunciones, junto con las correspondientes limitaciones, eran (Jones et al., 2010; Morton, 2006):

- **Los dos componentes para el aporte energético durante el ejercicio son el metabolismo aeróbico y el anaeróbico.** A pesar de ser cierto, la vía del metabolismo aeróbico obtiene a su vez energía del glucógeno y de las grasas, mientras que el metabolismo anaeróbico tiene un componente láctico y otro aláctico.
- **El aporte aeróbico tiene una capacidad ilimitada pero una velocidad de aporte limitada, lo cual correspondería a la CP.** La capacidad aeróbica, aunque de duración mucho más larga, no es ilimitada.

- **El aporte anaeróbico es limitado en capacidad, pero no en velocidad de aporte, lo cual correspondería a la W' .** Esta asunción no tiene en cuenta determinadas situaciones como la aceleración previa a la máxima velocidad, la máxima velocidad a la que puede correr el ser humano o un ejercicio isométrico.
- **La extenuación o final de un ejercicio máximo se produce cuando toda la W' ha sido utilizada, y por ende un ejercicio puede continuar tanto como el aporte energético se ajuste a la demanda.** La cantidad de energía anaeróbica disponible en un ejercicio máximo no siempre es la misma, pues hay esfuerzos máximos donde no se utiliza todo el glucógeno y ésta depende de la demanda de potencia. El modelo de CP de dos componentes por lo tanto infraestima la W' .
- **La potencia aeróbica está disponible a nivel de CP desde el inicio hasta el final de un ejercicio máximo.** Cualquier potencia aeróbica no está disponible desde el inicio del ejercicio, la consecución de la CP requiere de un tiempo de respuesta estimado de aproximadamente 3 min.
- **El dominio de potencia en el que el modelo es aplicable comprende toda esta relación: $CP < P < \infty$.** El metabolismo humano tiene un límite superior de potencia (o velocidad), que puede ser denominado potencia máxima ($P_{\max}$).
- **El dominio de tiempo en el que el modelo es aplicable comprende toda esta relación: $0 < t < \infty$.** Esta relación no tiene en cuenta factores como la inercia y la aceleración. Además, si se quiere alcanzar $P_{\max}$ o valores superiores, t será igual a 0.
- **CP y W' son constantes, independientemente de P y/o t . La eficiencia de transformación de energía metabólica en energía mecánica es constante en todo el dominio de potencia y tiempo.** Como en cualquier organismo biológico, hay variaciones intra-sujeto. CP y W' presentan variaciones en función de los valores de P utilizados para estimarlas (Bishop et al., 1998).

Así pues, con el objetivo de implementar el modelo de dos componentes de CP de Monod y Scherrer (1965), (Morton, 1986, 1996) propuso el Modelo de CP de tres componentes que fundamentalmente corregía las limitaciones de las asunciones 6, 7 y 8. Según Morton (1996), el modelo de dos componentes sobreestimaba la CP e infraestimaba

W' . La diferencia principal desde el punto de vista matemático era la introducción de un tercer parámetro que representaba la asíntota temporal (Jones et al., 2010), correspondiente a la potencia instantánea máxima ($P_{\max}$) (Morton, 1996). Con esto se conseguía una disminución significativa de la estimación de CP y mayores valores de W' , de forma que la máxima potencia que se podía desarrollar en cada instante era proporcional a la cantidad de W' restante, lo cual implicaba que en un esfuerzo máximo no siempre se consumía toda la W' (Morton, 1996). De esta manera, la forma de la Ecuación 1.45 de Monod y Scherrer (1965) para representar el tiempo de esfuerzo pasaba a tener la siguiente forma:

Ecuación 1.53. Cálculo del tiempo de extenuación según el Modelo de 3 componentes de CP de Morton (1996).

$$t = \frac{W'}{P - CP} + k$$

Donde k es el tiempo de $P_{\max}$, o la asíntota horizontal del tiempo (Figura 1.22). De la ecuación 1.53, se puede obtener el valor de W' a través de la siguiente:

Ecuación 1.54. Cálculo de la reserva anaeróbica (W') según el Modelo de 3 componentes de CP de Morton (1996).

$$w' = (P - CP) \cdot (t - k)$$

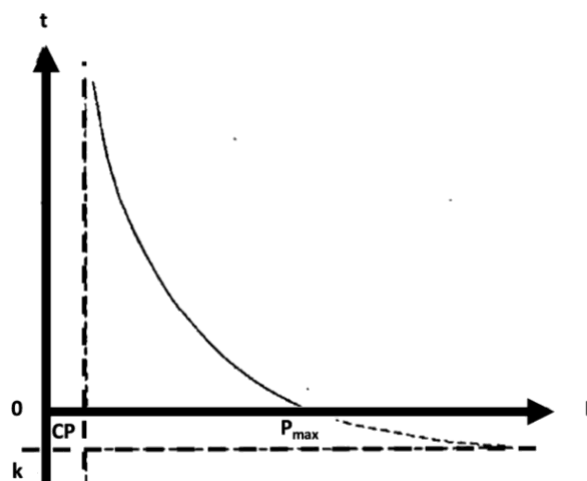


Figura 1.22. Representación gráfica del modelo de CP de tres componentes. Se puede observar la asíntota vertical correspondiente a $P = CP$, y la asíntota horizontal correspondiente a $t = k = W'/CP - P_{\max}$. Fuente: Adaptado de Morton (1996).

CP para predecir el rendimiento en pruebas de fondo

El modelo de CP, al igual que las PL, también surgió de la descripción de los WR, tal y como se ha descrito anteriormente, pero con una vertiente más fisiológica, pues desde los inicios el propio Hill (1927) centró el foco en la relación entre el rendimiento atlético y el consumo de gases. Actualmente se utiliza especialmente tanto en la predicción del rendimiento como para la prescripción del entrenamiento, especialmente en deportes de resistencia (Burnley y Jones, 2018; Jones et al., 2019; Jones y Vanhatalo, 2017; Poole et al., 2016; Skiba et al., 2012).

A pesar de que la CP y el $\dot{V}O_{2max}$ están altamente correlacionados (Billat et al., 1999; Kolbe et al., 1995; Moritani et al., 1981; Poole et al., 1988), según Kolbe et al. (1995), el modelo de CP fue ligeramente mejor predictor del rendimiento de 10 km que el $\dot{V}O_{2max}$ ($r = -0,85$ vs $r = -0,81$), aunque no encontraron diferencias entre ambos como predictores del rendimiento en media maratón. En este sentido, Florence y Weir (1997) también observaron que la CS explica mejor el rendimiento en maratón que otras variables más fisiológicas como el $\dot{V}O_{2max}$ ($r^2 = 0,76$ vs $r^2 = 0,51$). Por su parte, Ruiz-Alias et al. (2024) también obtuvieron buenos resultados en cuanto a la validez de la precisión de diferentes modelos de CP para estimar la potencia de un grupo de corredores entrenados en esfuerzos de 30 y 60 min ($\leq 2,6\%$). No obstante, Ruiz-Alias et al. (2024) encontraron diferencias significativas en la precisión de los diferentes modelos de CP testados.

Smyth y Muniz-Pumares (2020) estimaron la CP de una gran muestra (> 25.000 corredores populares) a través de sus mejores registros en tres distancias comprendidas entre los 400 y 5.000 m para predecir el rendimiento en maratón. Los resultados obtenidos demostraron que la CS estimada se correlacionaba con el rendimiento en maratón ($R^2 = 0,672 \pm 0,036$, con un error del $8,01 \pm 0,51\%$).

Según la literatura, los modelos más precisos son el modelo de tres componentes de Morton (Morton, 1996) (errores entre marca real y estimada en corredores élite $< 0,5\%$) (Figura 1.23) (Vandewalle, 2018), junto con los modelos de CP de Stryd® y el software Golden Cheetah® (errores entre marca real y estimada en corredores bien entrenados $< 2,4\%$) (Ruiz-Alias et al., 2024). A pesar de que el modelo de tres componentes mejoró la estimación de

W' y se observaron diferencias significativas respecto a las estimaciones del modelo de dos componentes, el propio Morton (1996) reconoció que esta implementación revierte al modelo de dos componentes, y que requiere de una elección selectiva de las potencias para mejorar las estimaciones de CP y W' tal y como Bishop et al. (1998) comprobaron poco más tarde.

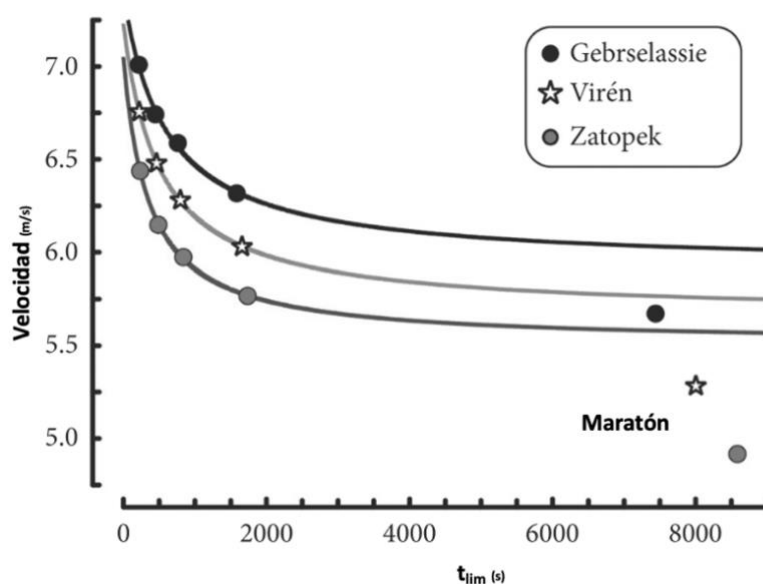


Figura 1.23. Aplicación del Modelo de CP de Morton en tres corredores élite de diferentes épocas con marcas conocidas desde 800 m hasta maratón. Fuente: Adaptado de Vandewalle (2018).

La principal limitación del modelo de CP para predecir esfuerzos de larga duración es que su validez y fiabilidad dependen de la duración de los esfuerzos que se hayan tenido en cuenta para computarla (Bishop et al., 1998; Kolbe et al., 1995; Mattioni Maturana et al., 2018; Ruiz-Alias et al., 2024; Zinoubi et al., 2017). Además, en ocasiones hay atletas que solo disponen de dos marcas máximas porque son especialistas en dos distancias cercanas (800 y 1.500 m, 5.000 y 10.000 m, media maratón y maratón), y en estos casos la tercera marca computable para el modelo de tres componentes podría ser submáxima y dar lugar a un mayor error. En estos casos resultaría más práctico aplicar los modelos de CP de dos componentes dada su mayor simplicidad (Vandewalle, 2018). Todavía en la actualidad existe bastante controversia en torno a la validez del modelo de CP (Broxterman et al., 2022; Gorostiaga et al., 2022), aunque desde hace más de una década varios estudios demostraron las limitaciones de este modelo cuando se utiliza para predecir el rendimiento en duraciones

de esfuerzo alejadas de las que se utilizaron para su cálculo (Bishop et al., 1998; Hinckson y Hopkins, 2005). Esta controversia viene en parte por una definición que se podría considerar clásica o tradicional de este modelo, fruto de una interpretación literal del concepto de CP como asíntota, según el cual, tal y como se puede recopilar del trabajo de diferentes autores a lo largo de la historia se podría definir de la siguiente manera: *“cuando la potencia o velocidad impuesta es igual o inferior a la CP (o CS en caso de hablar de velocidad), y no se exceda el índice de reconstitución de W' , esta intensidad de ejercicio puede mantenerse indefinidamente”* (Ettema, 1966; Monod y Scherrer, 1965; Moritani et al., 1981). Este concepto de esfuerzo infinito es algo matemáticamente implícito al modelo pero empíricamente incorrecto tal y como se ha visto en las comparaciones del rendimiento predicho y real en esfuerzos largos como la maratón (Drake et al., 2024; Smyth y Muniz-Pumares, 2020; Vandewalle, 2018).

Con el objetivo de mejorar este modelo, diferentes trabajos han implementado estas clásicas limitaciones a través de la aplicación de conocimiento contemporáneo de fisiología del ejercicio, demostrando así su idoneidad para prescribir las diferentes intensidades de entrenamientos interválicos (Jones y Vanhatalo, 2017; Skiba et al., 2012). Además, una de las principales aportaciones a este modelo en respuesta a la limitación anteriormente comentada es el concepto de *“durabilidad”*, definido por Maunder et al. (2021) como *“el momento y la magnitud del deterioro de las características del perfil fisiológico del deportista durante un esfuerzo prolongado”*. De esta manera, se aporta el dinamismo necesario a este modelo. Los test máximos para computar el modelo de CP son un método fiable para determinar el perfil de un deportista (Hinckson y Hopkins, 2005). Sin embargo hay que tener en cuenta que este perfil y sus umbrales son dinámicos, es decir, descienden a medida que el deportista acumula fatiga debido la duración del esfuerzo y la intensidad mantenida (Clark et al., 2018; Jones, 2023; Maunder et al., 2021).

Limitaciones de los modelos de PL y CP

Todos los modelos que tratan de explicar procesos reales son, necesariamente, simplificaciones de la realidad, que parten de supuestos que cuando son llevados a la realidad presentan variaciones en mayor o menor grado (Morton, 2006). A menudo, ambos

modelos se malinterpretan debido a que en un determinado rango de duración del esfuerzo (entre los 2 y los 15 min) se comportan de manera muy similar, pero fuera de estos rangos funcionan de manera significativamente diferente (Drake et al., 2024). La idoneidad de un modelo u otro la determinará el contexto de cada corredor en función de su perfil de rendimiento y la validez de las marcas previas disponibles (Ruiz-Alias et al., 2024; Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017).

Por su origen y evolución, el modelo de PL tiene una vertiente más empírica desde el punto de vista de la predicción del rendimiento, reduciendo la complejidad del rendimiento al valor de marcas conocidas, mientras que el modelo de CP tiene una base y una orientación más fisiológica. Actualmente se considera la CP como un umbral estándar a la hora de determinar el máximo estado estable metabólico (Jones et al., 2019).

Puntos clave

- Los principales modelos predictivos del rendimiento en carrera a pie son las PL y el modelo de CP.
- Los modelos basados en PL nacieron de la descripción de las mejores marcas, y luego fueron fundamentados fisiológicamente. El modelo de CP nace desde el fundamento fisiológico para explicar el comportamiento del rendimiento en las diferentes duraciones de esfuerzo.
- A pesar de que ambos modelos se han ido implementando a lo largo de su evolución para ser más precisos, en función del contexto (disponibilidad de datos, perfil de los/as atletas y duración del esfuerzo) es más conveniente aplicar uno u otro.

1.2.2. Modelos fisiológicos del rendimiento en maratón

A lo largo del último siglo, dentro del estudio de la fisiología del ejercicio de larga duración, se puede diferenciar una primera etapa en la que se fueron descubriendo de manera más aislada o fundamental los principales eventos fisiológicos del ejercicio de resistencia, y una segunda etapa en la que todo el conocimiento generado en las décadas anteriores se trató de manera más integrativa u holística, en forma de modelos.

Fundamentos fisiológicos del rendimiento en esfuerzos de larga duración

Uno de los temas de investigación más clásicos de la carrera a pie ha sido tratar de responder a cuestiones como cuál es la velocidad máxima a la que se puede correr una determinada distancia y cuáles son los factores determinantes de esta velocidad (Hill, 1925). En este sentido y como ya se ha comentado en el apartado anterior de esta tesis doctoral, uno de los pioneros en la búsqueda de los fundamentos fisiológicos de los mejores rendimientos deportivos fue Archibald Vivian Hill, en la década de los veinte (Hill, 1925, 1927; Hill et al., 1924). Hill fue uno de los pioneros en utilizar con corredores los primeros métodos de análisis de gases disponibles, como la bolsa Douglas (Shephard, 2017), en experimentos donde participaron sus colegas y él mismo como sujetos experimentales para determinar el consumo de oxígeno y su dinámica en diferentes velocidades de carrera (Figura 1.24). Hill (1927) y Hill et al. (1924) sentaron algunas bases fisiológicas que no sólo significaron el punto de partida, sino que perduraron durante décadas. Tanto es así, que aunque no lo pudieron demostrar empíricamente, en Hill et al. (1924) dejaron constancia de la sospecha de otro importante mecanismo limitante más allá de los músculos y el miocardio encargado de regular la fatiga cardiovascular, dando así lugar a la teoría del “*governor*”, según la cual es el sistema nervioso central el encargado de regular la fatiga periférica para garantizar el suministro de oxígeno del miocardio, lo cual fue finalmente confirmado tras varios estudios en altura en la década de los noventa (Noakes, 2000). En Hill (1925), se pueden encontrar las principales aportaciones fisiológicas del autor relacionadas con el rendimiento en pruebas de fondo:

- El descenso de la velocidad se estabiliza alcanzando un valor constante a partir de una duración de esfuerzo aproximada de 12 min.
- El tiempo de respuesta del $\dot{V}O_2$ se encuentra alrededor de los 2 min, alcanzando prácticamente su totalidad a los 90 seg.
- Establecimiento del $\dot{V}O_{2max}$ para un corredor de aproximadamente 70 kg en 4 L/min, y la máxima deuda de $\dot{V}O_2$ en 15 L. Estos cálculos fueron mejorados por Sargent (1926), quien estableció que el $\dot{V}O_2$ se incrementa como la 3,8ª potencia de la velocidad de carrera, además de otros autores posteriores a medida que se fueron mejorando las técnicas de análisis de gases y los cálculos derivados de éstas (Shephard, 2017).
- La depleción energética es, probablemente, uno de los principales mecanismos responsables de la fatiga en esfuerzos submáximos que se prolongan durante varias horas.

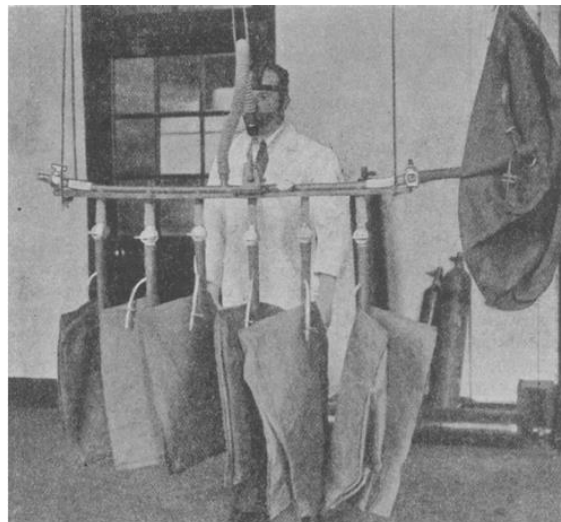


Figura 1.24. A. V. Hill utilizando la bolsa Douglas para el análisis de gases. Fuente: Hill et al. (1924), en Shephard (2017).

Años más tarde, con una metodología más depurada en el análisis de gases y a través de pruebas de laboratorio, Margaria et al. (1963) determinaron el coste energético de la carrera como una función lineal del peso y la pendiente de la superficie, estableciendo el coste neto de la carrera en aproximadamente 1 kcal/kg/km en una superficie sin pendiente. Con ello, en Margaria et al. (1975) propusieron un nomograma y una ecuación (Ecuación

1.55) para predecir el rendimiento de un atleta a través de su $\dot{V}O_{2max}$ en pruebas más allá de los 1.000 m de carrera:

Ecuación 1.55. Cálculo de la distancia de carrera a través del nomograma de Margaria et al. (1975).

$$m = 5(\dot{V}O_{2max} - 6)t + 5\dot{V}O_{2max}$$

Donde m son los metros de la distancia de la que se quiere predecir el tiempo t .

De esta época cabe destacar también el descubrimiento de uno de los hitos fisiológicos más relevantes en los esfuerzos de resistencia, como es el UAn (Wasserman y McIlroy, 1964). El UAn fue descrito por Wasserman y McIlroy (1964) como el inicio del metabolismo anaeróbico a consecuencia de la incapacidad del sistema cardiovascular para suministrar los requerimientos de oxígeno de los tejidos durante un ejercicio, aunque dada su relevancia, multitud de estudios posteriores implementarían su caracterización en base al comportamiento de las diferentes variables y sistemas implicados ($[La^-]$, equivalentes ventilatorios de O_2 y CO_2 , y FC) (Åstrand, 1976; Faude et al., 2009; Sales et al., 2019).

Tal y como ya se expuso en el apartado 1.2.1 de esta tesis doctoral, basándose en la primera ley de termodinámica, tomando como referencia los trabajos de Margaria et al. (1963, 1975) y los mejores rendimientos en los últimos JJOO de la época en carreras desde los 100 hasta los 10.000 m, Ward-Smith (1985) propuso una mejora en la predicción del rendimiento. En esta línea, cabe destacar también las aportaciones de otros autores como Di Prampero (1986), quien también consiguió excelentes resultados en la predicción del rendimiento de carrera en distancias de carrera hasta 10 km a través del cálculo del coste energético. Peronnet y Thibault (1989) también basaron sus predicciones en los cálculos de la aportación del metabolismo aeróbico y anaeróbico de los WR desde los 60 m hasta la maratón con una destacable precisión. Así pues, mediante el análisis de gases y la mejora de los cálculos matemáticos, en esta época ya se tenía un conocimiento bastante preciso y equiparable al actual sobre los requerimientos energéticos de las diferentes carreras en función de su duración de esfuerzo (Tabla 1.2). En una carrera de fondo como la maratón, prácticamente el 100% de la energía proviene del metabolismo aeróbico (Bompa y Buzzichelli, 2019). Por lo tanto, sin duda para un maratoniano es fundamental una alta

capacidad aeróbica, comúnmente expresada en términos de $\dot{V}O_{2max}$, la cual es una variable predictora del rendimiento diferencial en grupos de rendimiento heterogéneo (Åstrand, 1976; Coyle, 2007; Haugen et al., 2018; Peronnet et al., 1987). Sin embargo, tal y como observaron diferentes autores, como Costill (1972) y Peronnet et al. (1987), en grupos de corredores de rendimiento homogéneo, el valor de $\dot{V}O_{2max}$ se correlaciona pobremente con el rendimiento en una prueba de larga duración como la maratón, dado el carácter submáximo de la intensidad que se mantiene durante la misma. En corredores de nivel similar, Sjodin y Svedenhag (1985) y Peronnet et al. (1987) observaron una mejora considerable en la predicción del rendimiento al añadir otras variables relacionadas con el rendimiento aeróbico como la $\% \dot{V}O_{2max}$ que un corredor es capaz de mantener durante una prueba de fondo y la economía de carrera (EC) ($\dot{V}O_2$ a una velocidad de carrera submáxima determinada) ($r^2 > 0,85$). Estas últimas variables están directamente relacionadas con el UAn, por lo que la velocidad en este umbral por sí misma explica gran parte del rendimiento en maratón (Peronnet et al., 1987; Sjodin y Svedenhag, 1985). Maratonianos con una EC similar pero diferentes niveles de $\dot{V}O_{2max}$ pueden conseguir un rendimiento similar (Coyle, 2007; Joyner y Coyle, 2008; Peronnet et al., 1987; Sjodin y Svedenhag, 1985), aunque ciertamente el $\dot{V}O_{2max}$ es una variable válida y fiable para caracterizar el nivel de los corredores de fondo (Jones et al., 2021; Mercier, Léger y Desjardins, 1984). Otra variable limitante del rendimiento en maratón, que ya señaló Hill (1925), y que fueron confirmando diferentes trabajos a lo largo de la historia, especialmente a partir de estos estudios fisiológicos más sofisticados de la década de los setenta y ochenta (Costill, 1970; Sjodin y Svedenhag, 1985), es la depleción energética, según la cual a pesar de que los carbohidratos (CHO) son el sustrato más eficiente desde el punto de vista de coste de O_2 , su biodisponibilidad es limitada y por lo tanto la tasa de oxidación de lípidos es fundamental para retrasar la aparición de la fatiga (Bassett y Howley, 2000; Sjodin y Svedenhag, 1985). Se ha observado cómo el entrenamiento modula esta respuesta, de forma que los maratonianos son más eficientes en términos de coste neto de O_2 que mediodondistas del mismo nivel ante una misma velocidad determinada, lo cual les permite mantener durante más tiempo una $\% \dot{V}O_{2max}$ más alta con bajas concentraciones de lactato ($[La^-]$) (Bassett y Howley, 2000; Costill, 1970, 1972). Además, la intensidad relativa de una prueba como la maratón determina que la $[La^-]$ final sea más baja que en pruebas de menor duración (Costill, 1970) (Figura 1.25). Es por

esto que las variables más relacionadas con la descripción submáxima de la intensidad como el UAn y la EC son más determinantes en el rendimiento de esta prueba que otras referidas a capacidades máximas (Daniels, 1985; Peronnet et al., 1987). En este sentido, a pesar de que trabajos previos como Margaria et al. (1963) ya hicieron referencia al término de eficiencia y observaron las diferencias en la eficiencia de carrera en función del nivel de los corredores, no fue hasta unos años más tarde cuando verdaderamente se observó la importancia de la EC en el rendimiento de pruebas de fondo como la maratón (Daniels, 1985; Sjodin y Svedenhag, 1985).

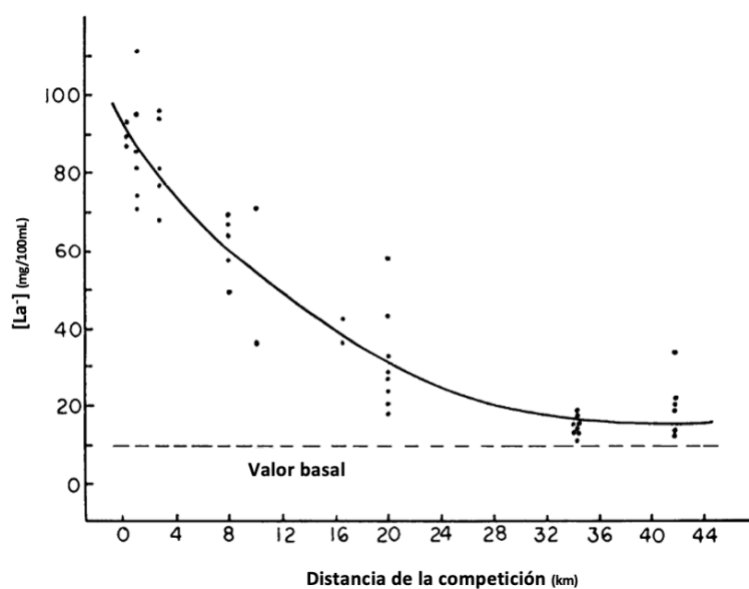


Figura 1.25. $[La^-]$ al finalizar pruebas de diferentes distancias. La línea discontinua representa valores basales medidos en laboratorio. Fuente: Adaptado de (Costill, 1970).

En su evolución como especie, el ser humano desarrolló el mecanismo de la sudoración para garantizar la homeostasis y así poder ser más resistente y recorrer distancias más largas (Lieberman y Bramble, 2007). Sin embargo, los primeros estudios sobre metabolismo energético no atendieron de manera explícita a esta pérdida de energía en forma de calor y a la importancia de las condiciones ambientales, dando lugar así a algunos errores de cálculo que se fueron mejorando en los sucesivos trabajos. En este sentido, el estudio de Ward-Smith (1985) mejoró la precisión de los cálculos de Margaria et al. (1975), basándose en la primera ley de termodinámica, teniendo en cuenta que gran parte de la energía química obtenida de los sustratos se transforma en calor. Dada su gran influencia en

el rendimiento, actualmente la termorregulación es una variable de especial interés en el rendimiento de pruebas de resistencia disputadas al aire libre como la maratón (Cheuvront y Haymes, 2001; Ely et al., 2007), donde es frecuente una pérdida de hasta el 2% de la masa corporal en forma de sudor y una hipertermia final superior a los 38°C (Coyle, 2007; Ely et al., 2007; González-Alonso et al., 1999; Noakes, 2000; Périard et al., 2021; Trubee et al., 2014; Tucker, 2008). Incluso se ha observado que hay deportistas de resistencia de alto nivel que son capaces de superar los 40°C de temperatura interna sin una gran pérdida de rendimiento, y que esta respuesta al aumento de temperatura se puede modular a través del entrenamiento y diferentes estrategias de adaptación (Périard et al., 2021). Con todo esto, a finales de la década de los ochenta, ya se tenía suficiente conocimiento como para describir metabólicamente los diferentes eventos de las principales variables fisiológicas relacionadas con el rendimiento de resistencia, lo cual queda bien sintetizado en el estudio de Kindermann et al. (1979). Kindermann et al. (1979) trataron de consensuar los criterios para definir las fases o hitos más determinantes de la transición aeróbica-anaeróbica, como son el umbral aeróbico (UA), el UAn y la zona de transición entre umbrales. Todo este conocimiento sirvió tanto para caracterizar las demandas competitivas como para establecer las intensidades de entrenamiento.

Modelos fisiológicos del rendimiento en esfuerzos de larga duración

Tradicionalmente se ha enfocado la fatiga en esfuerzos de resistencia desde el punto de vista del modelo cardiovascular o anaeróbico, según el cual la capacidad contráctil de los músculos se ve reducida por el déficit de oxígeno producido por las limitaciones del sistema cardiovascular, pero este mecanismo por sí mismo no puede explicar la fatiga en una gran variedad de condiciones (Noakes, 2000). Debido a la regulación homeostática del organismo, que continuamente protege a órganos vitales como el corazón o el cerebro, el umbral de esfuerzo de estos órganos vitales está directamente relacionado con el rendimiento de los músculos esqueléticos, regulando su función siguiendo la pauta homeostática (Noakes, 2000; Walsh, 2000). Por lo tanto, se necesitan de otros modelos que complementen el modelo cardiovascular y puedan explicar la fatiga en función de las diferentes situaciones de esfuerzo. Noakes (2000) clasificó estos modelos en:

- **Modelo de depleción energética**, según el cual la fatiga es resultado de la incapacidad de aportar energía (ATP) al ritmo que demanda el ejercicio.
- **Modelo de potencia o activación muscular**, que sustenta que la fatiga no se ve únicamente producida por un déficit en el aporte de O_2 y/o ATP sino también por la incapacidad de activar las fibras musculares fruto de la fatiga del sistema nervioso central.
- **Modelo biomecánico**, que hace referencia a la eficiencia mecánica de los músculos, según la cual en función de su capacidad elástica se pueden conseguir mayores niveles de fuerza con menor gasto metabólico, reduciendo el ritmo de producción de metabolitos que causan la fatiga y el aumento de temperatura. Noakes (2000) incluyó aquí el concepto de EC y el efecto de la termorregulación en la fatiga durante el ejercicio, aunque dada la importancia de este mecanismo, especialmente en esfuerzos de larga duración, otros autores han tratado la termorregulación desde un punto de vista más global e integral (Périard et al., 2021; Tucker, 2008).
- **Modelo psicológico o motivacional**, según el cual la capacidad de mantener el esfuerzo es fruto de un esfuerzo voluntario incluido como un componente de la fatiga central.

De esta manera, en función de las características del esfuerzo de resistencia en cuestión, estos mecanismos interactúan siendo unos más determinantes que otros en el desarrollo de la fatiga.

Uno de los modelos más populares en el ámbito de las carreras de fondo es el sistema del equivalente de $\dot{V}O_{2max}$ (VDOT), desarrollado por el entrenador y fisiólogo Jack Daniels junto a su pupilo Jimmy Gilbert en 1979 (Daniels, 2022). El sistema VDOT se basa en la síntesis de diferentes variables fisiológicas como el $\dot{V}O_{2max}$, la $\% \dot{V}O_{2max}$ y la EC en diferentes esfuerzos, junto al rendimiento de carrera a pie en diferentes distancias, en un único valor determinado equivalente de VDOT. El sistema fue desarrollado con multitud de datos de atletas de diferentes niveles que poseía Daniels, tanto de rendimiento como de las variables fisiológicas citadas, por lo que en realidad su fundamento es el de una PL. El sistema es conocido también como las “*tablas de Daniels*”, según las cuales se puede comparar el

rendimiento de atletas de diferente sexo, grupo de edad y niveles en función de la distancia. Además, el autor propone unas zonas de entrenamiento en base al nivel de VDOT de los atletas y establece cuáles serían las marcas correspondientes en diferentes distancias para un VDOT determinado (Tabla 1.3).

Tabla 1.3. Valores de VDOT asociados a las marcas (hh:mm:ss) en diferentes distancias populares de carrera a pie. Fuente: Daniels (2022).

VDOT	1.500 m	3.000 m	5.000 m	10.000 m	15.000 m	21.097 m	42.195 m
30	0:08:30	0:17:56	0:30:04	1:03:46	1:38:14	2:21:04	4:49:17
31	0:08:15	0:17:27	0:29:51	1:02:03	1:35:36	2:17:21	4:41:57
32	0:08:02	0:16:59	0:29:05	1:00:26	1:33:07	2:13:49	4:34:59
33	0:07:49	0:16:33	0:28:21	0:58:54	1:30:45	2:10:27	4:28:22
34	0:07:37	0:16:09	0:27:39	0:57:26	1:28:30	2:07:16	4:22:03
35	0:07:25	0:15:45	0:27:00	0:56:03	1:26:22	2:04:13	4:16:03
36	0:07:14	0:15:23	0:26:22	0:54:44	1:24:20	2:01:19	4:10:19
37	0:07:04	0:15:01	0:25:46	0:53:29	1:22:24	1:58:34	4:04:50
38	0:06:54	0:14:41	0:25:12	0:52:17	1:20:33	1:55:55	3:59:35
39	0:06:44	0:14:21	0:24:39	0:51:09	1:18:47	1:53:24	3:54:34
40	0:06:35	0:14:03	0:24:08	0:50:03	1:17:06	1:50:29	3:49:45
41	0:06:27	0:13:45	0:23:38	0:49:01	1:15:29	1:48:40	3:45:09
42	0:06:19	0:13:28	0:23:09	0:48:01	1:13:56	1:46:27	3:40:43
43	0:06:11	0:13:11	0:22:41	0:47:04	1:12:27	1:44:20	3:38:28
44	0:06:03	0:12:55	0:22:15	0:46:09	1:11:02	1:42:17	3:32:23
45	0:05:56	0:12:40	0:21:50	0:45:16	1:09:40	1:40:20	3:28:26
46	0:05:49	0:12:26	0:21:25	0:44:25	1:08:22	1:38:27	3:24:39
47	0:05:42	0:12:12	0:21:02	0:43:36	1:07:06	1:36:38	3:21:00
48	0:05:36	0:11:58	0:20:39	0:42:50	1:05:53	1:34:53	3:17:29
49	0:05:30	0:11:45	0:20:18	0:42:04	1:04:44	1:33:12	3:14:06
50	0:05:24	0:11:33	0:19:57	0:41:21	1:03:36	1:31:35	3:10:49
51	0:05:18	0:11:21	0:19:36	0:40:39	1:02:31	1:30:02	3:07:39
52	0:05:13	0:11:09	0:19:17	0:39:59	1:01:29	1:28:31	3:04:36
53	0:05:07	0:10:58	0:18:58	0:39:20	1:00:28	1:27:04	3:01:39
54	0:05:02	0:10:47	0:18:40	0:38:42	0:59:30	1:25:40	2:58:47
55	0:04:57	0:10:37	0:18:22	0:38:06	0:58:33	1:24:18	2:56:01
56	0:04:53	0:10:27	0:18:05	0:37:31	0:57:39	1:23:00	2:53:20
57	0:04:48	0:10:17	0:17:49	0:36:57	0:56:46	1:21:43	2:50:45

58	0:04:44	0:10:08	0:17:33	0:36:24	0:55:55	1:20:30	2:48:14
59	0:04:39	0:09:58	0:17:17	0:35:52	0:55:06	1:19:18	2:45:47
60	0:04:35	0:09:50	0:17:03	0:35:22	0:54:18	1:18:09	2:43:25
61	0:04:31	0:09:41	0:16:48	0:34:52	0:53:32	1:17:02	2:41:08
62	0:04:27	0:09:33	0:16:34	0:34:23	0:52:47	1:15:57	2:38:54
63	0:04:24	0:09:25	0:16:20	0:33:55	0:52:03	1:14:54	2:36:44
64	0:04:20	0:09:17	0:16:07	0:33:28	0:51:21	1:13:53	2:34:38
65	0:04:16	0:09:09	0:15:54	0:33:01	0:50:40	1:12:53	2:32:35
66	0:04:13	0:09:02	0:15:42	0:32:35	0:50:00	1:11:56	2:30:36
67	0:04:10	0:08:55	0:15:29	0:32:11	0:49:22	1:11:00	2:28:40
68	0:04:06	0:08:48	0:15:18	0:31:46	0:48:44	1:10:05	2:26:47
69	0:04:03	0:08:41	0:15:06	0:31:23	0:48:08	1:09:12	2:24:57
70	0:04:00	0:08:34	0:14:55	0:31:00	0:47:32	1:08:21	2:23:10
71	0:03:57	0:08:28	0:14:44	0:30:38	0:46:58	1:07:31	2:21:26
72	0:03:54	0:08:22	0:14:33	0:30:16	0:46:24	1:06:42	2:19:44
73	0:03:52	0:08:16	0:14:23	0:29:55	0:45:51	1:05:54	2:18:05
74	0:03:49	0:08:10	0:14:13	0:29:34	0:45:19	1:05:08	2:16:29
75	0:03:46	0:08:04	0:14:03	0:29:14	0:44:48	1:04:23	2:14:55
76	0:03:44	0:07:58	0:13:54	0:28:55	0:44:18	1:03:39	2:13:23
77	0:03:41	0:07:53	0:13:44	0:28:36	0:43:49	1:02:56	2:11:54
78	0:03:39	0:07:48	0:13:35	0:28:17	0:43:20	1:02:15	2:10:27
79	0:03:37	0:07:43	0:13:26	0:27:59	0:42:52	1:01:34	2:09:02
80	0:03:34	0:07:38	0:13:18	0:27:41	0:42:25	1:00:54	2:07:38
81	0:03:32	0:07:33	0:13:09	0:27:24	0:41:58	1:00:15	2:06:17
82	0:03:30	0:07:28	0:13:01	0:27:07	0:41:32	0:59:38	2:04:57
83	0:03:28	0:07:23	0:12:53	0:26:51	0:41:06	0:59:01	2:03:40
84	0:03:26	0:07:19	0:12:45	0:26:34	0:40:42	0:58:25	2:02:24
85	0:03:24	0:07:14	0:12:37	0:26:19	0:40:17	0:57:50	2:01:10

En vistas a los errores de predicción del rendimiento en pruebas de larga duración como la maratón, aun a pesar de tener bien descritos los principales mecanismos fisiológicos implicados, a partir de la década de los noventa surgieron diferentes modelos fisiológicos multifactoriales para mejorar esta caracterización de los esfuerzos de larga duración. Estos modelos se basaban en los tres parámetros que habían demostrado mayor correlación con el rendimiento en carreras de fondo y que, a su vez, mejor sintetizaban el resto de variables

relacionadas: la EC, la velocidad en LT y la velocidad $\dot{V}O_{2max}$ (Bassett y Howley, 2000; Coyle, 1995; Joyner, 1991; Joyner y Coyle, 2008). A continuación, se describen brevemente los fundamentos de estos modelos fisiológicos para explicar el rendimiento de corredores de fondo.

Joyner (1991), sintetizó todo el conocimiento contemporáneo para establecer un modelo multifactorial a través del cual poder predecir el rendimiento en pruebas de fondo como la maratón. Según Joyner (1991), la velocidad de carrera en maratón era regulada por el metabolismo aeróbico ($\dot{V}O_{2max}$ y $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT) y la EC a velocidad de LT. La ecuación fundamentada en su modelo fue la siguiente:

Ecuación 1.56. Predicción del rendimiento en maratón de Joyner (1991).

Velocidad maratón

$$= \dot{V}O_{2max} (\text{ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}) * \% \dot{V}O_{2max} \text{ en LT} * \text{EC} (\text{km} \cdot \text{h} \cdot \dot{V}O_2^{-1} (\text{ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}))$$

Donde LT se refiere al umbral de lactato (a pesar de la controversia conceptual), según Joyner (1991), correspondería a una velocidad similar a la que se puede mantener durante una maratón, o lo que actualmente sería similar al concepto de máximo estado estable de lactato (MLSS) (Coyle, 1995; Faude et al., 2009; Pallarés et al., 2016) expresado en $\% \dot{V}O_{2max}$, y EC hace referencia a la economía de carrera a velocidad de LT.

En base a su modelo, Joyner (1991) estimó la marca en maratón de diferentes corredores en función de su $\dot{V}O_2$ en LT y EC. Además, aunque se atrevió, partiendo de su modelo, a predecir la mejor marca posible en maratón (1 h 57 min 48 s para un corredor con $\dot{V}O_{2max}$ de $84 \text{ ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$, $\dot{V}O_2$ en LT de $71,4 \text{ ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$ y una velocidad según su EC en LT de 21,46 km/h). El autor era consciente de que la amplia diferencia con el presente récord masculino de la prueba (2 h 6 min 50 s) puede que se debiera a que efectivamente había ese margen de mejora o a que se necesitara entender mejor la interacción de las variables limitantes del rendimiento en la prueba. El propio Joyner (1991), observó a través de datos de otros estudios que la variabilidad en la EC de corredores de

nivel similar podía variar entre un 30 y 40%, por lo que sugirió profundizar más sobre el conocimiento en torno a la EC.

Por su parte, Coyle (1995) también integró en un modelo similar al de Joyner (1991) los hallazgos de las últimas dos décadas sobre los factores influyentes en el rendimiento de resistencia de su laboratorio. En él, diferenciaba entre capacidades de rendimiento (resistencia al movimiento, rendimiento aeróbico y rendimiento biomecánico), capacidades funcionales que determinaban las anteriores (LT, $\dot{V}O_{2max}$ y EC) y componentes morfológicos que a su vez determinaban las capacidades funcionales (capilarización, volumen sistólico, actividad enzimática aeróbica, distribución del esfuerzo y técnica y porcentaje de fibras musculares tipo I). Además, Coyle (1995) publicó las interacciones de las variables de su modelo junto con la varianza del rendimiento de resistencia en función de cada factor, confirmando como ya hicieron otros autores anteriores (Daniels, 1985; Joyner, 1991; Peronnet et al., 1987; Sjodin y Svedenhag, 1985) que la $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT y la EC eran las más determinantes y explicaban más del 95% del rendimiento. Con conocimiento más contemporáneo, el propio Coyle (2007) confirmó los fundamentos de los modelos de la década anterior e insistió en la relevancia de la EC, la depleción energética y la termorregulación en el rendimiento de maratón (Figura 1.26). Según Coyle (2007), *“correr una maratón a la máxima velocidad posible parece regulado por el grado de utilización del metabolismo aeróbico de una cantidad limitada de energía (glucógeno y glucosa) y la velocidad que se puede mantener sin desarrollar hipertermia”*. Además, Coyle (2007) ratificó la mejor marca posible en maratón proyectada por Joyner (1991) (≈ 1 h 58 min) y sugirió que las mejoras en la prueba vendrían por centrar el foco de la mejora en la EC. A este respecto, Joyner y Coyle (2008) publicaron un nuevo estudio de revisión para actualizar su modelo de rendimiento en deportistas de resistencia del máximo rendimiento (Figura 1.27A). A este nivel, a pesar de tratarse de pruebas determinadas casi por completo por el metabolismo aeróbico, Joyner y Coyle (2008) destacaron que los resultados de competiciones de máximo nivel como las pruebas olímpicas se determinaban a intensidades por encima del 85% del $\dot{V}O_{2max}$, y había escasa literatura por entonces que pudiera explicar las diferencias de rendimiento en estas situaciones. No obstante, Joyner y Coyle (2008) reflejaron esta situación en su modelo incorporando la contribución del metabolismo anaeróbico en su modelo (Figura 1.27A), tal y como hizo Morton (1996) en su modelo de CP de tres

componentes. A pesar del conocimiento de los principales limitantes de la EC, Joyner y Coyle (2008) incidieron en la necesidad de ahondar sobre aspectos no resueltos de la EC que probablemente fueran la causa de la complejidad del rendimiento en esfuerzos de resistencia en competiciones del máximo nivel, como su entrenabilidad y una descripción más específica de sus factores limitantes, especialmente a nivel neuromuscular.

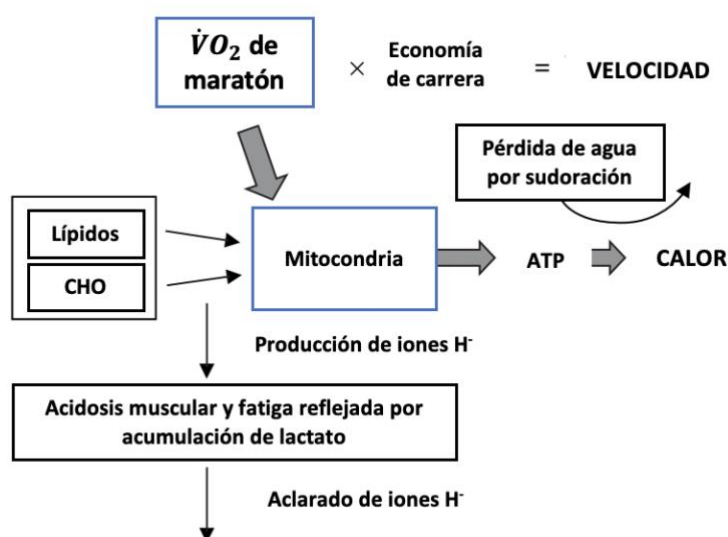


Figura 1.26. Conceptualización de los principales factores fisiológicos que regulan el rendimiento en maratón. ATP: adenosin trifosfato; CHO: carbohidratos. Fuente: Adaptado de Coyle (2007).

En relación a la mejora de la EC con el entrenamiento de resistencia, cabe destacar que Jones (2006) ya observó que a pesar de la estabilidad del $\dot{V}O_{2max}$ en el largo plazo de un atleta de alto nivel, la velocidad asociada a esta intensidad se veía incrementada por la mejora en la EC, lo cual el propio autor confirmó en otro estudio posterior donde analizaron el perfil fisiológico de los mejores maratonianos del momento (Jones et al., 2021). En relación con esto último, Bassett y Howley (2000) sugirieron utilizar la variable “*velocidad en LT*” dada su mejor aplicabilidad a los cambios en el rendimiento con el entrenamiento, ya que este término englobaba las principales variables responsables de la varianza del rendimiento aeróbico: el $\dot{V}O_{2max}$, la $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT y la EC. Jones (2006) mostró cómo en una corredora de alto nivel, se pueden conseguir mejoras en la EC de un 1-2% anual con valores estables de $\dot{V}O_{2max}$ durante este largo plazo. Sin embargo, las mejoras a corto plazo en la EC, pueden

ser tan pequeñas que sean difícil de valorar en un test de laboratorio debido a que están dentro de lo que podría suponer el error de medición (Jones, 2006; Shephard, 2017). Por ello, se sugiere de la necesidad de un trabajo a medio y largo plazo en atletas entrenados y de alto nivel para observar mejoras significativas en la EC y LT (Bassett y Howley, 2000; Jones, 2006; Jones et al., 2021). En respuesta a esta demanda de conocimiento y en base a la evidencia que muestra su determinante papel en el rendimiento de los esfuerzos de larga duración, en los últimos años se ha centrado el foco del estudio del rendimiento en esfuerzos largos en los fundamentos de la durabilidad o resistencia a la fatiga (Burnley y Jones, 2018; Clark et al., 2018; Jones, 2023; Maunder et al., 2021; Smyth et al., 2022). A pesar de que la pérdida de rendimiento aeróbico a lo largo del tiempo es un fenómeno al que varios autores ya hicieron alusión de manera explícita hace décadas (Hill, 1925; Billat et al., 1999; Joyner, 1991; Morton, 2006; Peronnet et al., 1987), es cierto que a través los modelos existentes por aquel entonces no se podía explicar este comportamiento, lo cual ha sido fruto de una controversia que se prolonga hasta la actualidad a pesar de todo el conocimiento y la sofisticación de los modelos actuales (Broxterman et al., 2022; Drake et al., 2024; Faude et al., 2009; Gorostiaga et al., 2022). Actualmente se conocen los factores más determinantes del rendimiento aeróbico y sus interacciones (Goulding y Marwood, 2023; van der Zwaard et al., 2021), y los modelos más recientes se centran en reflejar la dinámica de la durabilidad (Burnley y Jones, 2018; Drake et al., 2024; Jones, 2023). En este sentido, cabe destacar el modelo de Jones (2023), donde propone introducir el concepto de “*resiliencia*” como “capacidad de resistir la fatiga y mantener el rendimiento”. Jones (2023) considera la resiliencia como variable de entidad propia, dada su variabilidad entre atletas (hasta el 30%) y su papel determinante en pruebas de resistencia como la maratón, y por ello propone considerarla como una cuarta dimensión, además de las tres ya existentes ($\dot{V}O_{2max}$, $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT y EC) en el modelo de Joyner y Coyle (2008) (Figura 1.27B). Jones (2023) propone implementar el modelo de Joyner y Coyle (2008) desde el punto de vista de la CP, dándole dinamismo al $\dot{V}O_2$ crítico relacionado con la CP (o CS), regulado en la duración del esfuerzo por su deterioro en base a la resiliencia del atleta. El LT pasaría a ser sustituido como concepto por la CP, dada su consideración como máximo estado aeróbico estable (Jones et al., 2019; Poole et al., 2016), mientras que el aporte del metabolismo anaeróbico o capacidad tamponadora total pasaría a ser sustituida por el concepto de W' (o D'). A nivel

de fundamentos de la aportación del metabolismo aeróbico ($\dot{V}O_{2max}$) el modelo sigue en la línea de Joyner y Coyle (2008), de forma que a medida que la fatiga aumenta, se produce una depleción en los depósitos de glucógeno, disminuye el cociente respiratorio, el volumen plasmático (y con ello el volumen sistólico) y la masa corporal. Los mecanismos encargados del transporte de O_2 como la densidad capilar de las fibras musculares, la masa hemoglobínica y la $FC_{máx}$ son los principales determinantes del $\dot{V}O_{2max}$.

En cuanto a la dinámica de la durabilidad, hay evidencia que muestra cómo aumenta con el nivel de los corredores (Peronnet et al., 1987; Smyth, Maunder, et al., 2022; Vandewalle, 2018), a pesar de que los valores de $\dot{V}O_{2max}$, $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT y EC sean similares, como ocurre en atletas de élite. Aquí precisamente radica la clave del rendimiento de los mejores maratonianos respecto al resto de corredores de fondo (Jones, 2023; Jones et al., 2021). La resiliencia como capacidad cobra más relevancia en esfuerzos intensos más allá de las 2h (Clark et al., 2018), como la maratón. También se ha observado cómo mejora con el entrenamiento, especialmente con el volumen mantenido en el largo plazo (Doherty et al., 2020; Jones et al., 2021; Keogh et al., 2020; Seiler, 2024), con estrategias de adaptación al calor (Périard et al., 2021; Tucker, 2008) y estrategias nutricionales, destacando entre ellas la ingesta de CHO antes y durante el ejercicio de resistencia (Burke et al., 2019). La durabilidad se puede medir en términos de variación del coste de O_2 , deriva cardíaca (variación de la FC respecto al ritmo) o variación de la CP, aunque por facilidad de aplicación, las variables más utilizadas para medirla son las dos últimas. Se trata de una variable muy útil para el análisis del rendimiento en maratón dada su relación con el famoso “muro” de la prueba, que suele tener lugar especialmente en corredores populares a partir del km 25 (Billat et al., 2020; Smyth et al., 2022). La durabilidad es multifactorial y se comporta de manera compleja, de ahí la necesidad de futuros estudios que puedan mejorar el entendimiento de su funcionamiento, proponer test específicos para valorarla y mejorar los modelos actuales para intentar que se ajusten mejor a la realidad de los esfuerzos de resistencia (Jones, 2023).

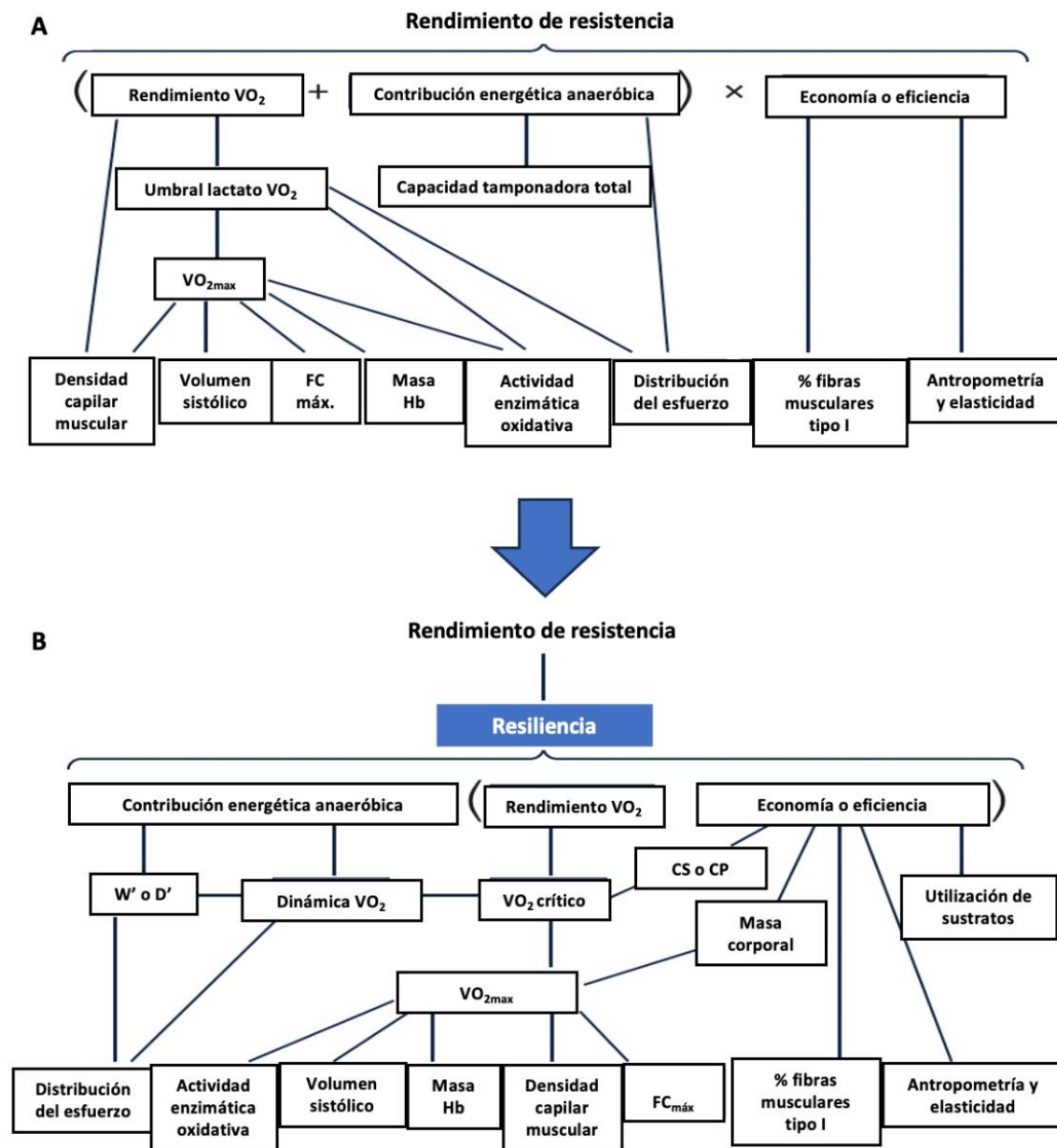


Figura 1.27. Visión esquemática de las interacciones de los factores fisiológicos determinantes del rendimiento de resistencia. (A): Modelo de Joyner y Coyle (2008) con el rendimiento aeróbico y EC como principales factores limitantes del rendimiento de resistencia. (B): Modelo de Joyner y Coyle (2008) actualizado por Jones (2023) desde el punto de vista del modelo de rendimiento de CP con la “resiliencia” como cuarta dimensión. Fuente: Adaptado de Jones (2023) y Joyner y Coyle (2008).

Tal y como se ha venido haciendo a lo largo de la historia, estudiando a los mejores atletas se puede modelizar los limitantes del rendimiento de resistencia, y en este sentido a pesar de que los fundamentos de los modelos no han cambiado significativamente en las últimas décadas, sí se conocen más en profundidad los requerimientos fisiológicos de los grandes maratonianos. Actualmente el perfil de los mejores maratonianos se caracteriza por

valores de $\dot{V}O_{2max}$ de aproximadamente 80 ml/kg/min, $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT de entre 80-85% y una EC a velocidad aproximada a los 21 km/h alrededor de $191 \text{ ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{km}^{-1}$ (Jones et al., 2021; Joyner et al., 2020; Sousa et al., 2018).

Esfuerzos de larga duración como la maratón son difícil de modelizar dada la complejidad de la relación de sus limitantes, y especialmente de la variación de los mismos por el efecto de la durabilidad (Jones, 2023), por lo que se sugiere tener presente el efecto y las interacciones complejas de los diferentes mecanismos fisiológicos más determinantes (Goulding y Marwood, 2023; Noakes, 2000; Walsh, 2000). Los modelos fisiológicos individualizados son los que obtienen mejores niveles de precisión en la predicción del rendimiento de carreras de fondo como la maratón, por encima de otros modelos más empíricos o con menos variables (Mulligan et al., 2018). No obstante, esta fortaleza en la precisión es, a su vez, su principal limitación debido a la dificultad que supone obtener todos estos datos derivados de pruebas de campo y laboratorio para su aplicación en grandes poblaciones (Keogh et al., 2019).

Puntos clave

- Las principales variables responsables de la varianza del rendimiento en carreras de resistencia son el $\dot{V}O_{2max}$, la $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT y la EC.
- En corredores/as experimentados/as, la mejora del rendimiento a largo plazo viene fundamentalmente determinada por la mejora de la EC y la resistencia a la fatiga o durabilidad.
- Recientemente se ha sugerido añadir el efecto de la durabilidad, también llamada “resiliencia”, como cuarta dimensión en el modelo de rendimiento clásico basado en tres parámetros ($\dot{V}O_{2max}$, la $\% \dot{V}O_{2max}$ en LT y la EC) para reflejar su deterioro a lo largo del tiempo de esfuerzo.

1.2.3. Big Data e Inteligencia artificial (IA) aplicada a la predicción del rendimiento

Una de las limitaciones más comunes de los estudios en ciencias del deporte es el tamaño muestral, especialmente en estudios experimentales, pero hasta hace unos pocos años, también en estudios retrospectivos debido a la dificultad del acceso a los datos. Tradicionalmente se han elaborado los modelos de rendimiento en deportistas de élite, por ser la máxima expresión del rendimiento y por la accesibilidad a estos datos (Drake et al., 2024; Keogh et al., 2019; Vandewalle, 2018). También, en lo que a pruebas de resistencia como la maratón se refiere, comúnmente los modelos se han basado en la extrapolación de resultados de pruebas de laboratorio o de competiciones más cortas a distancias más largas como la maratón, con sus consecuentes errores tanto en modelos de PL como de CP (Drake et al., 2024; Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017).

Fruto de la popularización de pruebas de resistencia como la maratón y de la mejora en la accesibilidad a los datos gracias al avance tecnológico que supuso internet (aplicaciones de entrenamiento y redes sociales (RRSS) deportivas como Strava® (<https://www.strava.com>), en los últimos años ha habido un incremento notable en el número de estudios con “*big data*” o grandes muestras de corredores. De esta forma, se puede modelizar el rendimiento de todo el espectro de niveles que hay en una prueba con participaciones masivas como la maratón. El avance tecnológico de internet ha permitido acceder de manera fácil y sencilla a grandes bases de datos (BD) a través de formularios habilitados en páginas web (Dash, 2024; Vickers y Vertosick, 2016), datos públicos de clasificaciones en pruebas deportivas (Blythe y Király, 2016; Coquart, 2023; Coquart et al., 2009; de Leeuw et al., 2018; Hoog Antink et al., 2021; Lerebourg et al., 2022) y datos públicos de RRSS deportivas como Strava®, donde miles de deportistas comparten los archivos de sus actividades de entrenamiento y competición (con datos GPS, potencia, FC, etc....) (Smyth et al., 2022; Smyth y Muniz-Pumares, 2020; Tanda, 2022). Las grandes BD permiten mejorar la inferencia estadística y modelizar los diferentes niveles de rendimiento de una prueba de manera más robusta (Richter et al., 2024), y esto, a su vez, permite realizar predicciones individuales que ayudan a planificar los ritmos de carrera y la distribución del esfuerzo en pruebas de muy larga duración como la maratón (Blythe y Király, 2016) e incluso carreras de ultra-distancia (Coquart, 2023; Dash, 2024). Gracias a las grandes BD también se ha podido

caracterizar el rendimiento de corredores populares de pruebas masivas como la maratón en base al nivel (Reusser et al., 2021; Smyth, 2021; Smyth y Muniz-Pumares, 2020), sexo (Cuk et al., 2020; Nikolaidis et al., 2019; Vitti et al., 2020), edad (Bassett y Howley, 2000; Braschler et al., 2024; Piacentini et al., 2019) y características de entrenamiento (Esteve-Lanao et al., 2019; Salinero et al., 2017; Vickers y Vertosick, 2016), así como predecir su rendimiento en base a estas características (Keogh et al., 2019). El procesamiento de estas grandes cantidades de datos pueden mejorar la capacidad de predicción (Hoog Antink et al., 2021).

El Machine Learning (ML) es la creación y uso de modelos que aprenden de los datos e implica el proceso de computación de los mismos para realizar una clasificación o predicción sin necesidad de explicar cómo se hace (Richter et al., 2024). Precisamente por esto último, se sugiere diferenciar entre modelos predictivos y modelos explicativos (Shmueli, 2010). Durante el análisis a través de ML, el modelo experimenta con diferentes parámetros y características introducidas (variables independientes) e identifica (aprende) las mejores combinaciones para replicar o predecir el objetivo de resultado (variable dependiente), a modo de modelo de regresión (Richter et al., 2024) (Figura 1.28). No obstante, dentro de las redes neuronales que utilizan los modelos de ML para predecir el rendimiento, se utilizan diferentes tipos en función de las variables que se quieran introducir y de las características de los datos, siendo las redes neuronales artificiales (ANN) y las redes basadas en “datos k de vecinos más cercanos” (KNN) las más utilizadas en la predicción de carreras de resistencia (Coquart, 2023; Lerebourg et al., 2022). Las KNN no requieren de tiempo de aprendizaje más allá de seleccionar los parámetros vecinos “k”, y por lo tanto son especialmente útiles cuando hay escasez o pérdida de continuidad en los datos introducidos (Dash, 2024; Lerebourg et al., 2022). Cuando se utilizan modelos ML, es importante tener una gran BD heterogénea para que el modelo tenga más oportunidades de aprender e individualizar, pero más importante que el tamaño muestral puede ser el hecho de que las variables (o características) introducidas para el modelo aporten información relevante que mejore su rendimiento (Richter et al., 2024). La utilización de la IA en la predicción del rendimiento también se puede hacer a través de aplicaciones todavía más complejas, como las redes neuronales profundas (DNN), que permiten realizar predicciones más avanzadas con menos tiempo de aprendizaje y que además pueden resolver situaciones como la escasez de variables o datos (Dash, 2024).

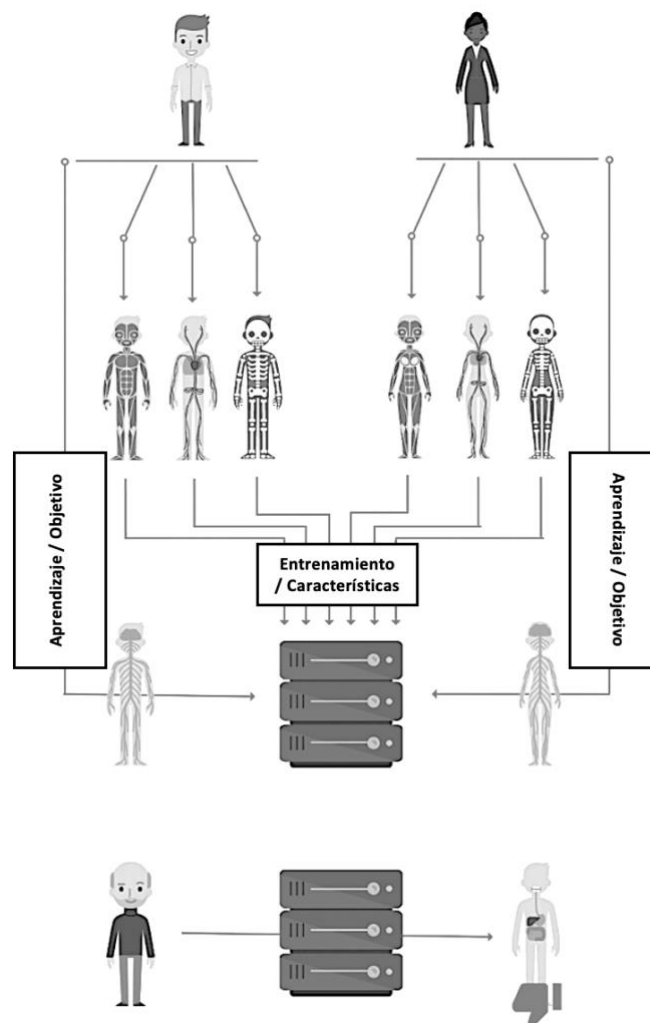


Figura 1.28. Esquema de los procesos basados en características de un modelo ML. Fuente: Adaptado de Richter et al. (2024).

A través de la IA se pueden conseguir predicciones del rendimiento en carreras de resistencia de larga duración como la maratón con pocas variables de manera bastante precisa. De hecho, Lerebourg et al. (2022) no observaron diferencias entre la marca real y estimada de maratón a partir de modelos de ML, ANN y KNN, con MAE de 5,6 y 2,4% respectivamente, y tan sólo a partir de la marca en 10 km, el índice de masa corporal, la edad y el sexo de 820 atletas. La IA también se está aplicando recientemente para individualizar la predicción del rendimiento de larga duración en base al perfil fisiológico con niveles de precisión alrededor del 90% (Blythe y Király, 2016; Emig y Peltonen, 2020; Mulligan et al., 2018). Esta mejora en el procesamiento de grandes cantidades de datos puede facilitar el

modelado del rendimiento de pruebas populares como la maratón en base a la distribución del esfuerzo (Santos-Lozano et al., 2014; Smyth et al., 2022; Smyth y Muniz-Pumares, 2020).

1.3. Distribución del esfuerzo

El *“pacing”*, o distribución del esfuerzo, es la forma en la que el esfuerzo es distribuido a lo largo de un ejercicio, lo cual es un factor determinante del rendimiento (Foster et al., 1994). Desde un punto de vista fisiológico, la distribución del esfuerzo hace referencia a la capacidad que tiene un corredor de regular eficientemente los recursos energéticos y la temperatura corporal para prevenir el estrés fisiológico que disminuye el rendimiento (Tucker y Noakes, 2009). Normalmente se describe esta distribución del esfuerzo en base a variaciones de la velocidad o ritmo a lo largo de un ejercicio (Foster et al., 1994).

A pesar de la importancia de la distribución del esfuerzo en el rendimiento, tradicionalmente la literatura científica se ha centrado en otros aspectos fisiológicos que representan diferencias muy bajas en el rendimiento de los deportistas (Foster et al., 1994). No obstante, diferentes autores a lo largo de la historia ya hicieron referencia a esta variable desde hace décadas, en este sentido cabe destacar que Kennelly (1906) y Hill (1925) ya indicaron que la manera ideal de correr una prueba, posiblemente no desde el punto de vista del resultado sino de batir el récord en la distancia, era correr a velocidad uniforme. Ettema (1966), al exponer el concepto de CS destacó que, para poder mantener un determinado rendimiento en larga distancia, la *“moral”* era importante, refiriéndose así a la capacidad de distribuir el esfuerzo de manera homogénea. Más explícitamente, una de las primeras referencias del estudio de la distribución del esfuerzo fue el trabajo de Henry (1954), en el que calculó las diferencias en el rendimiento de corredores en base a las variaciones del gasto energético entre una distribución del esfuerzo uniforme y variable (Tabla 1.1). Desde el punto de vista del resultado, determinante en el atletismo de alto nivel, se ha observado cómo aún a pesar de tratarse de pruebas de fondo, los mejores resultados no se obtienen corriendo a ritmo homogéneo sino teniendo la capacidad de mantener una alta velocidad media y, sobre todo, siendo capaz de aumentar la velocidad en los instantes finales de la prueba (Casado et al., 2021; Hettinga et al., 2019; Joyner y Coyle, 2008). En un esfuerzo de resistencia, la distribución del esfuerzo es una variable que determina gran parte de los

limitantes fisiológicos más importantes como el LT (Coyle, 1995), la depleción energética (Rapoport, 2010) y la CP (Clark et al., 2019; Smyth y Muniz-Pumares, 2020).

Los principales modelos predictivos descritos en esta tesis doctoral también fueron teniendo cada vez más en cuenta el papel de la distribución del esfuerzo en pruebas de larga duración. Según el modelo de PL, la distribución del esfuerzo es crucial, precisamente porque el modelo se basa en la disminución del rendimiento con el aumento de la duración del esfuerzo calculada en base a la pérdida del rendimiento entre distancias conocidas (en base al índice de resistencia) (Drake et al., 2024). Por su parte, la distribución del esfuerzo ha sido una de las principales causas de controversia en el modelo de CP debido al tratamiento de la reserva energética anaeróbica (W') como un compartimento estanco, y a la simplificación del aporte energético del metabolismo aeróbico (Morton, 2006). Con el objetivo de resolver esta cuestión, Morton (1996) implementó el modelo a través del tercer componente que supone la $P_{\max}$ instantánea (Ecuación 1.41) y la asíntota temporal, y recientemente Jones (2023) sugirió considerar explícitamente el dinamismo de la CP en base a la resistencia a la fatiga, aunque esto todavía no se ha podido implementar matemáticamente en el modelo para poder tenerlo en cuenta en la predicción del rendimiento. Actualmente, el modelo de CP considera que la máxima intensidad desde el inicio puede ser una estrategia óptima para conseguir el mejor rendimiento en esfuerzos de corta duración (hasta 2 o 3 min), mientras que en el dominio severo de la intensidad (desde los 2 hasta aproximadamente 15 min), es necesaria una distribución más estable del esfuerzo pero con una distribución positiva (mayor intensidad y rendimiento inicial) para conseguir el mejor rendimiento dada la interacción entre la CP y la W' (Jones et al., 2010). Para esfuerzos de larga duración (> 15 min), el modelo de CP surgió bajo la premisa de que una intensidad por debajo de la CP se podía mantener de forma indefinida, y esto sigue generando controversia respecto a la mejor distribución del esfuerzo porque a pesar del conocimiento actual sobre el efecto de la durabilidad en el descenso del rendimiento, todavía falta conocimiento sobre cómo se produce este descenso de la CP para poder calcularlo con mayor precisión (Broxterman et al., 2022; Drake et al., 2024; Gorostiaga et al., 2022; Zinoubi et al., 2017). Teniendo en cuenta el modelo de CS, se sugiere un buen cálculo de los valores de D' y CS para poder establecer una estrategia óptima de distribución del esfuerzo que permita mantener el nivel de reserva anaeróbica (W') lo más alto posible hasta los instantes finales de la prueba para así poder

aportar toda esa energía en este momento, haciendo coincidir el final de la prueba con el vaciado de esta reserva energética (Kirby et al., 2021).

Una de las formas más comunes de describir la distribución del ritmo en pruebas de resistencia que se encuentran en la literatura es en base al perfil de ritmo, según el cual se pueden observar tres perfiles básicos: uniforme (ritmo homogéneo), positivo (primera mitad de la prueba más rápida que la segunda) o negativo (segunda mitad de la prueba más rápida que la primera) (Díaz et al., 2018; Santos-Lozano et al., 2014). En el siguiente apartado, se describen los principales factores que influyen en la estrategia de distribución del esfuerzo y determinan los diferentes perfiles de ritmo.

1.3.1. Factores determinantes de la distribución del esfuerzo en pruebas de resistencia

La fatiga de los esfuerzos de larga duración es multifactorial y las interacciones de los diferentes sistemas responsables de la misma se comportan de manera compleja (Lambert et al., 2005; Tucker y Noakes, 2009). Esto hace que, en condiciones normales, sistemas prevalentes para la supervivencia como el sistema nervioso central, el respiratorio y el cardíaco no acumulen tanta fatiga (o tengan umbrales limitantes más altos) como el sistema locomotor y sean determinantes en la distribución del esfuerzo y el rendimiento deportivo (Noakes, 2000; Walsh, 2000).

En los últimos años se ha producido un notable incremento de los estudios sobre los principales factores determinantes de la distribución del esfuerzo en pruebas de resistencia, los cuales se pueden clasificar entre factores intrínsecos (los que dependen del propio atleta) y extrínsecos (los que dependen de la interacción del atleta con el ecosistema de la competición). Los que actualmente han mostrado mayor influencia en la distribución del esfuerzo son:

- **Factores intrínsecos:** variables biomecánicas (Hoogkamer et al., 2017, 2018; Polidori et al., 2020), el sexo (Billat et al., 2020; Cuk et al., 2020; Hernando et al., 2020; Nikolaidis et al., 2019; Santos-Lozano et al., 2014), la edad (March et al., 2011; Nikolaidis et al., 2019), la experiencia previa (Micklewright et al., 2010; Swain et al., 2020), el nivel de rendimiento (Breen et al., 2018; de Leeuw et al., 2018; Díaz et al., 2018; Hettinga et al.,

2019; Renfree y St Clair Gibson, 2013; Santos-Lozano et al., 2014), el entrenamiento (Doherty et al., 2020; Keogh et al., 2020) y el aspecto psicológico (Braschler et al., 2024; Deaner et al., 2019; Liverakos et al., 2018; Smyth, 2021).

- **Factores extrínsecos:** las condiciones ambientales (temperatura y humedad) (Ely et al., 2007; Périard et al., 2021; Tucker, 2008), las características de la prueba (Breen et al., 2018; Casado et al., 2021; Coquart, 2023) y las dinámicas derivadas de la interacción con otros competidores como correr en grupo (Hanley, 2016; Hettinga et al., 2017; Treiber, 2015).

Tradicionalmente se ha estudiado la distribución del esfuerzo sin considerar el aspecto psicológico o conductual debido a la dificultad de su valoración e interpretación, pero varios autores sugieren profundizar en el estudio de estas variables dada la importancia del efecto del comportamiento y sus características individuales en la toma de decisiones que supone la distribución del esfuerzo (Lambert et al., 2005; Noakes, 2000; Renfree y Casado, 2018; Tucker y Noakes, 2009). Tucker y Noakes (2009) sugirieron que la distribución del esfuerzo como resultado catastrófico por el fallo en uno o varios sistemas periféricos suponía una visión reduccionista, mientras que según Smits et al. (2014), el modelo del “*governor*” como una caja negra dejaba mucho lugar a la especulación, por lo cual se propuso un enfoque más ecológico según el cual el cerebro y los sistemas periféricos están directa y recíprocamente relacionados como un flujo continuo de información condicionado por el conocimiento y las experiencias previas. De esta forma, se considera que la distribución del esfuerzo tiene un rol teleológico como consecuencia de regular los procesos fisiológicos, por ello, cambios en las condiciones ambientales externas que influyen alteraciones en variables como la temperatura corporal o el aporte de O₂ inducen cambios en la distribución del esfuerzo (Tucker y Noakes, 2009). Como la distribución del esfuerzo es regulada en base a la experiencia previa y a la información aferente de los sistemas fisiológicos, el ejercicio puede ser completado sin desarrollar daño grave en el organismo, y en este sentido, existe una reserva en la activación muscular que puede ser aumentada en los instantes finales de una prueba a pesar de haber ciertos cambios homeostáticos periféricos (Tucker y Noakes, 2009). Por lo tanto, la distribución del esfuerzo con la fatiga es resultado de una interacción compleja de los múltiples sistemas fisiológicos periféricos y el SNC, de forma que el cerebro

modula el esfuerzo de manera dinámica, no-lineal e integrativa (Lambert et al., 2005; Smits et al., 2014; Tucker y Noakes, 2009) (Figura 1.29). En este modelo, la percepción del esfuerzo tiene un papel importante en la interpretación de la información aferente pero también en la respuesta de la misma (Lambert et al., 2005; Smits et al., 2014). A su vez, la percepción del esfuerzo está relacionada con factores fisiológicos (FC, parámetros ventilatorios, hidratación, $[La^-]$, etc.), psicológicos (percepción del tiempo, motivación, conocimiento y experiencia previa, etc.), biomecánicos (postura corporal, eficiencia, coordinación) y ambientales (componentes meteorológicos, terreno, desnivel) (Smits et al., 2014).

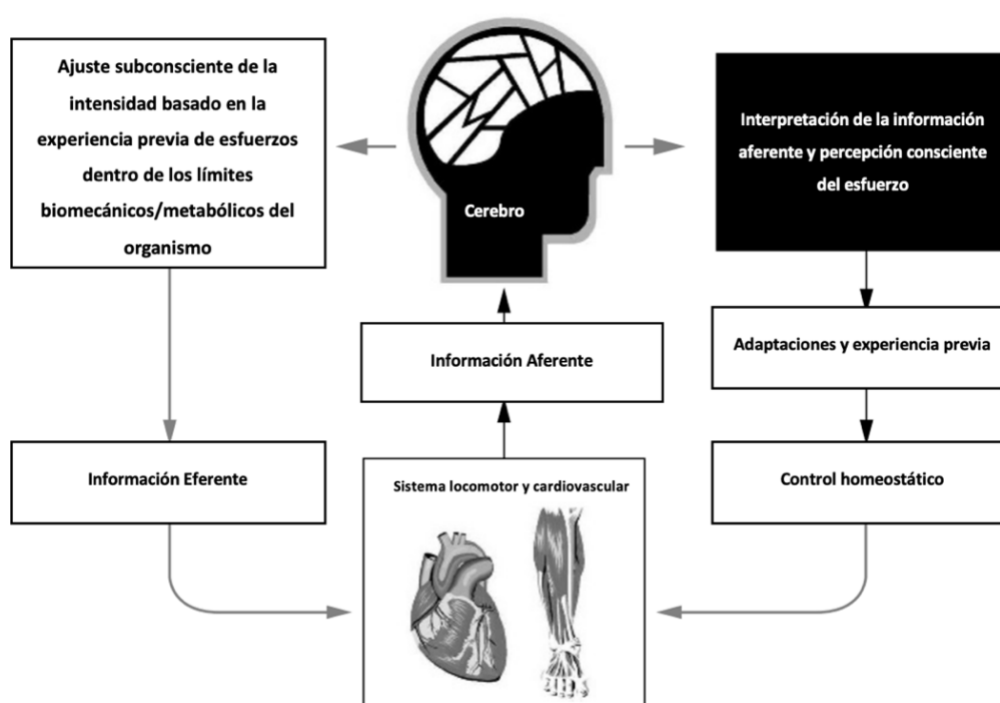


Figura 1.29. Relación entre el centro teleoanticipatorio en el cerebro y la percepción del esfuerzo durante el ejercicio. La intensidad del ejercicio es regulada de manera subconsciente por el sistema nervioso central, y el esfuerzo percibido es la interpretación de la información aferente regulada de manera teleológica por el cerebro. Fuente: Adaptado de Lambert et al. (2005).

1.3.2. Distribución del esfuerzo en maratón

Las predicciones individuales son cruciales para la planificación del entrenamiento y de la estrategia de distribución del esfuerzo de una prueba de resistencia como la maratón, para las que son necesarios meses de preparación y donde la capacidad de ajustar una velocidad realista puede marcar la diferencia entre hundirse en el “muro” o conseguir el mejor rendimiento personal (Blythe y Király, 2016; Rapoport, 2010; Smyth, 2021). La

distribución del esfuerzo en maratón es más heterogénea que en pruebas más cortas como los 10 km o la media maratón, con mayor proporción de corredores que experimentan un descenso más brusco del rendimiento en la segunda mitad de la prueba (de Leeuw et al., 2018; Nikolaidis et al., 2019).

La distribución del esfuerzo es determinante en el rendimiento de maratón tanto en la élite como en corredores populares (Breen et al., 2018; Díaz et al., 2018; Nikolaidis et al., 2019; Santos-Lozano et al., 2014). Se ha observado que los corredores élite son capaces de mantener una intensidad durante la prueba en torno al 96% de su CS (Billat et al., 2020; Jones et al., 2021), siendo las mujeres capaces de correr en fracciones de CS superiores a las de los hombres (Billat et al., 2020). En corredores populares, también se ha observado que las mujeres son capaces de mantener un ritmo más estable que los hombres durante la maratón (Figura 1.30) (Breen et al., 2018; Cuk et al., 2020; Hernando et al., 2020; Mulligan et al., 2018; Smyth, 2021) y tienen un mejor rendimiento relativo en la parte final de la prueba gracias a una mejor EC en esta parte (Hernando et al., 2020), aunque hay más heterogeneidad en la distribución del esfuerzo entre mujeres de nivel similar (Muñoz-Pérez et al., 2020). En términos de CS, en función de su nivel, los corredores populares de maratón corren entre el 79 y el 93% de su CS (Smyth y Muniz-Pumares, 2020).

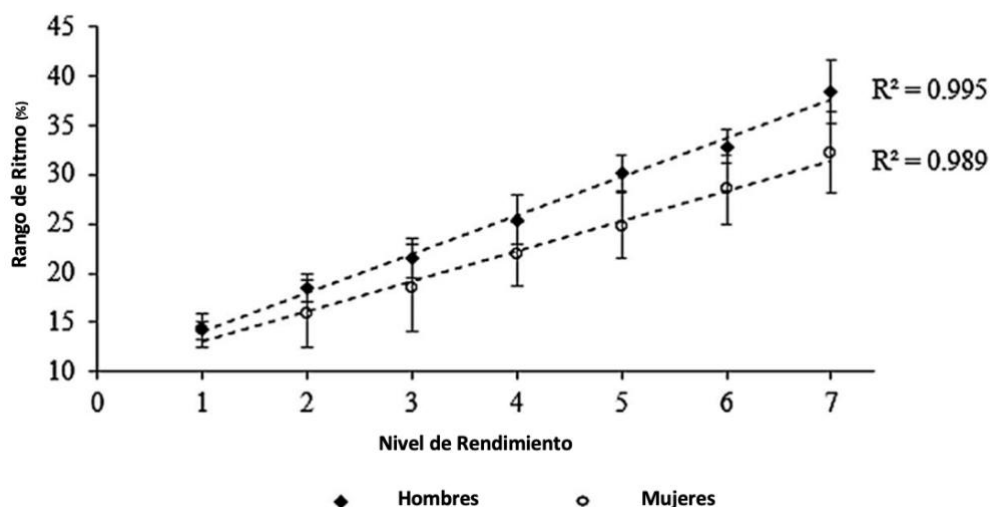


Figura 1.30. Comparación de la distribución del esfuerzo en maratón (Rango de Ritmo (%)) entre hombres y mujeres en función de su nivel de rendimiento. Fuente: Adaptado de Breen et al. (2018).

Varios estudios han observado diferencias en la distribución del esfuerzo en función del nivel de rendimiento de los corredores (Figura 1.31) (Billat et al., 2019; Breen et al., 2018; Muñoz-Pérez et al., 2020; Renfree y St Clair Gibson, 2013; Santos-Lozano et al., 2014; Smyth y Muniz-Pumares, 2020). Las mayores diferencias en la distribución del esfuerzo de la maratón se producen a partir del km 25 (Figura 1.31) (Billat et al., 2019; Breen et al., 2018; Muñoz-Pérez et al., 2020; Renfree y St Clair Gibson, 2013; Smyth y Muniz-Pumares, 2020), donde corredores que completan la primera parte de la prueba a intensidades muy próximas ($> 94\%$) y especialmente superiores a su CS pueden aumentar en más de un 25% sus probabilidades de encontrarse “el muro” de la prueba (Smyth et al., 2022; Smyth y Muniz-Pumares, 2020).

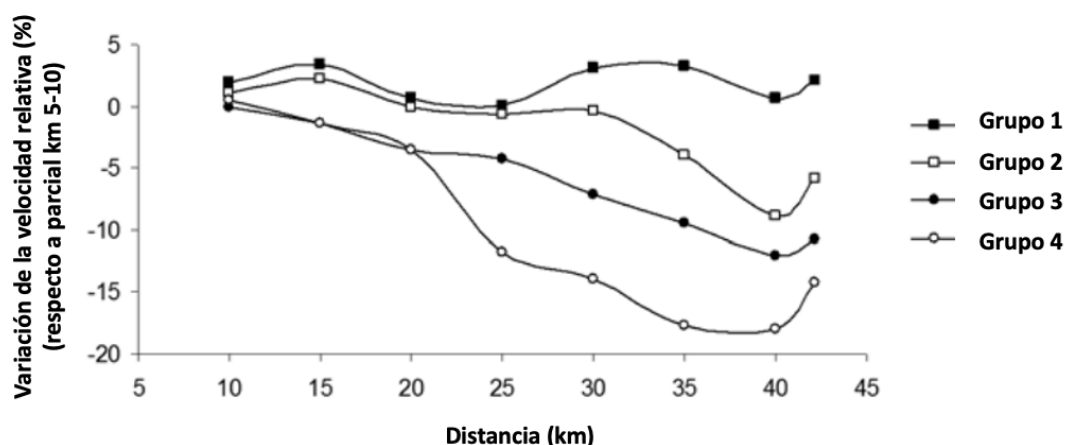


Figura 1.31. Distribución del esfuerzo del Cto. del Mundo femenino de Maratón (2009) expresada en variación (%) de la velocidad relativa de cada parcial de 5 km respecto al parcial del km 5-10. Grupos de nivel establecidos en función del cuartil en la clasificación final. Fuente: Adaptado de Renfree y St Clair Gibson (2013).

Se ha observado que el rendimiento en maratón se correlaciona con la amplitud de la deriva cardíaca (Figura 1.32) (Billat et al., 2020; Smyth et al., 2022), pero no con el aumento de la FC (Billat et al., 2020), por lo cual se sugiere el uso de esta variable para valorar la durabilidad (Billat et al., 2020; Smyth et al., 2022). La mayor magnitud de esta deriva cardíaca durante la maratón se produce en el parcial entre los km 35 y 40, donde aproximadamente el 30% de corredores muestran una deriva superior al 15% (Figura 1.32) (Smyth et al., 2022). También se ha observado que los atletas que son capaces de completar la prueba a intensidades más altas, sufren este desacople entre carga interna y externa más tarde y en menor medida (Figura 1.32) (Billat et al., 2020; Smyth et al., 2022).

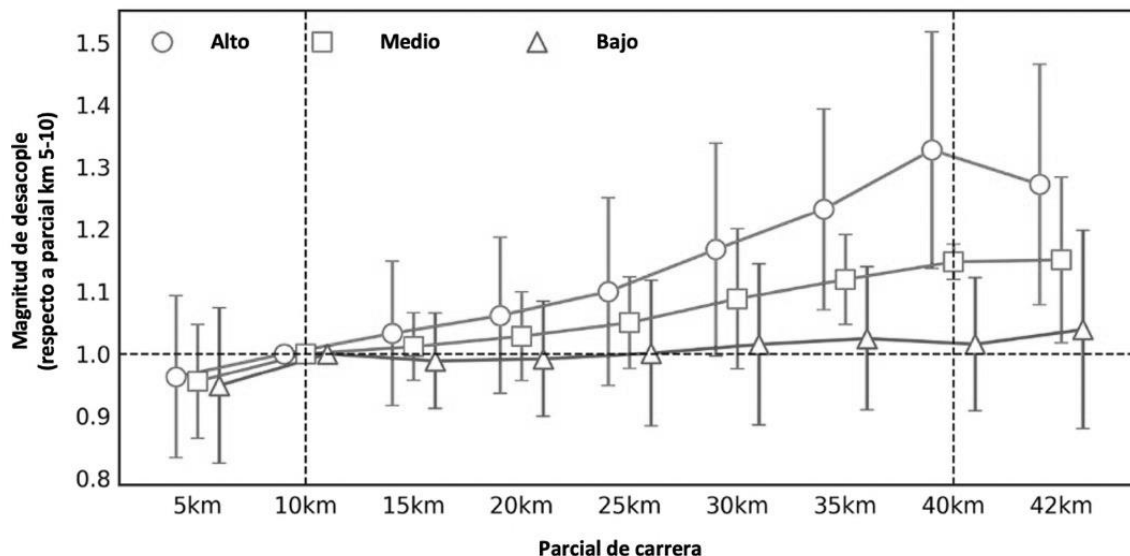


Figura 1.32. Evolución del desacople entre carga interna (FC) y externa (ritmo) de corredores/as en función de la magnitud (alto, medio y bajo). Fuente: Adaptado de Smyth et al. (2022).

Para conseguir el máximo nivel en maratón, a nivel táctico se necesita correr con la ventaja biomecánica que supone el “*drafting*” (desplazarse detrás de alguien con el consecuente beneficio por la reducción de la resistencia al aire) y mantener una distribución del ritmo homogénea (Sousa et al., 2018) o con perfil negativo (Billat et al., 2019; Díaz et al., 2019; Joyner et al., 2020; Pycke y Billat, 2022). No obstante, al analizar los mejores rendimientos recientes en la prueba se ha observado una distribución del esfuerzo variable que parece ser compatible con la idea de alternar periodos de optimización y recuperación de los metabolismos aeróbico y anaeróbico, por lo que es posible que la mejora del rendimiento también se pueda obtener de esta manera (Pycke y Billat, 2022). Estas pequeñas variaciones de ritmo a lo largo de la prueba también fueron observadas por Casado et al. (2021) en atletas de élite en pruebas de 5.000 y 10.000 m. Sin embargo, es posible que este patrón de ritmo variable también se deba a un comportamiento táctico para obtener el mejor resultado (Casado et al., 2021; Pycke y Billat, 2022).

Puntos clave

- En una carrera de resistencia, la distribución del esfuerzo es una variable de gran influencia en el rendimiento, por ello es tomada en cuenta por los diferentes modelos predictivos.
- En base al perfil de distribución del esfuerzo, se puede correr de manera uniforme, con perfil positivo (segunda mitad de la prueba más lenta que la primera) o negativo (segunda mitad de la prueba más rápida que la primera).
- El modelo de regulación teleológica de la distribución del esfuerzo, según el cual el esfuerzo es regulado en base a la información aferente que recibe el cerebro durante el ejercicio para mantener una respuesta que garantice el control homeostático, es uno de los más aceptados por la literatura reciente.
- En maratón, una de las variables más determinantes en la distribución del esfuerzo es el nivel de rendimiento de los corredores.

OBJETIVOS



2. OBJETIVOS

2.1. Justificación

La predicción del rendimiento ayuda a mejorar la planificación de la distribución del esfuerzo en maratón (Billat et al., 2019; Vickers y Vertosick, 2016), aunque esta estrategia se vea afectada por la adaptación de los corredores a los diferentes limitantes y condicionantes del esfuerzo durante la prueba (Santos-Lozano et al., 2014; Smits et al., 2014). Además, en pruebas de resistencia como la maratón, y especialmente en corredores noveles o con poca experiencia, la predicción del rendimiento es todavía más necesaria para poder plantear y entrenar una distribución del esfuerzo realista que pueda prevenir colapsos o caídas drásticas del rendimiento en los instantes finales de la prueba (Coquart, 2023; Rapoport, 2010; Smyth, 2021). El conocimiento previo de la estrategia de distribución del esfuerzo permite entrenarla para que los corredores puedan adaptarse de manera más específica al esfuerzo que van a realizar (Foster et al., 1994).

Tradicionalmente, el origen de los principales modelos predictivos de rendimiento descritos en esta tesis doctoral ha sido el análisis del rendimiento de deportistas de élite, y probablemente por ello no sean extrapolables a otras poblaciones como la gran masa de corredores populares que participan en las diferentes maratones de la actualidad. Además, si bien es cierto que en la literatura existen numerosas ecuaciones para calcular el rendimiento en maratón, la mayoría de ellas requieren datos derivados de pruebas de laboratorio o de entrenamiento que dificultan su utilización (Keogh et al., 2019), o son difíciles de implementar por la dificultad de sus cálculos (Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017).

El avance tecnológico que supone el acceso a grandes BD puede permitir la caracterización del rendimiento en maratón de una gran muestra de corredores heterogénea (de todos los niveles) para mejorar y simplificar la predicción de la estrategia de distribución del esfuerzo (Billat et al., 2019) y del rendimiento a través de una ecuación de fácil uso (Keogh et al., 2019). Para ello, en la presente tesis doctoral, primeramente, se realizará una descripción de la distribución del esfuerzo de una gran muestra heterogénea de corredores en diferentes maratones. A continuación, se comprobará si estas dinámicas de distribución

del esfuerzo son consistentes. Finalmente, se propondrá una ecuación de fácil uso que tenga en cuenta la distribución del esfuerzo y sea válida para la gran masa de corredores populares.

2.2. Hipótesis y objetivos

Hipótesis

La hipótesis general de esta tesis doctoral es que el rendimiento en maratón se puede predecir con precisión a partir de una ecuación sencilla donde se considere el nivel de los corredores, la distribución del esfuerzo y la marca reciente de una media maratón.

Objetivo general

Describir la distribución del esfuerzo según el nivel de rendimiento de los corredores utilizando grandes BD y obtener una ecuación de predicción del rendimiento en maratón con datos de fácil acceso.

Objetivos específicos

El objetivo principal se desarrolló siguiendo los siguientes objetivos específicos a partir de los estudios que se expondrán en esta tesis doctoral:

- Determinar la distribución del esfuerzo en función de las características de la prueba y el nivel de los corredores en una gran muestra (Estudio 1).
- Analizar la consistencia de la distribución del esfuerzo en diferentes pruebas y ediciones (Estudio 2).
- Comprobar la relación entre la distribución del esfuerzo en maratón y media maratón (Estudio 3).
- Proponer una ecuación de predicción del rendimiento para la Maratón de Valencia a partir de la marca en la Media Maratón de Valencia, la edad, el sexo y la distribución del esfuerzo de los corredores (Estudio 3).

- Comparar la precisión de la ecuación de predicción obtenida con otros modelos de predicción contrastados en la literatura como el VDOT de Daniels (2022) (Estudio 3).

ESTUDIO 1: Descripción de la distribución del esfuerzo en maratón



3. ESTUDIO 1: Descripción de la distribución del esfuerzo en maratón en función de las características de la prueba y el nivel de rendimiento

Publicación obtenida:



Oficial-Casado, F., Uriel, J., Pérez-Soriano, P., y Priego Quesada, J. I. (2020). Effect of marathon characteristics and runners' time category on pacing profile. *European Journal of Sport Science*, 21(11), 1559–1566. <https://doi.org/10.1080/17461391.2020.1838621>



Resumen

En este estudio se buscó analizar las diferencias en el perfil de ritmo en cuatro maratones y la relación del mismo con el nivel de rendimiento. Una base de datos de 91.493 corredores fue recogida de las cuatro pruebas analizadas (Maratón de Valencia, Chicago, Londres y Tokio). Los participantes fueron categorizados en función de su tiempo de finalización. La velocidad relativa de cada parcial de cada corredor fue calculada como el porcentaje de la velocidad media de la prueba completa. En las cuatro maratones estudiadas, el parcial correspondiente a los primeros 5 km fue notablemente diferente, siendo en Londres

donde la velocidad relativa fue más alta (5 km: IC95% Londres vs. Valencia [12,1; 13,6%], $p < 0,001$ y ES = 2,1; Londres vs. Chicago [5,5; 7,1%], $p < 0,001$ y ES = 1,1; Londres vs. Tokio [15,2; 16,8%], $p < 0,001$ y ES = 2,3). No hubo diferencias en los parciales de las pruebas en los corredores de alto nivel (sub-2:30h), pero las diferencias aumentaban a medida que lo hacía la categoría de tiempo (p. ej. 35 km y sub-3:00h: IC95% Londres vs. Tokio [-3,1; -1,8%], $p < 0,001$ y ES = 0,7; 35 km y sub-5:00h: Londres vs. Tokio [-9,8; -9,2%], $p < 0,001$ y ES = 1,3). La diferencia en la velocidad relativa entre la primera y la segunda mitad de la prueba fue mayor en Londres respecto a las otras maratones (p. ej.: IC95% Londres vs. Valencia [10,3; 10,8%], $p < 0,001$ y ES = 1,3). En conclusión, aunque las características de la prueba afectan al ritmo, el efecto fue mayor a medida que aumentaba la categoría de tiempo. Las características del perfil de ritmo deben tenerse en cuenta por parte de entrenadores y corredores al elegir la prueba y trabajar en las estrategias de distribución del esfuerzo, por los investigadores para extrapolar o interpretar los resultados, o por organizadores para mejorar las dinámicas de perfil de ritmo de su prueba.

Palabras clave: *carrera, resistencia, táctica, rendimiento en competición, atletismo.*

Puntos clave

- El parcial de los primeros 5 km fue notablemente diferente en las 4 maratones analizadas.
- Londres tiene la velocidad relativa más rápida en los primeros 5 km.
- Las características de la prueba afectan a la distribución del esfuerzo, pero este efecto fue mayor a medida que disminuía el nivel de rendimiento de los corredores.
- La diferencia de la velocidad relativa entre la primera y la segunda media maratón fue mayor en Londres respecto a las otras pruebas.

3.1. Introducción

El control de los recursos energéticos en pruebas de resistencia como la maratón es importante para prevenir la fatiga y conseguir el mejor rendimiento (Deaner et al., 2019; Swain et al., 2020). En atletas individuales, el *“pacing”* o distribución del esfuerzo se refiere a la forma en la que el esfuerzo es distribuido a lo largo de una prueba en función de sus prioridades, capacidades fisiológicas y psicológicas y factores ambientales (Deaner et al., 2019; Edwards y Polman, 2013). El interés sobre el estudio de la distribución del esfuerzo en maratón ha aumentado en los últimos años debido a su relación con el rendimiento (Angus, 2013; Deaner et al., 2019; Díaz et al., 2018; Nikolaidis y Knechtle, 2018; Swain et al., 2020), el sexo (Díaz et al., 2018; Nikolaidis y Knechtle, 2018), el nivel de rendimiento (Hettinga et al., 2019; Renfree y St Clair Gibson, 2013) y la experiencia previa (Micklewright et al., 2010; Swain et al., 2020), entre otras.

En la literatura se han definido dos tipos principales de perfil de ritmo en corredores de maratón: el perfil de ritmo positivo hace referencia a una primera parte de la prueba más rápida que la segunda, mientras que el perfil de ritmo negativo consiste en aumentar el ritmo de forma que se consigue correr la segunda media maratón más rápida que la primera (Díaz et al., 2018; Hettinga et al., 2019). Normalmente, los corredores completan la maratón realizando un perfil de ritmo positivo, tal y como fue observado en la Maratón de Nueva York (Breen et al., 2018) y en la Maratón Clásica de Atenas (Nikolaidis y Knechtle, 2018). No obstante, se sugiere que la estrategia de distribución del esfuerzo más efectiva en maratón es el perfil de ritmo negativo, tal y como se consiguieron los récords de la prueba durante las últimas décadas (Díaz et al., 2018, 2019). En este sentido, en pruebas como Campeonatos del Mundo donde los resultados prevalecen sobre las marcas, los puestos de medalla los consiguen aquellos corredores que son capaces de mantener una alta velocidad durante la prueba y consiguen acelerar en los instantes finales de la prueba (Hettinga et al., 2019). Además, múltiples estudios han observado que hay una menor variabilidad del ritmo en pruebas de mayor nivel (Ely et al., 2007; Hettinga et al., 2019; Swain et al., 2020).

Aunque se han realizado multitud de estudios sobre la distribución del esfuerzo en maratón con amplias muestras en los últimos años, hay escasa información sobre cómo las

3.2. Material y métodos

El estudio fue aprobado por el Comité de Ética de la Universidad (aprobación H1544598666277). Para extraer los resultados de las diferentes pruebas, se utilizó una aplicación a través de MATLAB (Mathworks Inc., Natick, USA). Esta aplicación fue diseñada para obtener sólo los tiempos de paso en los puntos kilométricos 5, 10, 15, media maratón (21,1 km), 25, 30, 35, 40 y en el final (42,2 km), de manera anónima (sin datos personales) de las clasificaciones oficiales publicadas en los sitios web de las diferentes maratones. Se obtuvieron los resultados de las siguientes maratones celebradas en 2018: 38º Maratón de Valencia

	Trinidad	Alfonso	(España,
5 km	18:10	18:10	18:10
10 km	36:10	36:10	36:10
15 km	54:10	54:10	54:10
Media maratón (21,1 km)	1:08:10	1:08:10	1:08:10
25 km	1:26:10	1:26:10	1:26:10
30 km	1:44:10	1:44:10	1:44:10
35 km	2:02:10	2:02:10	2:02:10
40 km	2:20:10	2:20:10	2:20:10
Final (42,2 km)	2:38:10	2:38:10	2:38:10

<https://www.valenciaciudaddelrunning.com/maraton/clasificaciones-maraton-2018>), Maratón de Chicago Bank of America (Estados Unidos, <https://www.chicagomarathon.com/runners/race-results>), Maratón de Londres Virgin Money (Reino Unido, <https://results.london-marathon.co.uk/2018>) y Maratón de Tokio (Japón, <https://www.marathon.tokyo/en/about/past/2018>). Los criterios de inclusión fueron tener todos los parciales registrados en los sitios web, tener el tiempo de finalización, y haber finalizado la maratón en menos de 5 h. De la base de datos obtenida, los casos con tiempos sospechosos de error en alguno de los parciales fueron eliminados. Los tiempos se consideraron sospechosos cuando los valores de ritmo mostraban aumentos o descensos de más del 50% respecto al siguiente parcial. El tamaño de la muestra de la base de datos fue, por lo tanto, de 91.493 corredores distribuidos en las pruebas de la siguiente manera: 18.285, 31.094, 22.967 y 19.147 corredores en Valencia, Chicago, Londres y Tokio respectivamente. Las características de las maratones analizadas fueron:

- Ganancia de elevación (m): Valencia (13); Chicago (11); Londres (37) y Tokio (22).
- Pérdida de elevación (m): Valencia (5); Chicago (21); Londres (60) y Tokio (48).
- Temperatura ambiental media (°C): Valencia (13); Chicago (16); Londres (22) y Tokio (6).
- Humedad relativa ambiental media (%): Valencia (60); Chicago (94), Londres (20) y Tokio (45).

Los desniveles fueron obtenidos de los datos de un corredor que finalizó las cuatro maratones (Garmin 920XT; Garmin Ltd, EEUU).

Análisis de datos

Los participantes fueron categorizados en función de su rendimiento en la maratón (categoría de tiempo) como se muestra en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1. Distribución de los corredores analizados en función de su categoría de tiempo de finalización de la prueba (sub-2:30 (< 2:30 h), sub-3:00 (entre 2:30 y 2:59 h), sub-3:30 (entre 3:00 y 3:29 h), sub-4:00 (entre 3:30 y 3:59 h), sub-4:30 (entre 4:00 y 4:29 h) y sub-5:00 (entre 4:30 y 4:59 h)).

Categoría de tiempo	Número de corredores
sub-2:30	373
sub-3:00	5.101
sub-3:30	14.424
sub-4:00	24.658
sub-4:30	24.358
sub-5:00	22.579

La velocidad media de la maratón y la velocidad media de cada parcial fueron calculadas individualmente. La velocidad relativa de cada parcial para cada corredor fue calculada como el porcentaje de la velocidad media de la prueba (Díaz et al., 2018). Otras variables fueron calculadas:

- **Rango de ritmo:** Diferencia entre la velocidad relativa máxima y mínima de los parciales (Nikolaidis y Knechtel, 2018).
- **DifMedia:** Diferencia entre la velocidad relativa de la primera y la segunda media de la maratón.
- **Δ Velocidad relativa:** Diferencia entre la velocidad relativa del parcial del km 10 y el parcial del km 40. El parcial de los primeros 10 km fue seleccionado dado que el parcial de los primeros 5 km puede verse afectado por las características de la salida de la prueba (p. ej., la masificación puede ralentizar el ritmo).

Análisis estadístico

El análisis estadístico fue realizado con SPSS 21.0 (IBM Armonk, Nueva York, EEUU). Aunque el test de Lilliefors confirmó una distribución de la muestra fuera de la normalidad, se utilizaron test paramétricos dada la amplia base de datos de todos los grupos analizados (Blanca et al., 2017). Un ANOVA de muestras repetidas con un factor intra-sujeto (ritmo del

parcial) y dos factores inter-sujetos (categoría de tiempos y tiempo de finalización) fueron aplicados para la velocidad relativa. Para la comparación de las muestras pareadas, se utilizó un test de Bonferroni post-hoc y se calculó el tamaño del efecto según Cohen (ES) (Cohen, 1988). ANOVA de un factor fueron utilizados para analizar las diferencias entre las categorías de tiempo de los corredores y el tiempo total de las maratones utilizando las variables del perfil de ritmo (rango de ritmo, DifMedia y Δ Velocidad relativa). Para analizar las relaciones entre el tiempo total y las variables de ritmo se utilizó una regresión múltiple. El nivel de significancia fue situado en $p < 0,05$ y $ES > 0,8$ (tamaño del efecto grande) para comprobar que no hubiera superposición de puntuaciones medias superiores al 47% (Cohen, 1988). Los datos fueron mostrados como media $\pm$ desviación estándar (SD) en las figuras con el 95% de intervalo de confianza de las diferencias (IC95%) en el texto.

3.3. Resultados

Efecto de las características de la prueba en el perfil de ritmo

Para la velocidad relativa, hubo diferencias entre los parciales y tiempo final ($p < 0,001$), entre los parciales, la prueba de maratón y la categoría de tiempo ($p < 0,001$), y el efecto principal fue observado en la prueba de maratón ($p < 0,001$). Sin tener en cuenta el factor categoría de tiempo, las 4 maratones mostraron diferencias en el inicio de la prueba (Figura 3.1). Los parciales correspondientes a los km 10, 25, 30 y 35 presentaron alguna diferencia entre las pruebas.

En general, se observó cómo la maratón de Londres fue la que mostró la mayor velocidad en la salida ($< \text{km } 10$) (km 5: IC95% Londres vs. Valencia [12,1; 13,6%], $p < 0,001$ y $ES = 2,1$; CI95% Londres vs. Chicago [5,5; 7,1%], $p < 0,001$ y $ES = 1,1$; IC95% Londres vs. Tokio [15,2; 16,8%], $p < 0,001$ y $ES = 2,3$; km 10: IC95% Londres vs. Valencia [3,5; 4,7%], $p < 0,001$ y $ES = 1,0$; CI95% Londres vs. Chicago [4,4; 5,6%], $p < 0,001$ y $ES = 1,0$; CI95% Londres vs. Tokio [-2,4; -1,2%], $p < 0,001$ y $ES = 0,4$) y menor velocidad que las otras pruebas desde el paso por la media maratón hasta el km 35 (km 35: IC95% Londres vs. Valencia [-3,7; -2,6%], $p < 0,001$ y $ES = 0,8$; IC95% Londres vs. Chicago [-4,9; -3,7%], $p < 0,001$ y $ES = 0,9$; IC95% Londres vs. Tokio [-6,2; -5,0%], $p < 0,001$ y $ES = 1,2$).

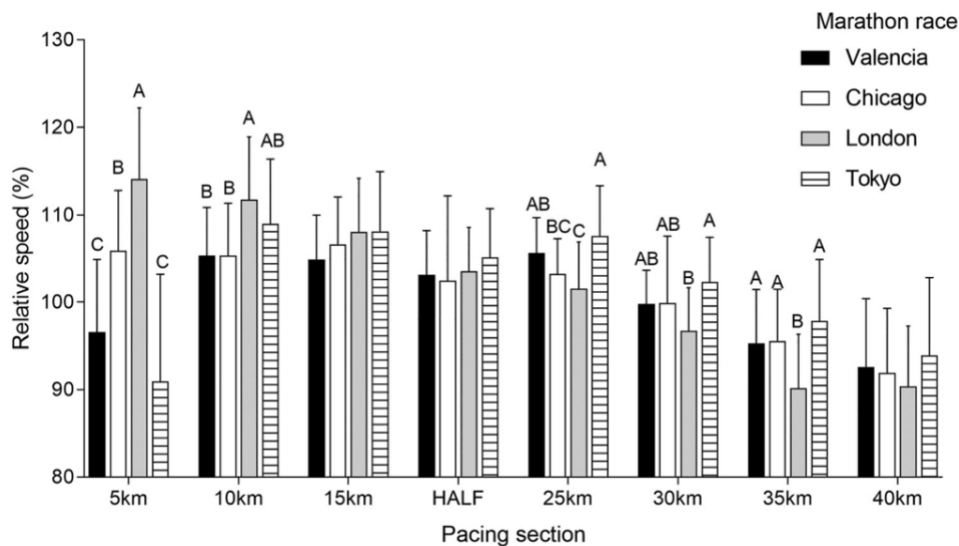


Figura 3.1. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre las maratones son mostradas con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores $A > B > C > D$). Fuente: Elaboración propia.

Teniendo en cuenta el factor categoría de tiempo (Figura 3.2), diferencias similares fueron observadas entra las pruebas, pero sin diferencias en la categoría de tiempo de corredores sub-2:30, y con diferencias incrementadas con el aumento de la categoría de tiempo, ambas observadas en el inicio (km 5 y sub-3:00: IC95% Londres vs. Valencia [6,0; 7,7%], $p < 0,001$ y $ES = 1,7$; IC95% Londres vs. Chicago [3,1; 4,8], $p < 0,001$ y $ES = 1,0$; IC Londres vs. Tokio [3,3; 5,1%], $p < 0,001$ y $ES = 0,9$; km 5 y sub-5:00: IC95% Londres vs. Valencia [17,1; 18,2%], $p < 0,001$ y $ES = 1,9$; IC95% Londres vs. Chicago [8,9; 9,6%], $p < 0,001$ y $ES = 1,1$; IC95% Londres vs. Tokio [33,0; 33,8%], $p < 0,001$ y $ES = 3,1$) y en el final de la carrera (km 35 y sub-3:00: IC95% Londres vs. Valencia [-3,3; -2,0%], $p < 0,001$ y $ES = 0,9$; IC95% Londres vs. Chicago [-3,7; -2,4%], $p < 0,001$ y $ES = 1,0$; IC95% Londres vs. Tokio [-3,1; -1,8%], $p < 0,001$ y $ES = 0,7$; km 35 y sub-5:00: IC95% Londres vs. Valencia [-2,3; -1,5%], $p < 0,001$ y $ES = 0,3$; IC95% Londres vs. Chicago [-5,9; -5,4%], $p < 0,001$ y $ES = 0,9$; IC95% Londres vs. Tokio [-9,8; -9,2%], $p < 0,001$ y $ES = 1,3$).

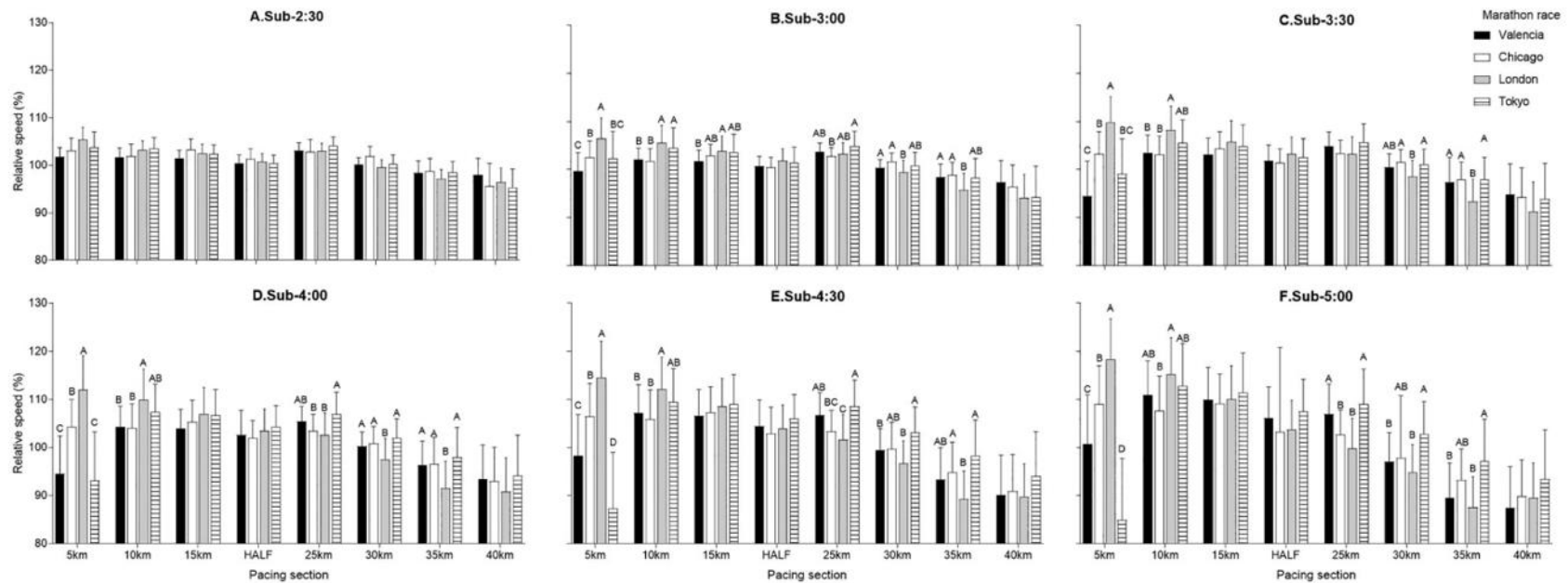


Figura 3.2. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas y de las diferentes categorías de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre las maratones son mostradas con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores $A > B > C > D$). Fuente: Elaboración propia.

El rango de ritmo fue menor en Chicago respecto a los maratones de Londres y Tokio en las categorías de corredores sub-3:30 y sub-4:30, respectivamente (Figura 3.3A; sub-3:30 IC95% Chicago vs. Londres [-8,1M -6,9%], $p < 0,001$ y $ES = 0,8$; sub-4:30 IC95% Londres vs. Tokio [-11,1; -9,9%], $p < 0,001$ y $ES = 0,9$). La variable DifMedia fue mayor en Londres respecto a las otras maratones en todos los corredores (Figura 3.3B; IC95% Londres vs. Valencia [10,3; 10,8%], $p < 0,001$ y $ES = 1,3$; IC95% Londres vs. Chicago [7,0; 7,4%], $p < 0,001$ y $ES = 0,8$; IC95% Londres vs. Tokio [11,6; 12,0%], $p < 0,001$ y $ES = 1,3$). Δ Velocidad relativa fue mayor en Londres respecto a las maratones de Valencia y Chicago en las categorías de tiempo de corredores sub-3:00 y sub-3:30 (Figura 3.3C; sub-3:00: IC95% Londres vs. Valencia [5,9; 7,6%], $p < 0,001$ y $ES = 0,9$; IC95% Londres vs. Chicago [5,2; 7,0%], $p < 0,001$ y $ES = 0,8$; sub-3:30: IC95% Londres vs. Valencia [7,7; 8,9%], $p < 0,001$ y $ES = 0,8$; IC95% Londres vs. Chicago [7,5; 8,7%], $p < 0,001$ y $ES = 0,8$).

Efecto de la categoría de tiempo en el perfil de ritmo

En este apartado, el factor maratón no se tuvo en cuenta. En la velocidad relativa, hubo diferencias significativas en los parciales en función de la categoría de tiempo ($p < 0,001$), con un efecto principal del ritmo de los parciales ($p < 0,001$) y un efecto principal de la categoría de tiempo de los corredores ($p < 0,001$). Las categorías de corredores con peores marcas tuvieron una mayor velocidad relativa en los parciales desde el km 5 al 15 (Figura 3.4; p. ej.: km 15 IC95% sub-5:00 vs. sub-2:30 [6,7; 8,8%], $p < 0,001$ y $ES = 1,7$), y un mayor descenso desde los parciales del km 25-35 (p. ej.: IC95% sub-5:00 vs. Sub-2:30 [-7,5; -5,3%], $p < 0,001$ y $ES = 1,3$).

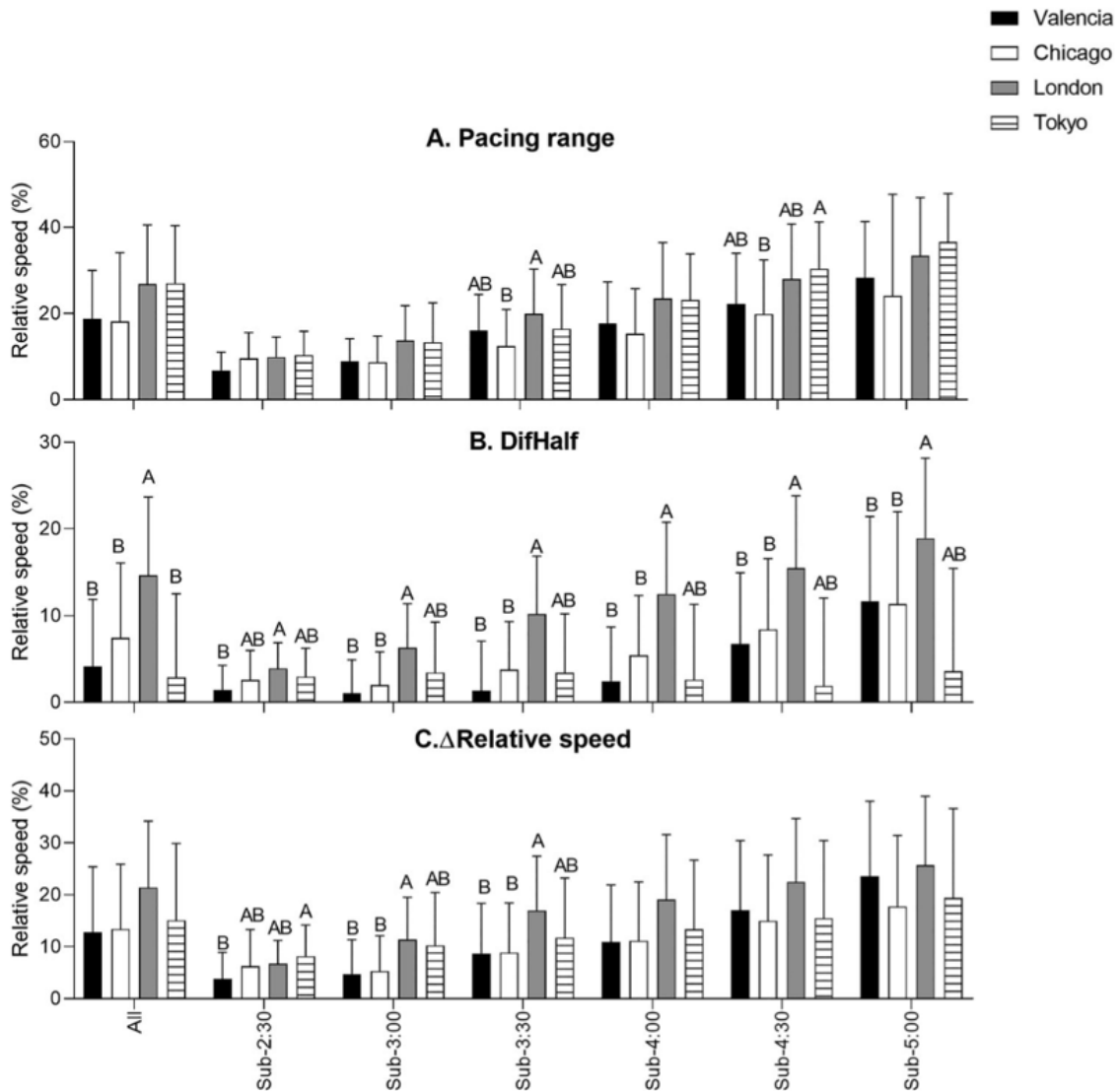


Figura 3.3. Media $\pm$ SD del rango de ritmo (A, diferencia entre la velocidad relativa máxima y mínima), DifMedia (B, diferencia en la velocidad relativa entre la primera y la segunda media maratón de las pruebas) y Δ Velocidad relativa (C, diferencia entre la velocidad relativa entre los parciales del km 10 y km 40) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas y de las diferentes categorías de tiempo de corredores. Las diferencias entre las maratones son mostradas con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores A > B > C). Fuente: Elaboración propia.

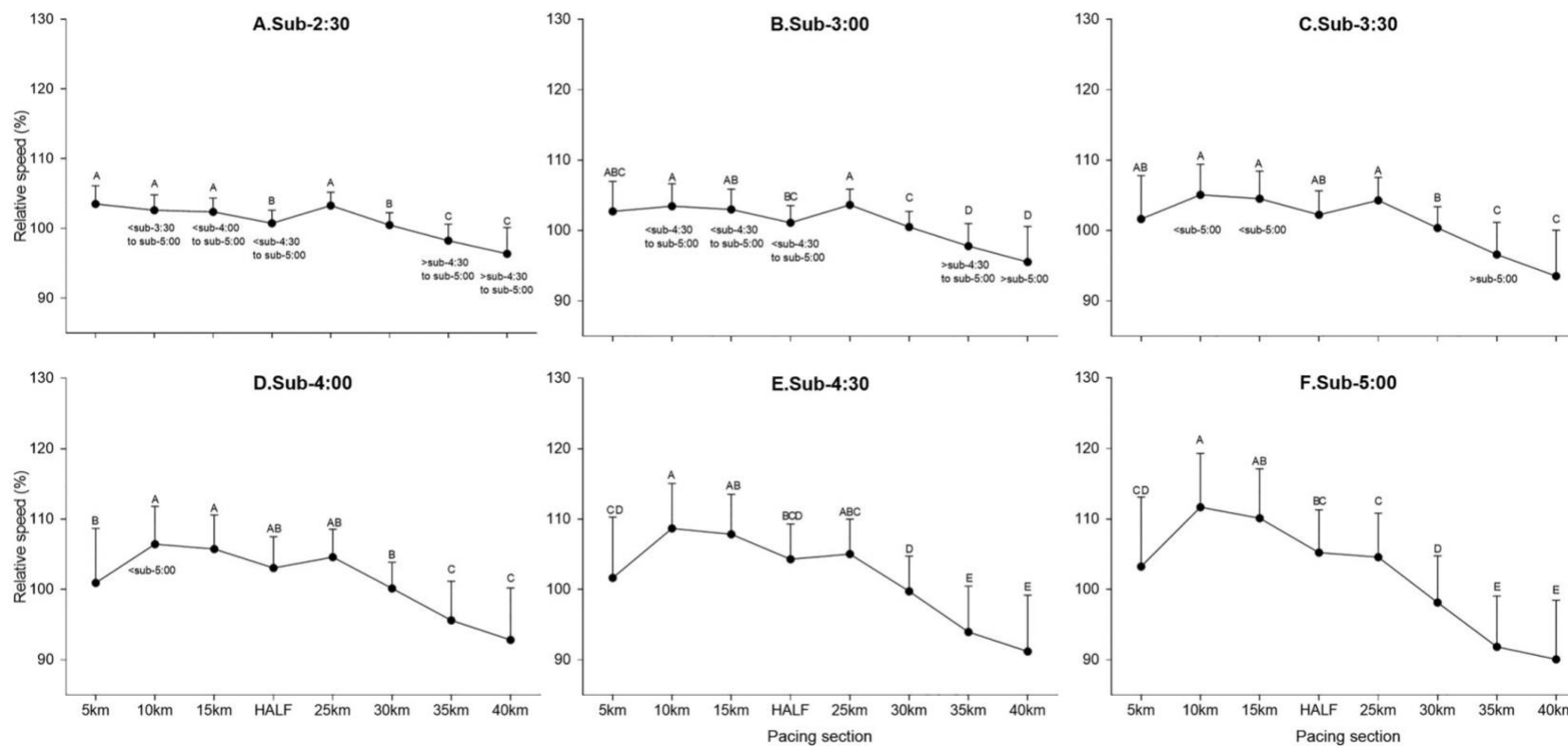


Figura 3.4. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales en las pruebas analizadas y de las diferentes categorías de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre los tiempos parciales son mostrados con letras en las barras de error (medias sin letras en común son significativamente diferentes, y el orden alfabético se utilizó para reflejar la magnitud de los valores $A > B > C > D > E$), y las diferencias entre las categorías de tiempo son detalladas bajo las medias. Fuente: Elaboración propia.

Relación entre el rendimiento y el perfil de ritmo

El análisis de regresión multivariable presentó un modelo que explicaba el 19% de la varianza en el rendimiento de maratón. Los coeficientes del modelo mostraron, en orden de magnitud, que la marca en maratón fue positiva en términos de DifMedia (0,019, IC95% de la media [0,018; 0,020], $p < 0,001$) y el rango de ritmo (0,018, IC95% de la media [0,018; 0,018], $p < 0,001$), y negativa en términos de Δ Velocidad relativa (-0,012, IC95% de la media [-0,013; -0,011], $p < 0,001$).

3.4. Discusión

El objetivo de este estudio fue analizar las diferencias en los perfiles de ritmo de cuatro pruebas de maratón, teniendo en cuenta las categorías de tiempo de los corredores. Los resultados principales mostraron que el parcial donde hubo mayores diferencias entre las pruebas fue el de los primeros 5 km. Las pruebas no difirieron en ningún parcial en la categoría de tiempo de mejor rendimiento (sub-2:30), pero las diferencias entre las pruebas aumentaron con el aumento de la categoría de tiempo. Más específicamente, la maratón de Londres fue la que mostró mayor velocidad en los primeros 10 km, resultando en un mayor perfil de distribución de ritmo positiva (DifMedia), incluso en la categoría de corredores sub-2:30.

Según Haney y Mercer (2011), la características de la prueba como el tipo de terreno o las condiciones ambientales pueden afectar a la distribución de ritmo. La mayoría de estudios han sido realizados en pruebas específicas (Breen et al., 2018; Nikolaidis et al., 2019; Nikolaidis y Knechtle, 2018), lo cual puede condicionar los resultados y dificultar su extrapolación a otras maratones. Haney y Mercer (2011) no encontraron diferencias entre la maratón de Las Vegas y San Diego a pesar de los diferentes perfiles de desnivel de ambas pruebas. No obstante, nuestros resultados sugieren que las características específicas de una maratón afectan a la distribución del esfuerzo. Los primeros 5 km fueron el parcial que mostró mayores diferencias entre las 4 maratones analizadas. Hay múltiples posibles explicaciones a esto. Primeramente, la elevación de este parcial pudo afectar a la distribución del esfuerzo (Kerhervé et al., 2016). En determinados parciales con ligero desnivel, los corredores pueden

ser más conservadores, reduciendo el ritmo en pendientes positivas; o aumentar ligeramente el ritmo dejándose llevar en pendientes con desnivel negativo. Esto puede explicar el hecho de que las diferencias entre los parciales de las pruebas no se observaran en los corredores de mayor nivel (sub-2:30) y aumentara con la disminución del rendimiento de los corredores.

Otra hipótesis que puede explicar las diferencias observadas entre las pruebas es la diferencia entre las condiciones ambientales. De las cuatro pruebas analizadas, Tokio fue la que se realizó con menor temperatura. Aunque en general, los corredores de fondo tienen mejor rendimiento en ambientes más fríos que cálidos ($> 25^{\circ}\text{C}$) (Guy et al., 2015), estudios previos observaron que en ambientes más fríos la velocidad relativa de los primeros parciales de la prueba fue menor (Trubee et al., 2014). Además, ambientes fríos pueden resultar en una reducción del rendimiento en los instantes iniciales de la prueba debido al tiempo que pasa entre el calentamiento y el inicio de la carrera (Spitz et al., 2014). Por el contrario, cabe destacar que la maratón de Londres analizada registró temperaturas históricamente por encima de las habituales para esta prueba (22°C). Esto pudo propiciar el descenso de la velocidad de los corredores en la segunda mitad de la prueba debido a la influencia de la termorregulación y el aumento del gasto metabólico que ello conlleva (Ely et al., 2007; Trubee et al., 2014), así como un aumento de la velocidad relativa en los primeros parciales. Corredores y entrenadores deben tener en cuenta las condiciones ambientales de la prueba a la hora de desarrollar estrategias (p. ej.: aclimatación al calor) (Guy et al., 2015) que mitiguen su efecto negativo en la distribución del esfuerzo. Finalmente, la masificación en las salidas de las pruebas debido a aspectos logísticos de la organización puede afectar a la velocidad relativa de los parciales iniciales (Treiber, 2015). La información obtenida por este tipo de análisis puede ayudar a la organización de las pruebas a mejorar sus perfiles de ritmo. Nuestros resultados, por lo tanto, muestran la importancia de futuros estudios que describan las características de las pruebas, ya que tienen efectos en la distribución del esfuerzo. Para extrapolar los resultados de futuros estudios al resto de maratones, se necesita el análisis y comparación de varias pruebas.

Aunque no se encontraron diferencias entre las pruebas en la categoría de corredores de mayor nivel (sub-2:30), la variable DifMedia sí mostró diferencias incluso en estos corredores. Tal y como muestran varios estudios (Díaz et al., 2018, 2019; Hettinga et al., 2019),

los mejores rendimientos en maratón se han conseguido con un perfil de ritmo negativo. Díaz et al. (2018) observaron que, desde 1967 hasta 1988, los diferentes récords de maratón se consiguieron con una distribución de ritmo positiva, mientras que, a partir de 1988, se lograron los mejores rendimientos en la prueba élite corriendo en negativo. Además, también se ha observado que los Campeonatos del Mundo y las medallas olímpicas se consiguen con una distribución de ritmo negativa (Hettinga et al., 2019). Nuestros resultados tienen una aplicación práctica importante para corredores élite que buscan conseguir su mejor rendimiento, que consiste en tener en cuenta la variable DifMedia de la carrera intentando conseguir una distribución de ritmo negativa. En este sentido, es más probable para estos corredores conseguir su mejor rendimiento en pruebas como Valencia, donde la variable DifMedia muestra valores más bajos respecto a otras pruebas, como por ejemplo Londres.

Así como las diferencias entre pruebas aumentaban con la categoría de tiempo, para corredores más competitivos (categoría de tiempo entre 2:30 y 3:00), los resultados de este estudio son también interesantes para aquellos corredores que ambicionan mejorar sus marcas. Para entrenadores y corredores, esta información junto con el perfil de la prueba debería ser utilizada para planificar la estrategia que determine la mejor distribución del esfuerzo de la prueba. Considerando las 4 pruebas analizadas, la maratón de Valencia mostró los valores más bajos de variación del ritmo, DifMedia y Δ Velocidad relativa. Estos valores pueden asociarse a las características orográficas de la prueba (prácticamente llana), las condiciones ambientales habituales, así como a las características de su recorrido, que transcurre mayoritariamente por vías anchas y rectas.

En este estudio fueron utilizadas tres variables para caracterizar las maratones analizadas: variación del ritmo, DifMedia y Δ Velocidad relativa. La más sensible de estas tres variables fue DifMedia, ya que fue la que presentó más diferencias entre pruebas y categorías de tiempo. No obstante, pensamos que las otras dos variables también son importantes para complementar la información dado que aportan diferentes características: la variación del ritmo está relacionada con la variabilidad a lo largo de la prueba, la DifMedia categoriza el tipo de perfil de ritmo (positivo o negativo), y la Δ Velocidad relativa compara el rendimiento inicial y final de la prueba. A este respecto, en futuros estudios sería interesante analizar la reproducibilidad de la distribución de ritmo de una misma prueba.

La base de datos de este estudio sirve para contrastar los resultados de estudios previos, con muestras menores. Trabajos previos mostraron cómo los corredores más rápidos fueron los que tenían una variabilidad del ritmo baja, así como una mejor capacidad de resistir el ritmo hasta el final de la maratón, evitando grandes reducciones en la velocidad (Ely et al., 2007; Hettinga et al., 2019; Renfree y Gibson, 2013; Swain et al., 2020). Nuestros resultados, utilizando una gran base de datos y cuatro pruebas diferentes, apoyan estos resultados de estudios anteriores mostrando cómo a medida que aumenta el tiempo de esfuerzo en la prueba, aumenta la variabilidad de la velocidad relativa de forma que ésta es mayor entre los km 5 y 15 y aumenta su descenso entre los km 25 y 35. Además, otros estudios observaron que el perfil más común en la mayoría de corredores de maratón era la distribución de ritmo positiva (Breen et al., 2018; Nikolaidis y Knechtle, 2018). Respecto a la variable DifMedia, nuestros resultados también coinciden con los de estudios previos, de forma que los valores fueron mayores a medida que aumentaba el tiempo de esfuerzo, coincidiendo con las categorías de tiempo donde se encuentran la mayoría de corredores populares. La distribución de ritmo ha sido asociada al rendimiento (Angus, 2013; Breen et al., 2018; Deaner et al., 2019; Díaz et al., 2018; Nikolaidis y Knechtle, 2018; Swain et al., 2020), en este sentido, nuestro modelo de regresión obtenido basado en las características de distribución del esfuerzo explicó el 19% de la varianza del rendimiento. Esta implicación en el rendimiento era esperable puesto que la distribución del ritmo se ve afectada por otros factores importantes para el rendimiento como el entrenamiento y las capacidades cardiovasculares y antropométricas de los corredores (Barandun et al., 2012; Billat et al., 2020; Keogh et al., 2019; Salinero et al., 2017). Las características relativas a la distribución del ritmo también pueden, además, verse afectadas por otros factores como la edad, el sexo, la experiencia previa, el comportamiento colectivo, el componente psicológico (Breen et al., 2018; March et al., 2011; Renfree et al., 2015; Swain et al., 2020) y factores metabólicos (Rapoport, 2010).

En este estudio se utilizaron datos reales de cuatro maratones diferentes, por lo tanto, las pruebas no se corrieron bajo condiciones controladas, como en cualquier prueba de fondo en ruta. Futuros estudios deberían valorar de manera más controlada el efecto de las características de la prueba tales como la elevación, las condiciones ambientales o el comportamiento colectivo de los corredores en la distribución del esfuerzo. Además, el método empleado para obtener los datos reales de manera anónima no nos permitió analizar

otros factores como la edad o el sexo. No obstante, nuestro análisis de 91.493 corredores de las cuatro pruebas garantiza un enfoque ecológico y robustez estadística de los resultados.

En conclusión, las características de la prueba afectan a la distribución del esfuerzo, siendo el efecto mayor a medida que aumenta la categoría de tiempo de los corredores. Aunque no se encontraron diferencias en la distribución de ritmo de las diferentes pruebas en la categoría de corredores con mejor rendimiento, la maratón de Valencia mostró valores más cercanos a un perfil de distribución del esfuerzo negativo que la maratón de Londres. Esto debe tenerse en cuenta por parte de entrenadores y corredores a la hora de elegir la prueba y trabajar las estrategias de distribución del esfuerzo, por parte de investigadores cuando el objetivo es extrapolar o interpretar los resultados, o por parte de organizaciones interesadas en mejorar su prueba para facilitar una mejora en la distribución del esfuerzo de los corredores.

ESTUDIO 2: Consistencia de la distribución del esfuerzo en maratón



4. ESTUDIO 2: Consistencia de la distribución del esfuerzo en maratón

Publicación obtenida:



Oficial-Casado, F., Uriel, J., Jimenez-Perez, I., Goethel, M. F., Pérez-Soriano, P., y Priego-Quesada, J. I. (2022). Consistency of pacing profile according to performance level in three different editions of the Chicago, London, and Tokyo marathons. *Scientific Reports*, 12(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-14868-6>



Resumen

La distribución del esfuerzo se ha convertido en un foco de interés en los últimos años debido a su relación con el rendimiento, sin embargo, aún se desconoce la consistencia de la distribución del esfuerzo de cada carrera en diferentes ediciones. El objetivo de este estudio fue analizar la consistencia de la distribución del esfuerzo en tres ediciones consecutivas de tres maratones. Se analizó una base de datos de 282.808 corredores, recopilada de tres

carreras diferentes (Maratón de Chicago, Londres y Tokio) y tres ediciones (2017, 2018 y 2019). Los participantes fueron categorizados de acuerdo a su marca, cada 30 min, desde 2:30 h hasta sub-6 h. La velocidad relativa de cada sección para cada corredor se calculó como un porcentaje de la velocidad media para toda la carrera. Los coeficientes de correlación intraclase (CCI) de la velocidad relativa en los distintos tramos, teniendo en cuenta las categorías de tiempo de los corredores, fueron excelentes en las tres ediciones del maratón ($CCI > 0,93$). El modelo de inteligencia artificial mostró una precisión del 86,8% para clasificar los datos de los corredores en tres maratones, lo que sugiere una coherencia entre ediciones con diferencias identificables entre carreras. En conclusión, aunque se observaron algunas diferencias entre ediciones en ciertas secciones y categorías de maratonianos, se observó una excelente consistencia del perfil de distribución del esfuerzo. El estudio del perfil de ritmo en un maratón específico puede, por tanto, ser útil para corredores, entrenadores y organizadores de maratones para planificar la carrera y mejorar su organización.

Palabras clave: *táctica maratón, perfil específico de carrera, rendimiento carrera de fondo, fatiga, resistencia.*

Puntos clave

- Los corredores de mayor nivel mostraron una distribución del esfuerzo más homogénea durante la prueba.
- El perfil de distribución del esfuerzo fue consistente entre las diferentes ediciones.
- El modelo de IA reconoció la distribución del esfuerzo específica de las pruebas.

4.1. Introducción

Las maratones son pruebas deportivas son cada vez más populares, con un elevado número de participantes (> 30.000 en muchos casos) (Vitti et al., 2020), donde el principal objetivo de los corredores es regular los recursos energéticos para evitar la fatiga prematura y así finalizar la carrera (Deaner et al., 2019; Swain et al., 2020).

La distribución del esfuerzo, considerada como la evolución de la velocidad a lo largo de la competición en función de las prioridades, capacidades, factores fisiológicos, psicológicos, energéticos y ambientales de los corredores (Casado et al., 2021; Deaner et al., 2019; Edwards y Polman, 2013), ha aumentado el foco de interés en los últimos años debido a su relación con el rendimiento (Deaner et al., 2019; Díaz et al., 2019; Muñoz-Pérez et al., 2020; Nikolaidis y Knechtle, 2018; Oficial-Casado et al., 2020; Swain et al., 2020). La distribución del esfuerzo puede verse afectado por factores como la edad (Breen et al., 2018; Cuk et al., 2021; March et al., 2011; Nikolaidis y Knechtle, 2018; Nikolaidis et al., 2019), el sexo (Cuk et al., 2019, 2020; Díaz et al., 2019; Muñoz-Pérez et al., 2020; Nikolaidis et al., 2019; Nikolaidis y Knechtle, 2018), factores metabólicos (Billat et al., 2020; Rapoport, 2010), el nivel de rendimiento (Hettinga et al., 2019; Nikolaidis, 2019; Nikolaidis y Knechtle, 2017; Oficial-Casado et al., 2020; Renfree y St Clair Gibson, 2013), la experiencia previa (Micklewright et al., 2010; Swain et al., 2020), el calzado (Rodrigo-Carranza et al., 2021), el comportamiento colectivo (Renfree et al., 2015) o las características de la carrera (Oficial-Casado et al., 2020). Aunque se ha prestado más atención a varios factores como el sexo o el nivel de rendimiento, otros como las características individuales de la carrera necesitan una mayor investigación (Oficial-Casado et al., 2020).

En relación con las características individuales de la carrera, Haney y Mercer (2011) analizaron los maratones de Las Vegas y San Diego sin observar diferencias entre ellos en cuanto a la distribución del esfuerzo. Ambas carreras tenían perfiles de desnivel similar y sugirieron que diferencias más grandes en esta característica podrían tener un mayor efecto sobre la distribución del esfuerzo (Haney y Mercer, 2011). Un estudio reciente evaluó cuatro maratones (Valencia, Chicago, Londres y Tokio) observando diferencias en sus características de ritmo (por ejemplo, la diferencia en la velocidad relativa entre la primera y la segunda

mitad de la carrera), y el desnivel y la temperatura ambiental fueron sugeridos como posibles factores causantes (Oficial-Casado et al., 2020). Aunque el perfil de distribución del esfuerzo podría ser diferente en función de cada carrera, es importante investigar si este perfil es consistente en las distintas ediciones de las carreras. Por ejemplo, un perfil de distribución del esfuerzo consistente en las carreras permitiría a los corredores analizar las características de la carrera antes de la competición y planificar la estrategia de distribución del esfuerzo durante la carrera, y permitiría a los organizadores analizar el perfil de distribución del esfuerzo para tomar decisiones sobre la organización de la carrera (dónde empezar y terminar, circuito de la carrera, dinámica de salida, etc.).

El objetivo de este estudio, por lo tanto, fue analizar la consistencia del perfil de distribución del esfuerzo en tres ediciones consecutivas de tres competiciones de maratón. Se partió de la hipótesis de que la consistencia del perfil de distribución del esfuerzo sería alta, ya que en las carreras analizadas no se habían producido cambios en el recorrido, y que cualquier reducción de la consistencia se observaría si las condiciones ambientales diferían entre ediciones.

4.2. Material y métodos

Diseño del estudio

Una posibilidad para llevar a cabo este estudio era medir la reproducibilidad a partir de los datos de corredores de diferentes categorías que participaron en tres ediciones del mismo maratón. Sin embargo, este tipo de diseño tiene importantes limitaciones, como la dificultad de conseguir una muestra suficiente en varios maratones diferentes y el hecho de que no se puede garantizar que el rendimiento de los corredores sea el mismo durante tres años. Por este motivo, se decidió estudiar la consistencia utilizando tres técnicas estadísticas diferentes a partir de una amplia base de datos: estudio de correlación intraclase (CCI), análisis de diferencias mediante ANOVA e inteligencia artificial (IA).

Este artículo es la continuación de una publicación anterior (Oficial-Casado et al., 2020). En esta última publicación, la base de datos se basó en una única edición de cuatro maratones para evaluar si se observaban diferentes perfiles de distribución del esfuerzo. El

análisis de estos datos evocó una nueva cuestión sobre la evaluación de la consistencia de los maratones. Por lo tanto, en el presente estudio, se evaluaron tres ediciones diferentes de tres maratones.

Base de datos

El estudio fue aprobado por el Comité Ético de Investigación en Seres Humanos de la Universidad de Valencia (ref. H1544598666277), siguió la normativa europea pertinente en materia de protección de datos y está en conformidad con la Declaración de Helsinki. Se utilizó una aplicación automática de web scraping desarrollada en MATLAB (Mathworks Inc., Natick, EE.UU.). Esta aplicación fue diseñada para obtener los tiempos de los corredores en diferentes puntos kilométricos de una maratón: 5, 10, 15, 21, 25, 30, 35, 40 y 42,2 km. Todos los datos se obtuvieron y analizaron de forma anónima a partir de los sitios web oficiales y públicos de tres ediciones (2017, 2018 y 2019) y tres pruebas de maratón: Maratón de Chicago (Estados Unidos; <https://chicago-history.r.mikatiming.com/2019>), Maratón de Londres (Reino Unido; <https://www.tcslondonmarathon.com/results/race-results>), y Maratón de Tokio (Japón; <https://www.marathon.tokyo/en/about/past>). Se seleccionaron estos maratones porque eran carreras con etiqueta oro de la Federación Internacional de Atletismo (World Athletics), con un número importante de participantes y sin alteración de su recorrido en las tres últimas ediciones. Los criterios de inclusión fueron disponer de datos completos de tiempos parciales registrados en el sitio web y finalizar la maratón en menos de 6 h. A partir de la base de datos obtenida, se identificaron valores atípicos mediante la intersección de diferentes métodos de detección de valores atípicos definidos por el paquete «OutlierDetection» en RStudio (versión 1.2.5033) y se eliminaron de la base de datos. El tamaño de la muestra de la base de datos total fue, por tanto, de 282.808 corredores. La Tabla 4.1 muestra las características de las pruebas analizadas.

Tabla 4.1. Características de las maratones analizadas. ^{*1} Las condiciones ambientales de Tokio fueron obtenidas de la página web oficial de la prueba, mientras que las de Londres y Chicago de la página web <https://www.timeanddate.com>. ^{*2} La ganancia y pérdida de elevación fueron obtenidas de un corredor que realizó todas las maratones (Garmin 920XT, Garmin Ltd, EEUU).

Carrera	Chicago			Londres			Tokio		
Edición (año)	2017	2018	2019	2017	2018	2019	2017	2018	2019
Fecha (día/mes)	8-oct	7-oct	13-oct	23-abr	22-abr	28-abr	26-feb	25-feb	3-mar
Número de participantes analizados	36.792	38.619	39.503	33.522	32.127	35.870	18.756	26.564	21.055
Temperatura ambiental media (°C) ^{*1}	23	16	11	12	22	12	12	6	5
Humedad Ambiental media (%) ^{*1}	74	89	60	65	75	69	31	45	76
Ganancia de elevación (m) ^{*2}		11			37			22	
Pérdida de elevación (m) ^{*2}		21			60			48	

Análisis de datos

Los participantes se clasificaron según su tiempo final en la maratón (categoría de tiempo) (Tabla 4.2).

Tabla 4.2. Distribución de los corredores analizados en función de su categoría de tiempo de finalización de la prueba (sub-2:30 (< 2:30 h), sub-3:00 (entre 2:30 y 2:59 h), sub-3:30 (entre 3:00 y 3:29 h), sub-4:00 (entre 3:30 y 3:59 h), sub-4:30 (entre 4:00 y 4:29 h), sub-5:00 (entre 4:30 y 4:59 h), sub-5:30 (entre 5:00 y 5:29 h) y sub-6:00 (entre 5:29 y 5:59 h)).

Categoría de tiempo	Número de corredores
sub-2:30	812
sub-3:00	12.503
sub-3:30	32.308
sub-4:00	54.727
sub-4:30	56.229
sub-5:00	55.436
sub-5:30	41.306
sub-6:00	29.757

Se calcularon individualmente la velocidad media del maratón completo y la velocidad media de cada parcial. La velocidad relativa de cada parcial para cada corredor fue calculada como porcentaje de la velocidad media de toda la carrera. Se calcularon otras variables de ritmo (Nikolaidis y Knechtle, 2018; Oficial-Casado et al., 2020): Rango de ritmo (diferencia entre la velocidad relativa máxima y mínima obtenida en los parciales), DifHalf (diferencia de velocidad relativa entre la primera mitad del maratón y la segunda mitad) y Δ Velocidad relativa (diferencia de velocidad relativa entre el parcial del km 10 y 40).

Análisis estadístico

El análisis estadístico se realizó utilizando el software RStudio (versión 1.2.5033). Para evaluar la consistencia del perfil de ritmo de los diferentes maratones, se analizó el CCI, las diferencias entre ediciones mediante ANOVA y el método de inteligencia artificial. Se calculó el CCI del modelo, basado en una medición media, un acuerdo absoluto y un modelo de efectos aleatorios de 2 vías ("2,k") (Shrout y Fleiss, 1979), entre los tres años en cada una de las categorías de maratón y marca para la evolución de la velocidad relativa a lo largo de la carrera. Para poder comparar estos valores con las diferencias entre maratones, se realizó el mismo análisis CCI, pero entre maratones. También se calcularon los valores CCI entre los tres años para cada variable de ritmo: Rango de ritmo, DifMedia y Δ Velocidad relativa. Se utilizó la siguiente clasificación de valores de CCI (Weir, 2005): valores de 1,00 a 0,81 (reproducibilidad excelente), de 0,80 a 0,61 (muy buena), de 0,60 a 0,41 (buena), de 0,40 a 0,21 (razonable) y de 0,20 a 0,00 (deficiente). Este tipo de modelo CCI fue utilizado considerando que los valores medios de cada edición fueron comparados y que ningún corredor participó en las tres ediciones.

Para analizar las diferencias entre las ediciones de maratón, se utilizaron pruebas paramétricas debido al gran tamaño de la muestra en todos los grupos evaluados (Blanca et al., 2017). Se aplicaron ANOVA de medidas repetidas, con un factor intra-sujeto (ritmo del parcial) y un factor inter-sujeto (edición), para la velocidad relativa de cada maratón y para la categoría de tiempo del corredor. Se aplicaron la prueba post-hoc de Bonferroni y los tamaños del efecto de Cohen (ES) (Cohen, 1988) para las comparaciones por pares. Se realizaron ANOVA de una vía para evaluar las diferencias entre las ediciones de maratón utilizando

variables de perfil de ritmo (Rango de ritmo, DifMedia y Δ Velocidad relativa). El nivel de significancia fue situado en $p < 0,05$ y $ES > 0,8$ (tamaño del efecto grande) para comprobar que no hubiera superposición de puntuaciones medias superiores al 47% (Cohen, 1988). Los datos fueron mostrados como media $\pm$ desviación estándar (SD) en las figuras con el 95% de intervalo de confianza de las diferencias (IC95%) en el texto.

Si los maratones presentan una consistencia entre ediciones pero difieren de otros maratones, la IA podría identificar el maratón evaluando los datos del perfil de ritmo. Por lo tanto, se construyó una estructura de red de tipo “*feedforward*” de una red neuronal artificial (ANN) (Figura 4.1) con 2 capas ocultas, conteniendo 40 neuronas en cada capa. La función de transferencia utilizada en la primera capa fue la tansigmoidal y en la segunda softmax. El aprendizaje se realizó por propagación inversa con regularización bayesiana. Los datos incluidos en la ANN como entradas fueron la velocidad media en cada parcial, la categoría de tiempo del corredor y las tres variables de perfil de ritmo evaluadas. La red de datos se dividió aleatoriamente en proporciones del 70% para el entrenamiento y del 30% para el testeo. El rendimiento del entrenamiento se demostró mediante el valor del error cuadrático medio, que alcanzó su valor mínimo de 0,132 después de 604 ciclos. El análisis de la ANN se realizó utilizando Matlab (versión 2020b, The Math Works Inc., Natick, MA, EE.UU.).

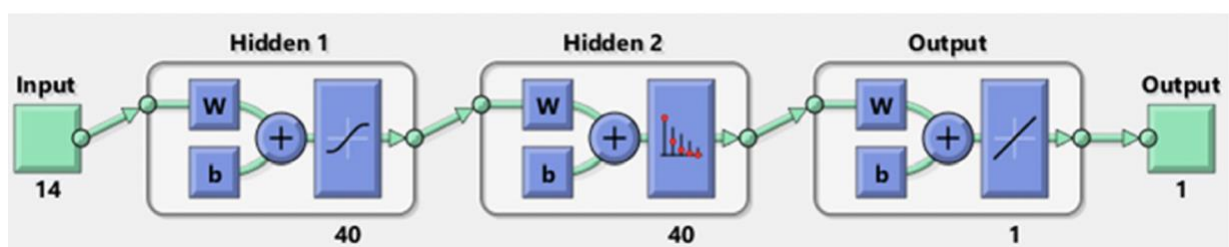


Figura 4.1. Red neuronal artificial (ANN). Fuente: Elaboración propia.

4.3. Resultados

El CCI de la velocidad relativa en los diferentes parciales, teniendo en cuenta la categoría de los corredores, fue excelente entre las tres ediciones (CCI > 0,93) (Figura 4.2). La edición de Chicago de 2018 mostró una mayor velocidad relativa para los corredores sub-2:30 en la primera media maratón respecto a las otras dos ediciones (vs. 2017 IC95% [1,0; 2,3%] $p < 0,001$ y ES = 0,8; vs. 2019 IC95% [1,3; 2,3%] $p < 0,001$ y ES = 0,9), menor velocidad relativa en el final de la prueba respecto a la edición de 2017 en corredores sub-2:30 (IC95% [-3,7; -7,5%] $p < 0,001$ y ES = 0,9), y menor velocidad relativa en el final de la prueba respecto a la edición 2019 para corredores sub-4:00 (IC95% [-0,7, -1,1%] $p < 0,001$ y ES = 0,8). En general, la edición de Londres 2018 mostró la mayor velocidad relativa en la primera media maratón respecto a las otras dos ediciones para corredores desde sub 2:30 (p. ej.: km 21,1: vs. 2017 IC95% [3,0; 4,7%] $p < 0,001$ y ES = 2,4; vs. 2019 IC95% [3,8; 5,4%] $p < 0,001$ y ES = 2,8) hasta sub-4:00 (p. ej.: km 5: vs 2017 IC95% [4,9; 5,3%] $p < 0,001$ y ES = 0,9; vs. 2019 IC95% [4,3; 4,7%] $p < 0,001$ y ES = 0,8), y justo en el inicio de la prueba comparado con la edición 2017 para sub-4:30 (IC95% [4,5; 5,0%] $p < 0,001$ y ES = 0,8) y corredores sub-5:00 (IC95% 5,5; 6,0%] $p < 0,001$ y ES = 0,8). Las diferentes ediciones de Tokio no difirieron en ninguna categoría de tiempo de corredores ni parciales ($p > 0,05$ y ES = 0,8) y no se encontraron diferencias entre las ediciones 2017 y 2019 de las pruebas analizadas ($p > 0,05$ y ES > 0,8).

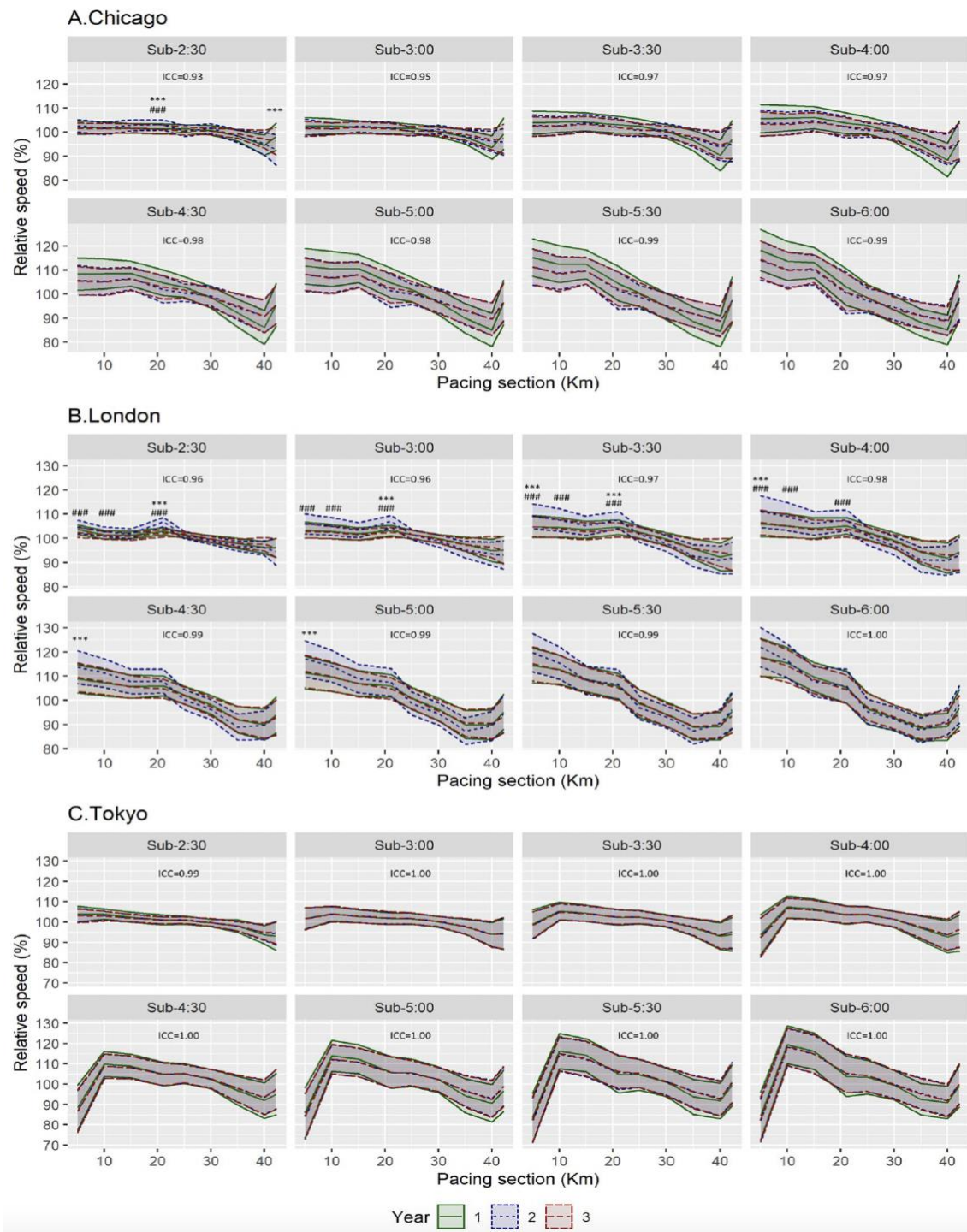


Figura 4.2. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales analizados en las diferentes ediciones. El Coeficiente de Correlación intraclass (CCI) entre ediciones se muestra para cada maratón y categoría de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre ediciones se representan utilizando símbolos (***) $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre 2017 y 2018; ### $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre 2018 y 2019; no se observaron diferencias entre las ediciones 2017 y 2019). Fuente: Elaboración propia.

La Figura 4.3 muestra las diferencias y los valores de CCI entre las tres maratones independientemente de la edición. La figura ejemplifica cómo los valores de CCI fueron menores comparando diferentes maratones (CCI 0,75 – 0,97), especialmente para las categorías de tiempo más lentas, que respecto a las diferentes ediciones de la misma maratón (Figura 36; CCI 0,93 – 1,00).

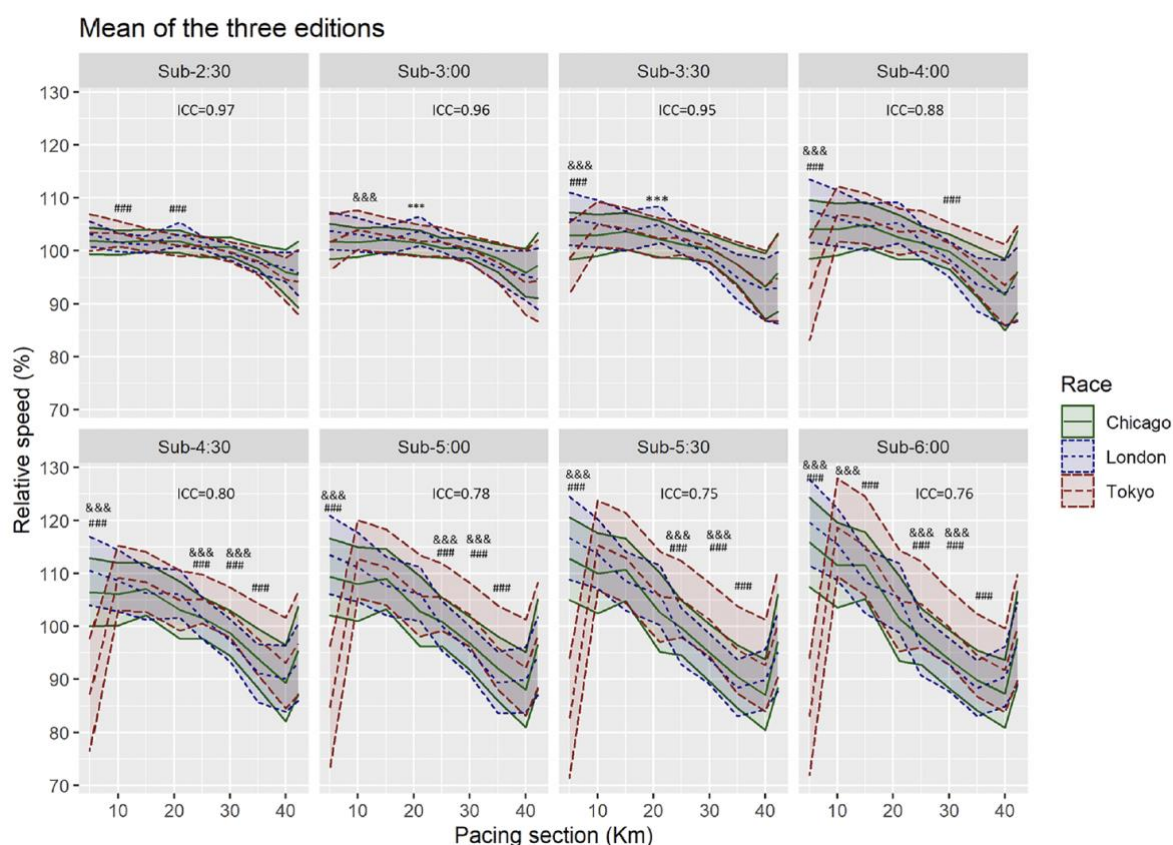


Figura 4.3. Media $\pm$ SD de la velocidad relativa (porcentaje de velocidad media final de la prueba) de los diferentes parciales analizados de las diferentes pruebas. El Coeficiente de Correlación intraclass (CCI) entre pruebas se muestra para cada categoría de tiempo de corredores. Las diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre pruebas se representan utilizando símbolos (***) $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre Chicago y Londres; &&& $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre Chicago y Tokio; ### $p < 0,001$ y $ES > 0,8$ entre Londres y Tokio). Fuente: Elaboración propia.

Además, las variables de ritmo mostraron excelentes coeficientes CCI entre ediciones (Figura 4.4; CCI $> 0,87$) y no presentaron ninguna diferencia entre las distintas ediciones ($p > 0,005$ y $ES < 0,8$).

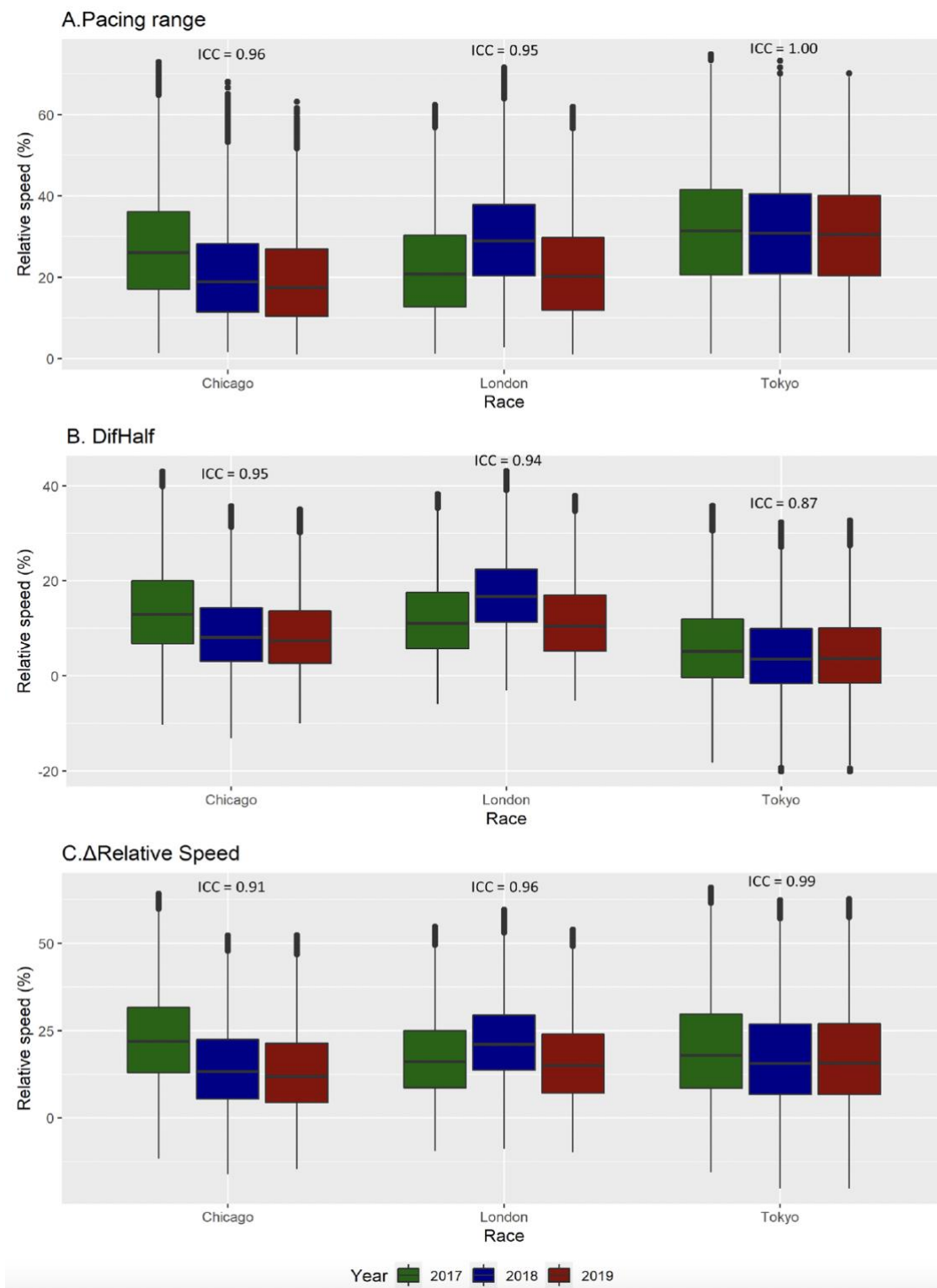


Figura 4.4. Diagrama de cajas de la variación de ritmo (A), DifMedia (B) y Δ Velocidad relativa de las maratones analizadas. Se muestra el Coeficiente de Correlación intraclass (CCI) entre ediciones de cada maratón. No se observaron diferencias ($p < 0,05$ y $ES > 0,8$) entre ediciones. Fuente: Elaboración propia.

La estructura ANN consiguió un 86,8% de precisión. Los valores detallados de sensibilidad y especificidad para cada maratón son presentados en una matriz de confusión (Figura 4.5), donde se observa que la mayoría de falsos positivos y negativos fueron menor del 7% de los casos, y el 87, 80, y 98% de los corredores fueron correctamente clasificados en las pruebas de Chicago, Londres y Tokio, respectivamente.

Output Class	Chicago	28900 34.1%	3717 4.4%	556 0.7%	87.1% 12.9%
	London	5254 6.2%	26609 31.4%	1254 1.5%	80.3% 19.7%
	Tokyo	321 0.4%	129 0.2%	18102 21.3%	97.6% 2.4%
		83.8% 16.2%	87.4% 12.6%	90.9% 9.1%	86.8% 13.2%
		Chicago	London	Tokyo	
		Target Class			

Figura 4.5. Matriz de confusión del conjunto de datos. Fuente: Elaboración propia.

4.4. Discusión

El objetivo de este estudio fue analizar la consistencia del perfil de distribución del esfuerzo de tres ediciones consecutivas de tres pruebas de maratón. Los resultados principales, a pesar de los coeficientes CCI de la velocidad relativa en los diferentes parciales, teniendo en cuenta la categoría de tiempo de los corredores, fueron excelentes, observando algunas diferencias entre ediciones en algunos parciales de las maratones de Londres y Chicago. La edición de Chicago 2018 fue donde se observó la mayor velocidad relativa en la primera media maratón y menor velocidad relativa al final de la prueba para la categoría de

tiempo de corredores sub-2:30, y también menor velocidad relativa al final de la prueba en la categoría de tiempo de corredores sub-4:00. La edición de Londres 2018 mostró mayor velocidad relativa en la primera media maratón respecto a las otras dos ediciones en las categorías de tiempo de corredores desde sub-2:30 hasta sub-4:00. Las variables de distribución del esfuerzo mostraron coeficientes CCI excelentes sin diferencias entre ediciones. Finalmente, la IA mostró una precisión del 86,8% al clasificar los datos de corredores en las tres pruebas, sugiriendo una consistencia entre ediciones con diferencias identificables entre pruebas.

Los entrenadores están empezando a analizar la distribución del esfuerzo específica de una prueba para planificar la estrategia de competición. De manera similar, para las organizaciones de carreras, analizar el perfil de distribución del esfuerzo permitiría tomar decisiones logísticas. No obstante, para conocer si este análisis es válido, es necesario valorar si las pruebas son consistentes entre ediciones. Hasta donde sabemos, éste es el primer estudio que analiza la consistencia de la variación de la distribución del esfuerzo en función del rendimiento de diferentes ediciones de maratones. Nuestros resultados muestran una excelente consistencia de las distintas ediciones, entendiendo esta interpretación basada en los excelentes valores de CCI de la velocidad relativa en los diferentes parciales. También excelentes valores de CCI de las variables de ritmo analizadas pueden definir el perfil de distribución del esfuerzo de la prueba, también por la buena precisión observada a través del modelo de IA utilizado. Este resultado tiene una importante aplicación práctica ya que confirma que analizar el perfil de distribución del esfuerzo específico de una prueba puede ser de utilidad para diferentes propósitos. En primer lugar, su utilidad para corredores y entrenadores que busquen planificar una estrategia de distribución del esfuerzo de la prueba acorde a sus demandas en función de su nivel de rendimiento. Un perfil de distribución del esfuerzo negativo y uniforme a lo largo de la prueba han sido sugeridos como las mejores estrategias en una maratón (Casado et al., 2021; Díaz et al., 2018, 2019; Hettinga et al., 2019; Oficial-Casado et al., 2020; Swain et al., 2020). No obstante, también se ha observado que un perfil de distribución del esfuerzo positivo puede ser una buena estrategia para conseguir el mejor rendimiento en pruebas con un perfil de desnivel particular (Santos-Lozano et al., 2014). El hecho de que el perfil de distribución del esfuerzo de la prueba sea consistente significa que un corredor puede analizar el perfil de distribución del esfuerzo de una edición

anterior de una prueba específica y tenerlo en cuenta en su estrategia de carrera (Oficial-Casado et al., 2020), dado que parece una consecuencia del rendimiento probablemente por diferentes interacciones de los factores limitantes del rendimiento como el psicológico, fisiológico, metabólico y cardiovascular (Billat et al., 2020; Breen et al., 2018; Rapoport, 2010; Renfree et al., 2015; Swain et al., 2020). En segundo lugar, es de utilidad para organizadores que traten de evaluar cómo determinados cambios organizativos en la edición pueden afectar al perfil de distribución del esfuerzo de la prueba, si su objetivo es mejorar el mismo en búsqueda de facilitar un mejor rendimiento de los corredores. Un ejemplo de esto es cómo la mayoría de pruebas tratan de reducir la masificación en las salidas dado su efecto en la velocidad relativa de los parciales iniciales (Treiber, 2015). Los coeficientes CCI de las variables de distribución del esfuerzo fueron también excelentes, sugiriendo así que estas variables pueden ser utilizadas para caracterizar una maratón específica. Cada una de las tres variables analizadas proporciona información sobre las características de ritmo de la prueba. La DifMedia está relacionada con la facilidad de completar la prueba con un perfil determinado (positivo o negativo), lo cual es de interés para entrenadores y atletas de élite cuyo principal objetivo sea conseguir la mejor marca y posibles récords (Díaz et al., 2018, 2019). Además, el rango de ritmo está relacionado con la variabilidad y la Δ Velocidad relativa sirve para comparar el rendimiento inicial y final de la prueba (Oficial-Casado et al., 2020).

Los coeficientes CCI entre las tres pruebas fueron también analizados para comprender la interacción entre la categoría y el perfil de la prueba. No es sorprendente que los CCI fueran menores al evaluar las tres pruebas en conjunto. No obstante, se observó que, aún así, estos coeficientes pueden considerarse muy buenos ($CCI > 0,75$). Esto concuerda con los resultados de nuestro estudio previo (Oficial-Casado et al., 2020), donde observamos que, a pesar de que las características específicas de una maratón afectan a la distribución del esfuerzo, el efecto de la categoría de tiempo de los corredores es decisivo. Los corredores más rápidos muestran un perfil de distribución del esfuerzo mucho más homogéneo, y a medida que disminuye el rendimiento, los corredores muestran mayores diferencias de rendimiento a lo largo de la prueba, con una primera media maratón más rápida que la segunda, y por lo tanto un perfil de distribución del esfuerzo cada vez más positivo (Hettinga et al., 2019; Oficial-Casado et al., 2020; Swain et al., 2020).

Respecto a las diferencias observadas entre ediciones en determinadas categorías de tiempo y parciales, sólo podemos especular en que la razón se encuentre en el tipo de estudio llevado a cabo. En el caso de la Maratón de Chicago, las diferencias observadas se produjeron en dos categorías de tiempo (sub-2:30 y sub-4:00) y parciales concretos (km 20 y 40). Podemos por lo tanto hipotetizar que estas diferencias se deban a comportamientos colectivos (Renfree et al., 2015) y corredores concretos de la edición 2018. No obstante, Londres presentó mayores diferencias entre la edición 2018 y las otras dos, y esto se observa en más categorías. La información disponible en la página web de la prueba muestra que el recorrido fue el mismo en las tres ediciones, y no hubieron cambios logísticos relacionados con la organización. No obstante, una razón que puede explicar estas diferencias es la alta temperatura ambiental en la edición 2018 (Tabla 4.1), con exactamente 10°C de diferencia respecto a las otras dos ediciones. Este incremento de temperatura puede explicar las mayores velocidades relativas en los primeros parciales de la prueba (Spitz et al., 2014; Trubee et al., 2014). Futuros estudios pueden investigar el efecto de las condiciones ambientales en la regulación del ritmo en un entorno controlado de laboratorio para, a continuación, poder extrapolarlo a condiciones reales de esfuerzo.

Finalmente, el modelo de IA fue capaz de identificar la prueba con una precisión del 86,8% basándose sólo en los datos de distribución del esfuerzo. Estos resultados confirman que existe una distribución del esfuerzo específica de cada prueba que es consistente entre ediciones, aunque puede mostrar algunas diferencias en situaciones puntuales como las anteriormente comentadas.

La mayor limitación de este estudio es el hecho de que la reproducibilidad no fue analizada en un entorno controlado de laboratorio, lo cual podría proporcionar más control sobre factores que pueden afectar a la distribución del esfuerzo. Claramente, no obstante, este tipo de estudio en laboratorio tendría importantes limitaciones como una baja validez ecológica y un tamaño muestral muy reducido, en contraste con los aspectos positivos del presente estudio, en el cual se analizaron datos de 282.808 corredores con resultados estadísticamente robustos. Suponemos que estos resultados son extrapolables a otras maratones con etiqueta oro sin cambios en su recorrido. No obstante, la consistencia puede ser diferente en maratones sin esta certificación (relacionada con la calidad organizativa), o

con pequeñas modificaciones organizativas, de recorrido o con una baja participación, lo cual anima a futura investigación al respecto. Finalmente, como los datos fueron recopilados de forma anónima, datos como la edad o el sexo no fueron analizados.

En conclusión, a pesar de que se encontraron algunas diferencias en algunas ediciones, categorías de tiempo de corredores y parciales de las tres pruebas analizadas, los resultados sugieren una excelente consistencia en la distribución del esfuerzo de las distintas ediciones. Por lo tanto, el estudio de la distribución del esfuerzo de una determinada maratón puede ser de utilidad para corredores, entrenadores y organizadores a la hora de planificar la prueba y mejorar su organización.

Accesibilidad a los datos

Los conjuntos de datos generados y analizados en este estudio están disponibles en un repositorio de Mendeley (doi: <https://data.mendeley.com/datasets/xvfvk2zvhw/1>).

ESTUDIO 3: Ecuación de predicción del rendimiento en maratón



5. ESTUDIO 3: Ecuación de predicción del rendimiento para la Maratón de Valencia



Oficial-Casado, F., Pérez-Soriano, P. y Priego-Quesada, J. I. (2024). Ecuación de predicción del rendimiento para la Maratón de Valencia a través de la marca y la distribución del esfuerzo en media maratón.

Resumen

La predicción de la marca en pruebas de larga duración como la maratón siempre ha suscitado especial interés, dada la complejidad que supone la interacción de los diferentes limitantes del rendimiento. El objetivo del estudio fue calcular un modelo de regresión lineal simple con datos como la marca en media maratón, la categoría de edad, el sexo y el rango de ritmo (diferencia entre la máxima y mínima velocidad relativa de la media maratón) para predecir la marca en maratón a través de los datos de las clasificaciones de las ediciones 2022 y 2023 de la Media Maratón y Maratón de Valencia. Un total de 8.261 corredores, que realizaron ambas pruebas el mismo año y corrieron la media maratón más rápido que la maratón, fueron incluidos en el estudio. Se obtuvieron tres modelos de regresión lineal: un primer modelo sólo con la marca en media maratón y el sexo, un segundo modelo añadiendo a éstas la categoría de edad, y un último modelo añadiendo a las anteriores el rango de ritmo. A continuación, se seleccionó el modelo más preciso y sencillo y se comparó su funcionamiento respecto al de un modelo contrastado por la literatura como el VDOT. La introducción de la variable rango de ritmo no mejoró la predicción del modelo, obteniendo una varianza explicada del 85% y un error medio absoluto del 5,9%. La precisión general del modelo obtenido fue similar a la del sistema VDOT, pero los modelos se comportaron de manera diferente en función del nivel de rendimiento de los corredores. Estos resultados permiten a entrenadores y corredores establecer ritmos de entrenamiento específicos para trabajar la estrategia de distribución del esfuerzo de competición.

Palabras clave: *carrera a pie; marca maratón; Valencia Ciudad del Running, entrenamiento; durabilidad.*

Puntos clave

- La distribución del esfuerzo en media maratón no mejoró la predicción del modelo de regresión con la marca en media maratón.
- Se consiguió un modelo que explicó el 85% de la varianza con un error medio absoluto del 5,9% tan sólo con la marca en media maratón y el sexo.
- Al comparar el modelo obtenido con el VDOT, se observó la influencia del sesgo de los modelos debido a su origen: el modelo VDOT funcionó mejor con corredores más rápidos, mientras que el Modelo 1 se comportó mejor en las categorías de corredores más masificadas (sub-4:00 a sub-5:30 h).

5.1. Introducción

La participación de atletas populares en pruebas de resistencia como la maratón, ha aumentado de forma exponencial en los últimos años (Vitti et al., 2020). El objetivo de muchos de estos corredores es obtener la mejor marca posible, y aunque existe una robusta evidencia acerca de los principales factores fisiológicos determinantes del rendimiento en maratón (Jones et al., 2021; Joyner et al., 2020), la distribución del esfuerzo ha cobrado recientemente un papel importante en el rendimiento, tanto de atletas de élite como en populares (Billat et al., 2020; Oficial-Casado et al., 2020; Smyth et al., 2022; Smyth y Muniz-Pumares, 2020). A pesar de que un perfil de ritmo negativo (realizar la segunda mitad de la prueba a una mayor velocidad relativa que la primera mitad) y uniforme, parecen ser las mejores estrategias para obtener el mejor rendimiento en pruebas de fondo (Casado et al., 2021; Díaz et al., 2018), a medida que disminuye el nivel de los corredores, el ritmo es más heterogéneo, perdiendo más tiempo en la segunda mitad de la prueba (Oficial-Casado et al., 2022; Smyth, 2021). Esto provoca que corredores populares de un mismo nivel de rendimiento en distancias inferiores, se vean más afectados por esta variable a medida que aumenta la distancia y con ello el tiempo de esfuerzo (Maunder et al., 2021; Nikolaidis et al., 2019).

Por otro lado, numerosos trabajos de investigación han estado enfocados en la predicción del rendimiento de la maratón basándose en datos demográficos o de otras pruebas de menor distancia (Keogh et al., 2019). En este sentido, una de las fórmulas más populares de predicción del rendimiento de carrera en pruebas de fondo es la de Riegel (Riegel, 1981), la cual tiene en cuenta las marcas en distancias inferiores, el grupo de edad y el sexo. La validez de esta fórmula es buena para distancias hasta media maratón, pero mejorable en distancias más largas como la maratón (Vickers y Vertosick, 2016). Otro de los métodos de predicción del rendimiento de referencia en el ámbito de las carreras de fondo es el equivalente de $\dot{V}O_{2max}$ (VDOT) de Daniels (Daniels, 2022), el cual tiene en cuenta el $\dot{V}O_{2max}$, la % $\dot{V}O_{2max}$ sostenible y la EC junto con el rendimiento en diferentes distancias de carrera para asociar un valor determinado de VDOT y equiparar el rendimiento entre diferentes distancias. Además, recientemente se ha sugerido que incluir la distribución del esfuerzo y el efecto de la durabilidad podría mejorar la precisión de las ecuaciones de

predicción del rendimiento en pruebas de fondo como la maratón (Jones, 2023; Muñoz-Pérez et al., 2024).

Los objetivos de este trabajo fueron:

- Comprobar la relación entre la distribución del esfuerzo en maratón y media maratón.
- Proponer una ecuación de predicción del rendimiento para la Maratón de Valencia considerando la marca y la distribución del esfuerzo de la Media Maratón de Valencia, el grupo de edad y el sexo de los corredores/as.
- Comparar la precisión de la ecuación de predicción obtenida con otros modelos de predicción contrastados en la literatura como el VDOT de Daniels (2022).

La hipótesis de este estudio es que se puede predecir la marca en maratón con precisión a partir de una ecuación sencilla donde se considere el nivel de los corredores, la distribución del esfuerzo y la marca reciente de una media maratón.

5.2. Material y métodos

Diseño del estudio

Se trata de un estudio retrospectivo a partir de los resultados obtenidos en la Media Maratón (<https://www.valenciaciudaddelrunning.com/medio/ediciones-anteriores-medio-maraton>) y Maratón de Valencia (<https://www.valenciaciudaddelrunning.com/maraton/resultados-ficha>) durante las ediciones 2022 y 2023. La Media Maratón de Valencia se celebró seis semanas antes de la Maratón, formando parte del circuito de pruebas de la marca *Valencia Ciudad del Running*. Se seleccionó este método para tratar de cubrir las limitaciones planteadas por otros estudios como el de Keogh et al. (2019), seleccionando una amplia muestra de corredores de diferente sexo, categoría y nivel de rendimiento que corrieran ambas pruebas el mismo año para tratar de evitar grandes diferencias en el estado de forma de los corredores.

Base de datos

El estudio fue aprobado por el Comité de Ética de la Universidad de Valencia (ref. H1544598666277). Los resultados de las carreras anteriormente mencionadas fueron facilitados por la entidad organizadora a los autores. Las clasificaciones obtenían los siguientes datos de los corredores: nombre y apellidos, categoría de edad, sexo, parciales cada 5 km y marca final.

Se seleccionaron los corredores que realizaron ambas pruebas del mismo año ($n = 8.261$, de los cuales 3.817 corredores participaron en la edición de 2022 y 4.444 corredores en la de 2023). Además, se descartaron los corredores de los que faltaba algún parcial en la clasificación y los que corrieron la Media Maratón a un ritmo más lento que la Maratón, dejando la muestra seleccionable en un total de 7.663 casos.

Análisis de datos

Los participantes fueron categorizados por sexo, grupo de edad (senior, M-35, M-40, etc.) y marca en la maratón (sub-2:30, sub-3:00, sub-3:30h, etc.). La velocidad media de ambas pruebas y la velocidad media de cada parcial fueron calculadas individualmente para cada corredor. La velocidad relativa de cada parcial de cada corredor fue calculada como un porcentaje de la velocidad media de la prueba. La variable rango de ritmo fue calculada como la diferencia entre la velocidad relativa máxima y mínima de los parciales de la media maratón (Nikolaidis y Knechtle, 2018; Oficial-Casado et al., 2020).

Tratamiento estadístico

El análisis estadístico se realizó con el programa RStudio (versión 2024.12.1) y el límite de significancia se estableció para $p < 0,05$. En primer lugar, se analizaron las correlaciones entre las marcas de la media maratón y la maratón, el rango de ritmo de la media maratón y la marca en media maratón, y el rango de ritmo de la media maratón y la marca en maratón. A continuación, se analizaron las diferencias en el rango de ritmo entre los grupos de corredores clasificados por su tiempo obtenido en la maratón, para verificar que dicho rango

de ritmo, obtenido de los datos de la media maratón, estaba relacionado con su tiempo de finalización en la maratón. Posteriormente, se dividió la base de datos en dos, teniendo en cuenta el tiempo de finalización de la maratón, el sexo y el grupo de edad. Ambas divisiones consistieron en un 80% de los datos para calcular la ecuación de regresión, y un 20% para testear su error. Se realizaron tres regresiones lineales simples con el objetivo de predecir la marca en la maratón. En la primera (Modelo 1) se incluyeron la marca en la media maratón y el sexo. En la segunda ecuación (Modelo 2) se realizó lo mismo, incluyendo además la variable rango de ritmo. En el último modelo (Modelo 3) se añadió la variable grupo de edad a las ya incluidas en la segunda ecuación. Los modelos fueron ajustados eliminando las variables no significativas ($p > 0,05$). Tras esto, se seleccionó el mejor modelo en base a su sencillez (menor número de variables requeridas) y nivel de varianza explicada. La varianza explicada por cada variable predictiva en los modelos, se calculó dividiendo el coeficiente estandarizado de la variable predictiva entre la suma de todos los coeficientes estandarizados del modelo, multiplicado por la suma de la varianza explicada (R^2) del modelo.

A continuación, se aplicó un valor de VDOT a cada corredor en base a su marca en media maratón y se aplicaron ambas ecuaciones a la base de datos de testeo, para predecir la marca en maratón y compararla con la marca real, obteniendo el porcentaje de error absoluto entre ambas. Se realizó un análisis ANOVA de tres factores para observar las diferencias entre los modelos, la categoría de tiempo y el efecto del modelo en las diferentes categorías. Se aplicó la prueba post-hoc de Bonferroni y se calcularon los tamaños del efecto de Cohen (ES) (pequeño (0,2), medio (0,5) y grande (0,8)) (Cohen, 1988) para las comparaciones por pares de los errores de ambos modelos y las diferentes categorías. Para evaluar la concordancia y la consistencia de los diferentes modelos en las diferentes categorías de tiempo de la maratón, se calculó el CCI basado en un modelo de efectos aleatorios de 2 vías ("2,1") (Shrout y Fleiss, 1979), entre la marca estimada por los modelos en las categorías de tiempo de la maratón y la marca real. Se utilizó la siguiente clasificación de valores de CCI (Weir, 2005): valores de 1,00 a 0,81 (reproducibilidad excelente), de 0,80 a 0,61 (muy buena), de 0,60 a 0,41 (buena), de 0,40 a 0,21 (razonable) y de 0,20 a 0,00 (deficiente).

5.3. Resultados

Relación de la marca en media maratón y la marca en maratón

La marca en la Media Maratón de Valencia mostró una correlación positiva ($p < 0,001$) fuerte ($r = 0,92$) con la marca en la Maratón de Valencia (Figura 5.1). Por otra parte, también se observaron correlaciones positivas ($p < 0,001$) moderadas entre el rango de ritmo de la Media Maratón de Valencia y las marcas en la Media Maratón ($r = 0,39$) y Maratón de Valencia ($r = 0,39$).

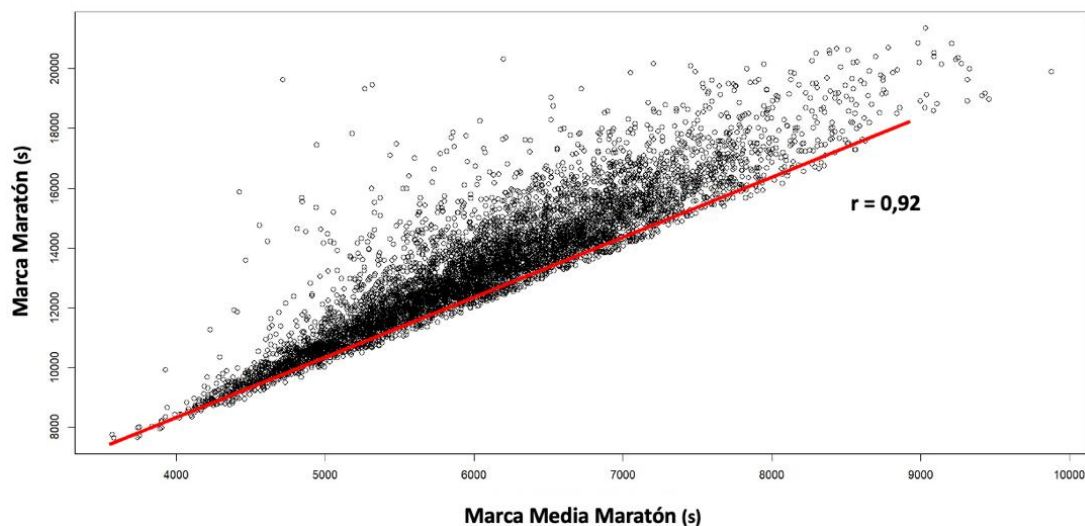


Figura 5.1. Correlación lineal simple entre las marcas de la Media Maratón y Maratón de Valencia 2022 y 2023.
Fuente: Elaboración propia.

Relación del rango de ritmo de la media maratón y el rendimiento en maratón

El rango de ritmo de la media maratón fue mayor según se avanzó en la categoría de tiempo de finalización de la maratón (Figura 5.2), siendo la categoría sub-2:30 menor que todas las categorías a partir de la sub-3:30 ($p < 0,01$), la categoría sub-3:00 menor que todas las categorías a partir de la sub-4:00 ($p < 0,01$), la sub-3:30 menor que todas las categorías a partir de la sub-4:30 ($p < 0,01$), y así sucesivamente.

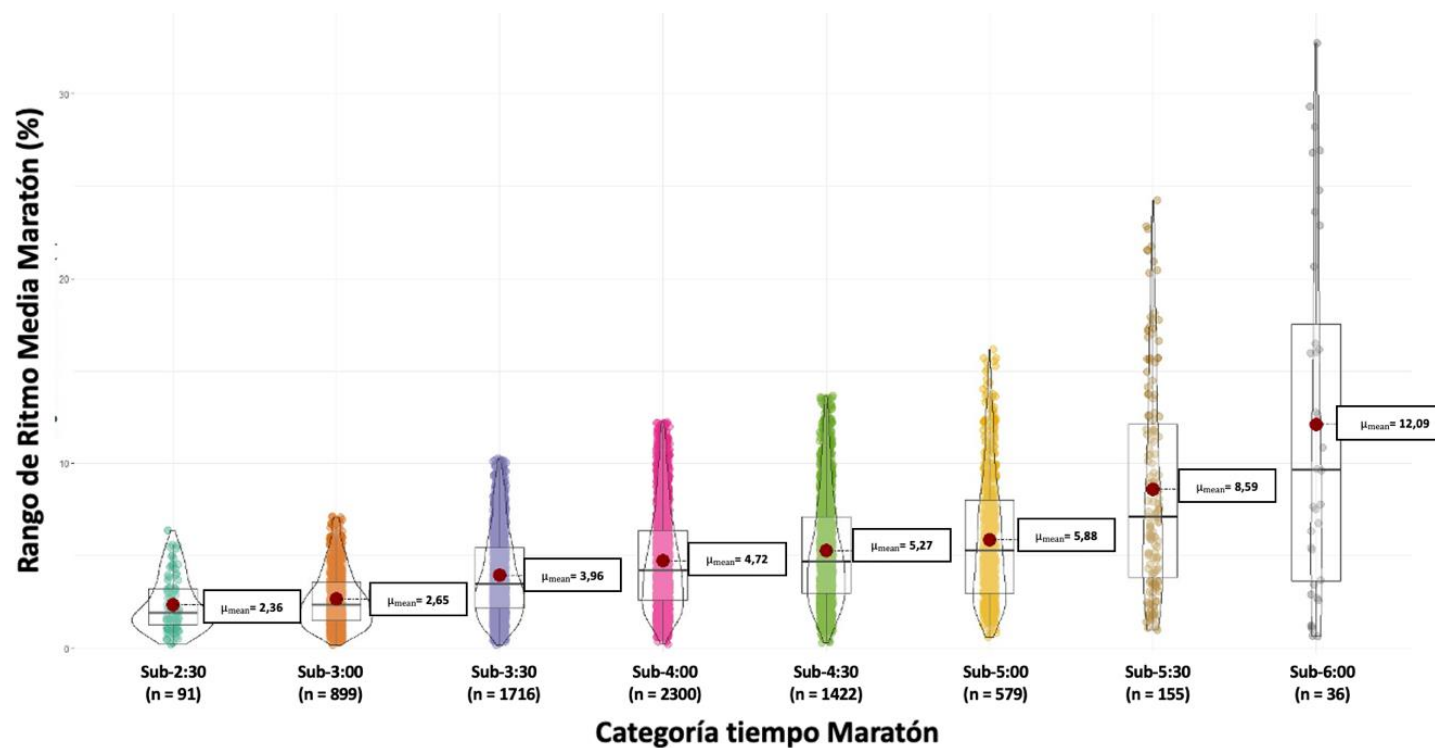


Figura 5.2. Rango de ritmo (diferencia entre la velocidad relativa máxima y mínima de los parciales de la media maratón) de los corredores clasificados por su tiempo de finalización de la maratón. Fuente: Elaboración propia.

Modelos de regresión obtenidos

La varianza explicada obtenida de los tres modelos planteados fue similar ($R^2 = 0,85$) (Tabla 5.1), a pesar de que tanto en el Modelo 2 como en el Modelo 3 el rango de ritmo de la Media Maratón aportó diferencias significativas ($p < 0,001$). En el Modelo 3, también se observaron algunas diferencias significativas al considerar el grupo de edad en determinadas categorías (Sub-20 ($p < 0,001$), Sub-23 ($p < 0,01$) y Senior ($p < 0,001$)) (Tabla 5.1). El CCI promedio de los Modelos 1 y 2 fue excelente (CCI = 0,92). Los coeficientes CCI en las diferentes categorías de tiempo fueron consistentes en ambos modelos: reproducibilidad muy buena en sub-3:00 y sub-3:30 (0,70 y 0,60 respectivamente en ambos), buena en sub-4:00 (0,47 y 0,46 respectivamente), razonable en la categoría sub-4:30h (0,35 en ambos), y deficiente en las categorías más lentas (CCI Modelo 1 y 2 sub-5:00, sub-5:30 y sub-6:00 = 0,02 – 0,08). En base a su sencillez (menor número de variables requeridas) y efectividad, se escogió el Modelo 1 para los siguientes análisis.

Tabla 5.1. Sumario de los modelos de regresión obtenidos. Categorización de grupos de edad acorde al reglamento de la World Athletics y la RFEA (disponible en página web de la prueba: <https://www.valenciaciudaddelrunning.com/maraton/reglamento-42k-2024/#seccion4>): Sub-20: 18 y 19 años; Sub-23: 20, 21 y 22 años; Senior: 23-34 años; M-35: 35-39 años; M-40: 40-44 años; M-45: 45-49 años; M-50: 50-54 años; M-55: 55-59 años; M-60: 60-64 años; M65: 65-69 años; M70: 70-74 años.

Modelo	Calidad del modelo	Variables predictoras	Coefficientes	IC95%		Varianza explicada por el predictor (%)
Modelo 1	R ² = 0,85	Intercepto	-701,85	-883,06	-520,64	-
		Marca Media Maratón VLC (s)***	2,28	2,25	2,3	80
		Sexo (Masculino)***	329,59	264,01	395,16	5
Modelo 2	R ² = 0,85	Intercepto	-622,97	-808,06	-437,88	-
		Marca Media Maratón VLC (s)***	2,25	2,22	2,28	79
		Sexo (Masculino)***	313,25	247,26	379,23	4
		Rango de ritmo Media Maratón VLC***	16,12	8,19	24,06	2
Modelo 3	R ² = 0,85	Intercepto	-738,97	-933,84	-544,11	-
		Marca Media Maratón VLC (s)***	2,27	2,24	2,3	76
		Sexo (Masculino)***	339,7	273,39	406,02	4
		Rango de ritmo Media Maratón VLC***	14,07	6,14	22	2
		Sub-20***	1194,23	506,61	1881,85	
		Sub-23**	380,44	108,78	652,1	
		Senior***	200,61	122,44	278,77	
		M-35	-46,93	-121,98	28,12	
		M-40	-34,52	-110,04	41	
		M-45	-29,18	-111,23	52,87	3
		M-50	38,45	-68,2	145,1	
		M-55	16,8	-140,2	173,79	
		M-60	49,33	-212,1	310,77	
		M-65	-268,03	-738,22	202,16	
		M-70	1119,96	-560,67	2600,58	

*** p < 0,001; ** p < 0,01; * p < 0,05.

La ecuación de predicción de la marca en maratón obtenida del Modelo 1 fue la siguiente:

Ecuación 5.1. Cálculo de la marca en la Maratón de Valencia.

$$\text{Marca (hombres) en Maratón de VLC (s)} = -701,85 + 2,28 * \text{Marca en Media Maratón VLC (s)} + 329,59$$

$$\text{Marca (mujeres) en Maratón de VLC (s)} = -701,85 + 2,28 * \text{Marca en Media Maratón VLC (s)}$$

Comparación del Modelo 1 con el sistema VDOT

Tras considerar los resultados de varianza explicada (0,85 en los tres) y CCI de los tres modelos de regresión (0,92 en los tres), se comparó el Modelo 1 con el sistema VDOT. El CCI promedio del sistema VDOT también fue excelente (CCI = 0,83). Los resultados del análisis ANOVA mostraron diferencias ($p = 0,02$) entre las predicciones de ambos modelos y entre las predicciones de cada modelo en las diferentes categorías de tiempo ($p = 0,037$).

El Modelo 1 obtuvo un MAE promedio del 5,67%, mientras que el del VDOT fue del 7,92%. El MAE de los modelos mostró diferencias en todas las categorías de tiempo con tamaños del efecto de moderado a grande (sub-2:30, $p < 0,0001$ y ES 2,12; sub-3:00, $p < 0,0001$ y ES 0,81; sub-4:00, $p < 0,0001$ y ES 0,49; sub-4:30, $p < 0,0001$ y ES 0,61; sub-5:00, $p < 0,0001$ y ES 0,81; y sub-5:30, $p < 0,05$ y ES= 0,6), excepto en las categorías sub-3:30 y sub-6:00 (Tabla 5.2).

Tabla 5.2. Medias del error medio absoluto (MAE) (%) $\pm$ SD del Modelo 1 y el VDOT en las diferentes categorías de tiempo de la maratón. Intervalo de confianza al 95% (IC95%), valores *p* con el ajuste de Bonferroni y tamaño del efecto (ES) de las diferencias. Destacado en negrita las diferencias *p* < 0,05.

Categoría de Tiempo	Modelo 1				VDOT				Diferencias	
	MAE (%)	IC 95%		SD $\pm$ (%)	MAE (%)	IC 95%		SD $\pm$ (%)	p	ES
		Inferior	Superior			Inferior	Superior			
Sub-2:30	4,06	3,10	5,02	1,73	1,11	0,54	1,69	1,04	< 0,0001	2,12
Sub-3:00	3,79	3,46	4,12	2,17	2,22	1,97	2,47	1,63	< 0,0001	0,82
Sub-3:30	3,85	3,55	4,15	2,85	3,90	3,56	4,24	3,24	0,83	-
Sub-4:00	4,10	3,79	4,41	3,25	5,96	5,54	6,38	4,42	< 0,0001	0,49
Sub-4:30	4,76	4,29	5,23	4,03	7,61	6,99	8,23	5,31	< 0,0001	0,61
Sub-5:00	5,56	4,38	6,74	5,68	10,43	9,10	11,77	6,41	< 0,0001	0,81
Sub-5:30	8,92	5,67	12,18	9,32	14,38	11,27	17,48	8,90	0,049	0,60
Sub-6:00	10,33	2,44	18,21	7,52	17,73	11,82	23,64	5,63	0,254	-

El Modelo 1 fue menos preciso que el VDOT en las categorías de tiempo de mayor nivel de rendimiento (sub-2:30 y sub-3:00), mientras que mejoró su precisión respecto al VDOT de manera progresiva a partir de la categoría sub-4:00 (Tabla 5.2) (Figura 5.3).

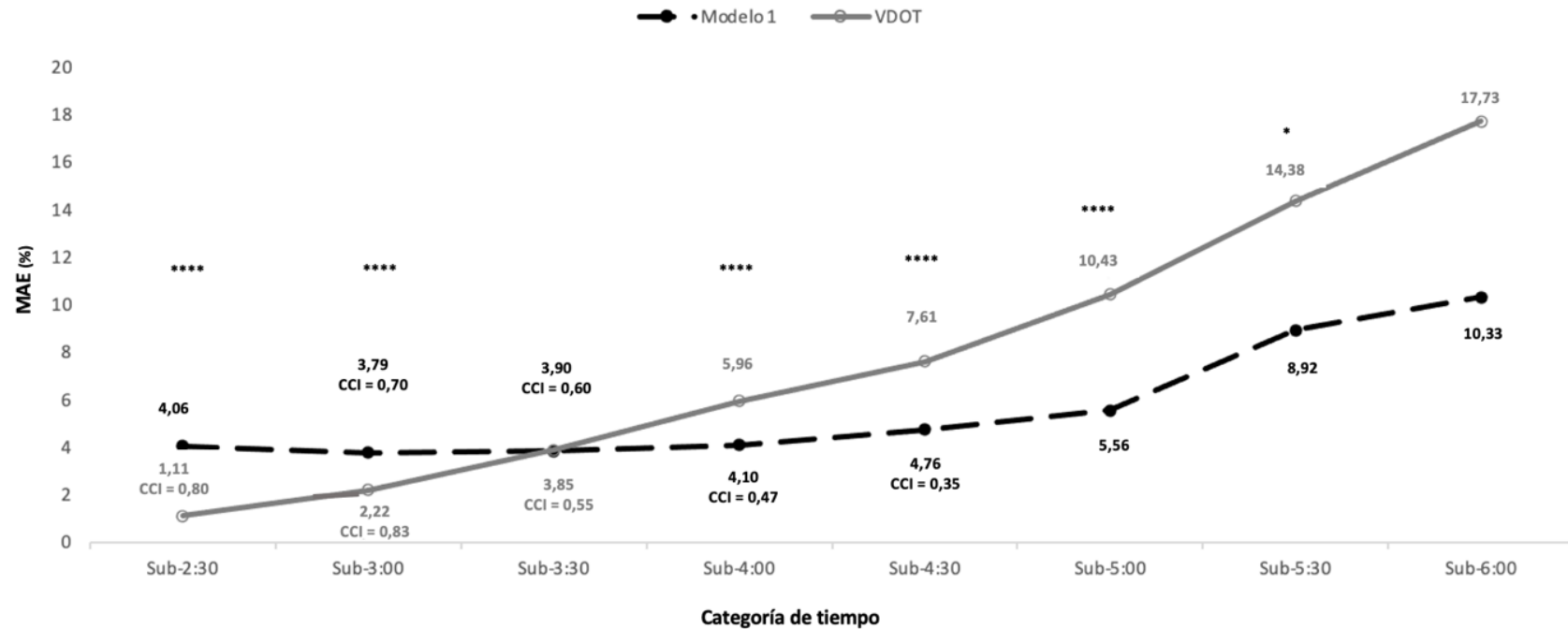


Figura 5.3. Evolución del error medio absoluto (MAE) (%) del Modelo 1 y del VDOT en función del rendimiento (categoría de tiempo) en la maratón. Para facilitar la comprensión, no se muestran las barras de error. Las diferencias de precisión (MAE) entre los modelos son indicadas con * ($p < 0,05$) y **** ($p < 0,0001$). Los CCI indicados de cada modelo corresponden a $CCI > 0,20$ y $p < 0,05$. En color gris, valores correspondientes al VDOT, y en negro valores del Modelo 1. Fuente: Elaboración propia.

Efecto de los modelos en las categorías de tiempo

Las diferencias por pares en la predicción del rendimiento de los modelos (Modelo 1 y VDOT) entre las categorías de tiempo de la maratón se muestran en la Tabla 5.3. El Modelo 1 únicamente presentó diferencias entre las categorías de tiempo sub-3:00 y sub-4:30 ($p = 0,024$ y $ES = -0,31$), y entre sub-3:30 y sub-4:30 ($p = 0,038$ y $ES = -0,27$). La precisión del VDOT fue diferente entre todas las categorías con tamaños del efecto moderado y grandes, excepto entre sub-4:00 y sub-6:00 ($p = 0,101$), sub-4:30 y sub-6:00 ($p = 0,187$), sub-5:00 y sub-5:30 ($p = 0,624$), sub-5:00 y sub-6:00 ($p = 0,647$), y entre sub-5:30 y sub-6:00 ($p = 1$).

Tabla 5.3. Diferencias de precisión entre las categorías de tiempo de la maratón de las predicciones del Modelo 1 y el VDOT. Valores *p* con el ajuste de Bonferroni y tamaño del efecto (ES) de las diferencias. Destacado en negrita las diferencias $p < 0,05$.

Categoría de Tiempo		Modelo 1		VDOT	
		p	ES	p	ES
Sub-2:30 (n = 15)	Sub-3:00	1	-	0,035	0,83
	Sub-3:30	1	-	< 0,0001	1,30
	Sub-4:00	1	-	< 0,0001	1,78
	Sub-4:30	1	-	< 0,0001	2,05
	Sub-5:00	1	-	< 0,0001	2,50
	Sub-5:30	0,16	-	< 0,0001	2,67
	Sub-6:00	1	-	0,02	4,99
Sub-3:00 (n = 169)	Sub-3:30	1	-	< 0,0001	0,69
	Sub-4:00	1	-	< 0,0001	1,24
	Sub-4:30	0,024	-0,31	< 0,0001	1,55
	Sub-5:00	0,141	-	< 0,0001	2,04
	Sub-5:30	0,084	-	< 0,0001	2,31
	Sub-6:00	1	-	0,03	4,27
Sub-3:30 (n = 348)	Sub-4:00	1	-	< 0,0001	0,54
	Sub-4:30	0,038	-0,27	< 0,0001	0,87
	Sub-5:00	0,181	-	< 0,0001	1,35
	Sub-5:30	0,093	-	< 0,0001	1,73
	Sub-6:00	1	-	0,05	3,12
Sub-4:00 (n = 436)	Sub-4:30	0,568	-	< 0,001	0,34
	Sub-5:00	0,549	-	< 0,0001	0,83
	Sub-5:30	0,14	-	< 0,001	1,26
	Sub-6:00	1	-	0,101	-
Sub-4:30 (n = 286)	Sub-5:00	1	-	< 0,01	0,48
	Sub-5:30	0,403	-	< 0,01	0,95
	Sub-6:00	1	-	0,187	-
Sub-5:00 (n = 91)	Sub-5:30	1	-	0,624	-
	Sub-6:00	1	-	0,647	-
Sub-5:30 (n = 34)	Sub-6:00 (n = 6)	1	-	1	-

5.4. Discusión

En la literatura existen multitud de estudios con ecuaciones de predicción del rendimiento en maratón con mucha heterogeneidad de variables, en función de las características de los atletas y su rendimiento (Alvero-Cruz et al., 2020; Keogh et al., 2019; Muñoz-Pérez et al., 2024), lo cual puede dificultar su implementación (Keogh et al., 2019; Vandewalle, 2018). El objetivo principal de este estudio fue obtener una predicción de la marca en maratón a través de una ecuación que incluyera datos de fácil acceso para todos los corredores, tales como el grupo de edad, la marca en media maratón, el sexo y la variable rango de ritmo de la media maratón. Los resultados muestran cómo, con sólo la marca en media maratón y el sexo, se consiguió explicar el 85% de la varianza del rendimiento en maratón, con un CCI excelente ($CCI = 0,92$) y un MAE del 5,67% en una muestra grande y heterogénea. Estos resultados son positivos teniendo en cuenta la heterogeneidad de los valores obtenidos por diferentes ecuaciones de otros estudios en las que además incorporaron otras variables de más difícil acceso obtenidas a través pruebas de laboratorio, test de campo y datos de entrenamiento (Alvero-Cruz et al., 2020; Keogh et al., 2019). En otros estudios predictivos con grandes BD, la varianza explicada fue similar a la de los modelos planteados en este estudio, tanto aplicando un modelo de CP (Smyth et al., 2022; Smyth y Muniz-Pumares, 2020), como IA (Lerebourg et al., 2022) o un modelo de regresión lineal simple de características similares al de este estudio (Muñoz-Pérez et al., 2024).

Al añadir la distribución del esfuerzo a través de la variable rango de ritmo en los Modelos 2 y 3, la varianza explicada no aumentó respecto al Modelo 1, y el ICC se comportó de manera consistente en ambos modelos. A pesar de que, como en otros estudios (Nikolaidis et al., 2019; Ristanović et al., 2023), se observó que la distribución del esfuerzo tiene un efecto significativo en el rendimiento de media maratón, es posible que la variable marca en media maratón por sí misma ya refleje suficientemente el efecto de la distribución del esfuerzo en el rendimiento. A este respecto, los resultados de este estudio van en línea con los de Muñoz-Pérez et al. (2024), donde el rendimiento en media maratón explicó gran parte de la varianza del modelo de regresión para predecir el rendimiento en maratón, y la introducción de variables que reflejaban la distribución del esfuerzo en maratón y el comportamiento grupal de los corredores apenas mejoró la predicción de los modelos. De manera similar, al tener en

cuenta el desacople entre carga interna y externa, Smyth et al. (2022) observaron que, aunque esta variable mejoraba significativamente la predicción del modelo, la mayor parte del rendimiento en maratón era explicado por la CS de los corredores. Además, la mayoría de nuestra muestra completó la media maratón por debajo de las 2 h, lo cual puede que no sea un tiempo de esfuerzo suficiente para observar cambios significativos en la durabilidad de los corredores (Clark et al., 2018). Por lo tanto, puede que extrapolar el efecto de la durabilidad a duraciones de esfuerzo como una maratón a partir de un esfuerzo inferior a 2 h, no refleje la resiliencia de los corredores (Jones, 2023).

El rendimiento en base al grupo de edad sólo fue diferente en los grupos menores de 34 años, probablemente porque la mayor parte de los corredores más rápidos (< 2h 30min) están comprendidos en esa franja de edad. Diferentes estudios coinciden en que el máximo rendimiento disminuye, o se ve afectado, aproximadamente a partir de la franja entre los 35 y 40 años (Reusser et al., 2021; Smyth y Muniz-Pumares, 2020; Zavorsky et al., 2017), sin embargo, especialmente al analizar corredores populares, los resultados de otros trabajos también encontraron interacciones triviales entre la edad y el rendimiento (Muñoz-Pérez et al., 2024; Nikolaidis y Knechtle, 2017). Teniendo en cuenta que gran parte de nuestra muestra se basó en corredores populares con marcas superiores a las 3 h, y que gran parte de la muestra está alejada de los mejores rendimientos de su grupo de edad, es posible que en estos niveles de rendimiento la edad no sea un factor tan limitante, y otros factores como la experiencia previa y la carga de entrenamiento sean más determinantes (Reusser et al., 2021; Smyth, 2021; Vickers y Vertosick, 2016).

Al comparar el Modelo 1 y el VDOT, ambos modelos mostraron una excelente concordancia entre las marcas estimadas y las marcas reales ($CCI > 0,8$). No obstante, la precisión de los modelos se comportó de manera diferente en función del nivel de rendimiento de los corredores: el sistema VDOT fue más preciso en las categorías más rápidas (sub-2:30 y sub-3:30), mientras que el Modelo 1 fue más estable en su precisión a lo largo de las diferentes categorías y mejoró respecto al VDOT a partir de sub-4:00 (y en resto de categorías más lentas). Algo similar ocurrió en otros estudios que compararon grupos de corredores de diferente nivel con el sistema VDOT (Scudamore et al., 2017). Se sugiere que esta diferencia en la dinámica de los modelos puede deberse al sesgo debido al origen de los

modelos. El VDOT está basado en una PL fundamentada en corredores entrenados de mayor nivel de rendimiento, mientras que el Modelo 1 se basa especialmente en el comportamiento de las categorías más masificadas (entre sub-3:30 y sub-5:00). A pesar de que el Modelo 1 se ajusta mejor en las categorías más masificadas, los resultados muestran cómo la precisión disminuye especialmente a partir de la categoría sub-4:30, donde el rendimiento es más heterogéneo, posiblemente por el efecto de la mayor variabilidad en la intensidad relativa y, consecuentemente, en la distribución del esfuerzo (Billat et al., 2019; Smyth, 2021; Smyth et al., 2022; Smyth y Muniz-Pumares, 2020). En este sentido, se recomienda que, en la elección de un modelo predictivo u otro, se tenga en cuenta la parsimonia del modelo (Keogh et al., 2019; Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017) y el perfil del atleta (García-Manso et al., 2012; Mulligan et al., 2018). Cuando se dispone de la marca en diferentes pruebas de duraciones similares a la que se quiere predecir, generalmente los modelos basados en PL se comportan mejor (Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017). Sin embargo, en pruebas largas como la maratón es difícil disponer de rendimientos similares y próximos a la prueba objetivo, y a su vez, en estos casos el hecho de disponer de una predicción para establecer la estrategia de distribución del esfuerzo cobra mayor importancia (Coquart, 2023). En este sentido, modelos de fácil implementación como el que propone este estudio pueden resultar realmente interesantes.

Si bien, cabe destacar la diferencia entre modelos asociativos o explicativos, y modelos verdaderamente predictivos (Shmueli, 2010). Actualmente, hay suficiente evidencia que apoya la teoría de los modelos complejos de regulación teleológica de la distribución del esfuerzo que abordan esta variable como causa y efecto del rendimiento deportivo (Lambert et al., 2005; Renfree y Casado, 2018; Tucker y Noakes, 2009). Sin embargo, en la literatura existe cierta controversia en cuanto al enfoque de los modelos predictivos del rendimiento en pruebas de larga duración como la maratón, puesto que se presentan modelos asociativos o explicativos como modelos predictivos, tratando variables como la distribución del esfuerzo como mecanismo causal, y no como una consecuencia del rendimiento. A pesar de conocerse las relaciones de la distribución del esfuerzo con el rendimiento en la maratón, la precisión de los diferentes modelos predictivos publicados es diversa (Alvero-Cruz et al., 2020; Keogh et al., 2019), y se vuelve menos precisa y más compleja a medida que aumenta la duración del esfuerzo (Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017). Todavía se desconocen los verdaderos

mecanismos de la variabilidad inter-individual en la capacidad de resiliencia de los corredores (Jones, 2023; Jones y Kirby, 2025), y en este sentido, se sugiere la introducción de variables o test que puedan reflejar la resiliencia de los corredores para mejorar los modelos predictivos (Jones y Kirby, 2025). Además, en futuros estudios sería interesante valorar la predicción del rendimiento en maratón a través de test específicos de mayor duración o carga (teniendo en cuenta la relación entre duración e intensidad) que puedan reflejar mejor la durabilidad individual de los corredores y cuyos resultados sean fácilmente aplicables en un modelo predictivo.

Estos resultados son interesantes para que corredores y entrenadores puedan trabajar el ritmo específico de prueba semanas antes de la maratón. No obstante, es importante tener en cuenta que la ecuación proporcionada es específica para la Maratón de Valencia, y puede no ser aplicable a otras pruebas de diferentes características (Oficial-Casado et al., 2020). En este sentido, sería conveniente explorar el comportamiento de este modelo predictivo en otras pruebas de características similares.

Además, aunque este modelo requiere la marca de la Media Maratón de Valencia para su implementación, los corredores interesados en utilizarlo, y que no realicen específicamente esta prueba, podrían incluir una media maratón de características similares en su preparación, ya que se trata de una distancia común en la fase de entrenamiento específica de la maratón.

En conclusión, se obtuvo una ecuación de predicción del rendimiento sencilla, precisa y válida en una muestra grande y heterogénea de corredores. La introducción de las variables rango de ritmo de la media maratón y el grupo de edad en el modelo de regresión no mejoraron la predicción de la marca en la maratón. El comportamiento del modelo obtenido fue consistente con el del sistema VDOT, aunque en determinados niveles de rendimiento su precisión fue diferente, por lo que se recomienda a los corredores escoger el modelo que más se ajuste a sus características individuales.

DISCUSIÓN GENERAL



6. DISCUSIÓN GENERAL

Tal y como se desarrolló en el marco teórico de esta tesis doctoral, la predicción del rendimiento en las diferentes pruebas de carrera a pie ha sido foco de estudio desde inicios del siglo pasado. Para ello, y como se viene haciendo antes de plantear cualquier plan de entrenamiento, el primer paso fue la descripción o modelización del rendimiento, tal y como hicieron y sugirieron pioneros como Kennelly (1906) y Hill (1925), con el fin de establecer las demandas de cada esfuerzo en función de su duración y poder abordarlas a través del entrenamiento. La predicción del rendimiento forma parte de esta descripción y modelización del esfuerzo, puesto que de esta manera se puede establecer la relación P-T y su distribución del esfuerzo en la prueba objetivo.

Actualmente, la maratón es una de las pruebas atléticas más populares (Vitti et al., 2020), donde participan desde atletas de élite hasta miles de corredores/as populares con rendimientos y perfiles muy heterogéneos. Si la predicción del rendimiento en maratón de por sí ya es más compleja y menos precisa que en otras pruebas de menor duración (Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017), este hito se complica cuando se trata de buscar una forma sencilla, accesible y con un buen nivel de precisión para una muestra heterogénea. Con este propósito, y atendiendo a las demandas de la literatura sobre la necesidad de establecer una forma más sencilla y universal de predecir el rendimiento (Keogh et al., 2019), se plantearon los objetivos e hipótesis de esta tesis doctoral. Para ello, se siguió, a través de los tres estudios que forman parte de este documento, el hilo conductor que se muestra en la Figura 6.1.

Estudio 1: Descripción de la distribución del esfuerzo en maratón

En el primer estudio de esta tesis doctoral, se confirmó con una gran BD ($n = 91.493$) y en cuatro maratones diferentes la influencia de la distribución del esfuerzo en el rendimiento de la prueba, obteniendo una varianza explicada por esta variable del 19%. En la literatura ya se habían observado las diferencias en la distribución del esfuerzo en base al nivel de los corredores populares (Nikolaidis y Knechtle, 2017; Santos-Lozano et al., 2014; Smyth y Muniz-

Pumares, 2020) y élite (Billat et al., 2020; Díaz et al., 2019), pero en este estudio se contrastó con datos de cuatro pruebas diferentes, aportando un enfoque ecológico y robustez estadística a estos resultados. Se confirmó que los mejores rendimientos en maratón en corredores/as de mayor nivel (sub-2:30), se consiguen corriendo con un perfil de ritmo negativo (Díaz et al., 2018; Hettinga et al., 2019), y que los corredores más rápidos fueron los que mostraron una menor variabilidad en la distribución del esfuerzo, así como una mejor capacidad de resistir el ritmo en la parte final de la prueba (Ely et al., 2007; Hettinga et al., 2019; Renfree y Gibson, 2013; Swain et al., 2020).

Por otro lado, este estudio permitió analizar la influencia de las características de la prueba en la distribución del esfuerzo de los/as corredores. Los resultados no mostraron diferencias entre los corredores más rápidos (sub-2:30) de las diferentes pruebas, sin embargo, las diferencias entre las pruebas aumentaron con el aumento de la categoría de tiempo. El desnivel de determinados parciales, como el inicio con ligero descenso de la maratón de Londres, propició cambios en la distribución del esfuerzo respecto a otras pruebas. También se pudo observar, como en otros estudios (Ely et al., 2007; Trubee et al., 2014), el efecto de las condiciones ambientales (temperatura y humedad) en la distribución del esfuerzo. Los corredores de menor nivel de rendimiento fueron más sensibles a las características de la prueba. Para aquellos corredores que buscan mejorar su marca, pruebas como la Maratón de Valencia, donde se observaron los valores más bajos de variación del ritmo, son propicias para conseguir este objetivo de rendimiento. En base a los resultados de nuestro estudio, se puede confirmar que la temperatura, la orografía, el diseño del recorrido (p. ej.: amplias y largas rectas) y aspectos organizativos como la dinámica de las salidas influyen en la distribución del esfuerzo de los corredores, y, por lo tanto, en su rendimiento.

El carácter ecológico de este tipo de estudios implica una serie de limitaciones propias del trabajo con grandes BD que deben tenerse en cuenta al extrapolar los resultados a situaciones individuales. Como en cualquier prueba de fondo en ruta, las condiciones no fueron controladas y puede que estos perfiles de distribución del esfuerzo puedan verse afectados por variables inherentes a las pruebas de fondo en ruta al aire libre, como factores ambientales y comportamientos grupales. Precisamente con el objetivo de responder a parte de estas limitaciones, se realizó el segundo estudio de esta tesis doctoral.

Estudio 2: Consistencia del perfil de ritmo en diferentes maratones

El objetivo de este estudio fue analizar la consistencia de la distribución del esfuerzo en diferentes pruebas y ediciones, para así tratar de confirmar los resultados del primer estudio. Para ello se analizó la distribución del esfuerzo de tres ediciones consecutivas de tres grandes maratones (Chicago, Londres y Tokio). Como aspectos novedosos respecto a estudios anteriores, se pueden destacar el hecho de analizar diferentes ediciones consecutivas de diferentes maratones, y la aplicación de la IA para detectar perfiles de distribución del esfuerzo característicos de las pruebas y del nivel de rendimiento de los corredores.

Los resultados de este estudio permitieron confirmar que existe una excelente consistencia de las distintas ediciones, entendiendo esta interpretación basada en los excelentes valores de CCI de la velocidad relativa en los diferentes parciales. La buena precisión del modelo de IA utilizado, y los excelentes valores de CCI de las variables de ritmo analizadas, confirmaron el perfil de distribución del esfuerzo específico de las pruebas. Estos resultados tienen diferentes aplicaciones prácticas: en primer lugar, permiten a corredores y entrenadores planificar su estrategia de distribución del esfuerzo en función de su nivel de rendimiento y de las características de la prueba; y, en segundo lugar, son de utilidad para organizadores que traten de evaluar cómo determinados cambios organizativos en la edición pueden afectar al perfil de ritmo de la prueba, si su objetivo es mejorar el mismo en búsqueda de facilitar un mejor rendimiento de los corredores.

Además, los resultados de este estudio permiten confirmar que, a pesar de la influencia de las características de la prueba en la distribución del esfuerzo, el efecto del nivel de los corredores es decisivo. Estos resultados corroboraron los obtenidos en el Estudio 1 y otros trabajo previos (Hettinga et al., 2019; Swain et al., 2020).

Al igual que en el estudio anterior, el trabajo con grandes BD permite modelizar el rendimiento de grupos que, a pesar de considerarse del mismo nivel de rendimiento, son más heterogéneos cuanto menor es el nivel de los corredores, por lo cual se sugiere tener precaución al extrapolar estos resultados a rendimientos individuales o a la caracterización de otras maratones. Sin embargo, estas pautas pueden ser de especial utilidad para corredores

nóveles o con poca experiencia en pruebas de larga duración como la maratón (Keogh et al., 2019; Smyth, Lawlor, et al., 2022).

Los resultados de este segundo estudio, junto con la evidencia al respecto de la distribución del esfuerzo en maratón, motivaron el tercer estudio de esta tesis doctoral.

Estudio 3: Ecuación de predicción del rendimiento en maratón

En este tercer estudio, principalmente se buscó reflejar el efecto de la distribución del esfuerzo en el rendimiento de maratón a través de una ecuación predictiva sencilla, precisa y válida para una gran muestra de corredores. Para ello, tal y como plantearon otros estudios (Coquart, 2023; Lerebourg et al., 2022), se buscó una prueba de menor distancia cercana a la maratón. La organización de la Maratón de Valencia, apostó por el modelo del camino al maratón con un calendario competitivo previo que incluye la Media Maratón de Valencia seis semanas antes de la maratón. Estudios previos analizaron la distribución del esfuerzo en la media maratón y observaron que la dinámica de la misma era similar a la de la maratón (Muñoz-Pérez et al., 2024; Nikolaidis et al., 2019), por ello, en este tercer estudio primeramente se comprobó la relación de esta distribución del esfuerzo entre ambas pruebas. Los resultados mostraron una correlación fuerte, lo cual llevó a pensar que a través de los datos de la media se podría reflejar la resiliencia (Jones, 2023) de los corredores en la maratón. Se trató de cuantificar la distribución del esfuerzo a través de la variable rango de ritmo en los modelos de regresión, sin embargo, la varianza explicada respecto al modelo que sólo contempló el rendimiento en la media maratón no mejoró. Estos resultados fueron similares a los obtenidos por otros autores (Muñoz-Pérez et al., 2024), pero compatibles con la evidencia (Clark et al., 2018), teniendo en cuenta que es probable que para la mayoría de nuestra muestra, la media maratón no fuera un esfuerzo lo suficientemente largo como para observar efectos más significativos en la durabilidad o resiliencia de los corredores. De cualquier manera, en este caso se planteó la predicción como medio para mejorar la estrategia de distribución del esfuerzo de los corredores a través del entrenamiento previo a la maratón, especialmente de aquellos con menos experiencia, por lo tanto, se puede considerar que la precisión de la ecuación obtenida cumple ese propósito.

Al comparar la precisión de la ecuación obtenida en este estudio respecto a un sistema de PL contrastado por la literatura como el VDOT, en líneas generales, ambos modelos obtuvieron un CCI excelente. No obstante, en la comparación de los errores en función del nivel de rendimiento de los corredores, se observó el sesgo debido al origen de los modelos: el VDOT fue más preciso en corredores de mayor nivel, mientras que nuestro modelo funcionó mejor para las categorías de tiempo donde se concentró la mayor parte de la muestra (desde sub-4:00 a sub-5:30). La predicción del rendimiento de corredores de mayor nivel de rendimiento es más precisa tanto por el menor tiempo de esfuerzo para completar la distancia como por la capacidad y el nivel de entrenamiento de estos corredores (Lerebourg et al., 2022; Mulligan et al., 2018; Scudamore et al., 2017), que muestran un rendimiento más homogéneo durante la maratón (Muñoz-Pérez et al., 2020; Oficial-Casado et al., 2022). Por ello, se sugiere que la elección de un modelo predictivo u otro se debe tener en cuenta la parsimonia del modelo (Keogh et al., 2019; Vandewalle, 2018; Zinoubi et al., 2017) y el perfil del atleta (García-Manso et al., 2012; Mulligan et al., 2018).

Una vez más, el trabajo con grandes BD se caracterizó por ser ecológico y robusto, pero todavía existen limitaciones en la obtención de datos complementarios útiles que permitan mejorar la precisión y parsimonia de los modelos sin complicaciones que puedan dificultar su implementación. No obstante, sin duda la utilización de las nuevas tecnologías en el análisis y tratamiento de datos está mejorando la modelización de los esfuerzos tanto de corredores élite como, sobre todo, populares.

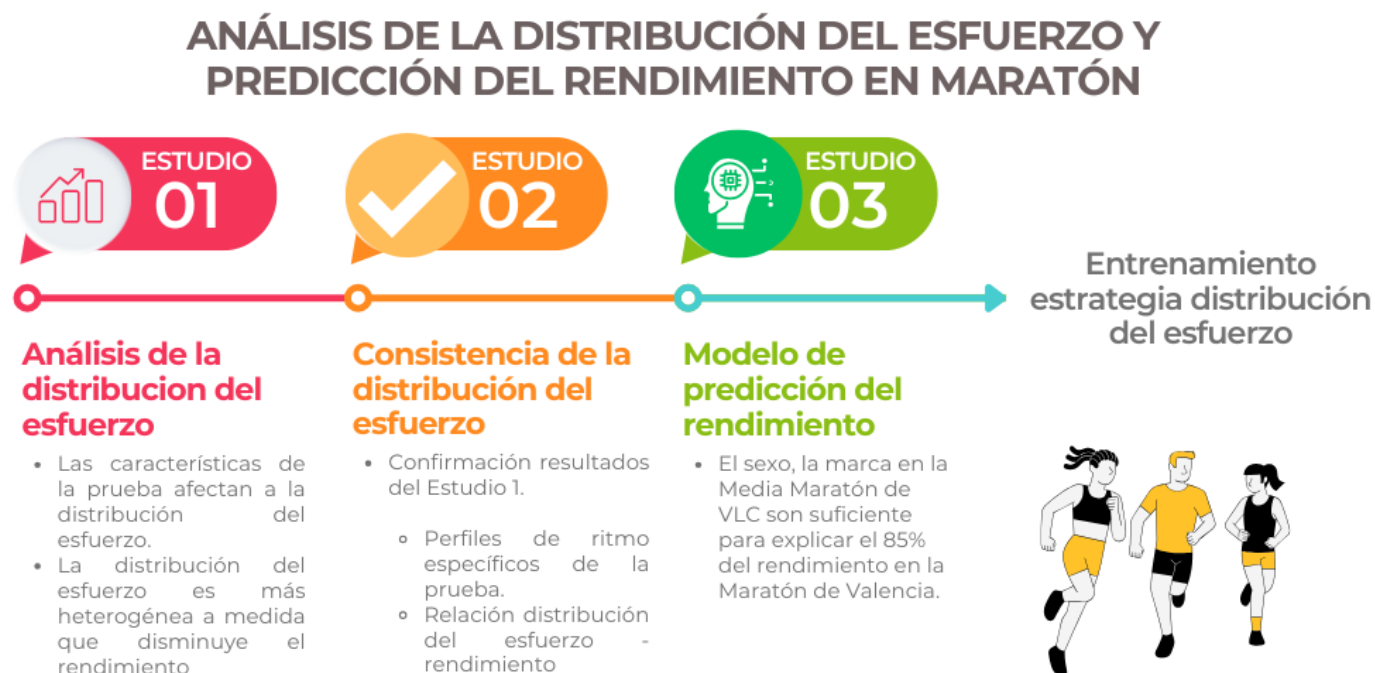


Figura 6.1. Guía esquemática de la tesis doctoral.

CONCLUSIONES



7. CONCLUSIONES GENERALES

A continuación, se presentan las conclusiones de esta tesis doctoral de acuerdo con la hipótesis y objetivos planteados.

- Las características de la prueba afectan a la distribución del ritmo, siendo mayor el efecto a medida que disminuye el rendimiento de los corredores.
- Existe una distribución del esfuerzo específica en función de las características de cada prueba consistente entre las distintas ediciones de la maratón de Chicago, Londres y Tokio.
- Se obtuvo una ecuación de predicción del rendimiento sencilla, precisa y válida para una gran muestra heterogénea de corredores únicamente con el sexo y la marca en media maratón. La introducción de las variables rango de ritmo de la media maratón y el grupo de edad en el modelo de regresión no mejoraron la predicción de la marca en la maratón.
- El comportamiento del modelo obtenido fue consistente con el del sistema VDOT, aunque en determinados niveles de rendimiento su precisión fue diferente. El modelo VDOT fue más preciso en las categorías de tiempo con corredores más rápidos, mientras que nuestro modelo mejoró la precisión respecto al VDOT en las categorías más masificadas (sub-4:00 hasta sub-5:30).
- Cuando el objetivo sea mejorar la precisión en la predicción del rendimiento en maratón de los corredores, se recomienda escoger el método de predicción en función de sus características individuales y de la disposición de datos complementarios de otras variables relacionadas con el rendimiento en maratón, como la experiencia previa y/o la carga de entrenamiento.

APLICACIONES PRÁCTICAS



8. APLICACIONES PRÁCTICAS

Los resultados de la presente tesis doctoral sugieren una serie de aplicaciones prácticas para corredores, entrenadores y organizaciones de maratones.

- Para corredores y entrenadores:
 - Conocer el perfil de distribución del esfuerzo en maratón específico del nivel de rendimiento de los corredores y de la prueba es de utilidad para poder plantear una estrategia de distribución del esfuerzo realista.
 - Realizar una media maratón semanas antes de la maratón permite disponer, de manera sencilla, de información suficiente para obtener una predicción precisa del rendimiento en maratón que permita trabajar los ritmos específicos de la prueba en la fase final de la preparación.
- Para organizaciones de maratones:
 - Conocer la distribución del esfuerzo específica de la prueba permite tomar decisiones logísticas como la localización y frecuencia de las salidas en función del nivel de rendimiento de los corredores. Así como decisiones relativas a cambios en el recorrido de la prueba.
 - Proveer a los corredores de pruebas preparatorias previas a la maratón, como una media maratón, facilita a los corredores disponer de información útil para mejorar el entrenamiento de la estrategia de distribución del esfuerzo en función de la predicción del rendimiento de la maratón. La ecuación de predicción específica de la prueba se puede implementar en la página web para facilitar su acceso, algo que puede resultar de especial interés para corredores populares con poca (o sin) experiencia en la distancia.

FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN



9. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Durante el desarrollo de esta tesis doctoral han ido surgiendo diferentes cuestiones e hipótesis por resolver en futuros estudios. Para tratar de resolver estas cuestiones en futuros trabajos que sigan esta línea de investigación, se propone:

- Valorar de manera más controlada el efecto de las características de la prueba tales como la elevación, las condiciones ambientales o el comportamiento colectivo de los corredores en la distribución del esfuerzo a través de variables fisiológicas como la temperatura interna y/o la FC, que permitan relacionar la carga interna y externa.
- Comprobar la consistencia de la distribución del esfuerzo en pruebas menos masificadas y de diferentes características analizando su relación con variables relacionadas con la organización y desarrollo de la prueba que puedan afectar a esta distribución del esfuerzo, como las dinámicas de grupo (Hanley, 2016; Muñoz-Pérez et al., 2024), el formato de salidas, la distribución del esfuerzo de los prácticos y/o el diseño del recorrido.
- Analizar el efecto de diferentes perfiles de distribución del esfuerzo en maratón (homogéneo, positivo, negativo y con micro-variaciones) en atletas del mismo nivel de rendimiento.
- Diseñar un test específico para cuantificar la capacidad de resiliencia de los corredores (Jones y Kirby, 2025) que pueda mejorar la predicción de su rendimiento en maratón, especialmente en corredores de menor nivel de rendimiento.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS



10. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

40 años de Maratón Valencia. (2024).
<https://www.valenciaciudadadelrunning.com/maraton/40-anos-de-maraton-valencia/>

A. V. Hill. (1925). *The Physiological Basis of Athletic Records* Author (s): A . V . Hill
 Source : *The Scientific Monthly* , Vol . 21 , No . 4 , (Oct . , 1925) , pp . 409-428 Published by :
 American Association for the Advancement of Science Stable URL : <http://www.jstor.org>.
 21(4), 409–428.

Alvero-Cruz, J. R., Carnero, E. A., García, M. A. G., Cárceles, F. A., Correas-Gómez, L., Rosemann, T., Nikolaidis, P. T., y Knechtle, B. (2020). Predictive performance models in long-distance runners: A narrative review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(21), 1–22. <https://doi.org/10.3390/ijerph17218289>

Andersen, J. J. (2019). *The State of Running*. <https://runrepeat.com/state-of-running>

Angus, S. (2013). Did recent world record marathon runners employ optimal pacing strategies? *Journal of Sports Sciences*, 32. <https://doi.org/10.1080/02640414.2013.803592>

Åstrand, P. O. (1976). Quantification of exercise capability and evaluation of physical capacity in man. *Progress in Cardiovascular Diseases*, 19(1), 51–67. [https://doi.org/10.1016/0033-0620\(76\)90008-6](https://doi.org/10.1016/0033-0620(76)90008-6)

Barandun, U., Knechtle, B., Knechtle, P., Klipstein, A., Rüst, C., Rosemann, T., y Lepers, R. (2012). Running speed during training and percent body fat predict race time in recreational male marathoners. *Open Access Journal of Sports Medicine*, 51. <https://doi.org/10.2147/oajsm.s33284>

Bassett, D. R., y Howley, E. T. (2000). Limiting factors for maximum oxygen uptake and determinants of endurance performance. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 32(1), 70–84.

Billat, L. V., Koralsztein, J. P., y Morton, R. H. (1999). Time in human endurance models: From empirical models to physiological models. *Sports Medicine*, 27(6), 359–379. <https://doi.org/10.2165/00007256-199927060-00002>

Billat, V., Carbillet, T., Correa, M., y Pycke, J. R. (2019). Detecting the marathon asymmetry with a statistical signature. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 515, 240–247. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.159>

Billat, V. L., Blondel, N., y Berthoin, S. (1999). Determination of the velocity associated with the longest time to exhaustion at maximal oxygen uptake. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 80(2), 159–161. <https://doi.org/10.1007/s004210050573>

Billat, V., Pycke, J. R., Vitiello, D., Palacin, F., y Correa, M. (2020). Race analysis of the world's best female and male marathon runners. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(4), 1–6. <https://doi.org/10.3390/ijerph17041177>

Billat, Véronique Louise, Palacin, F., Correa, M., y Pycke, J. R. (2020). Pacing Strategy Affects the Sub-Elite Marathoner's Cardiac Drift and Performance. *Frontiers in Psychology*, 10(February), 1–12. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.03026>

Bishop, D., Jenkins, D. G., y Howard, A. (1998). The critical power function is dependent on the duration of the predictive exercise tests chosen. *International Journal of Sports Medicine*, 19(2), 125–129. <https://doi.org/10.1055/s-2007-971894>

Blanca, M. J., Alarcón, R., Arnau, J., Bono, R., y Bendayan, R. (2017). Datos no normales: ¿es el ANOVA una opción válida? *Psicothema*, 29(4), 552–557. <https://doi.org/10.7334/psicothema2016.383>

Blythe, D. A. J., y Király, F. J. (2016). Prediction and quantification of individual athletic performance of runners. *PLoS ONE*, 11(6), 1–16. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0157257>

Bompa, T. O., y Buzzichelli, C. (2019). *Periodization-6th Edition: Theory and Methodology of Training*. Human Kinetics. <https://books.google.es/books?id=2f9QDwAAQBAJ>

Braschler, L., Thuany, M., de Lira, C. A. B., Scheer, V., Nikolaidis, P. T., Weiss, K., y Knechtle, B. (2024). Personality of Marathon Runners: a Narrative Review of Recent Findings. *EXCLI Journal*, 23, 441–474. <https://doi.org/10.17179/excli2024-6907>

Breen, D., Norris, M., Healy, R., y Anderson, R. (2018). Marathon pace control in masters athletes. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 13(3), 332–338. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0730>

Broxterman, R. M., Craig, J. C., y Kirby, B. S. (2022). Critical Power: Over 95 years of evidence and evolution. *Scandinavian Journal of Medicine and Science in Sports*, 32(5), 933–934. <https://doi.org/10.1111/sms.14154>

Burfoot, A. (2007). The history of the marathon: 1976-Present. *Sports Medicine*, 37(4–5), 284–287. <https://doi.org/10.2165/00007256-200737040-00003>

Burke, L. M., Jones, A. M., Jeukendrup, A. E., y Mooses, M. (2019). Contemporary nutrition strategies to optimize performance in distance runners and race walkers. *International Journal of Sport Nutrition and Exercise Metabolism*, 29(2), 117–129. <https://doi.org/10.1123/ijsnem.2019-0004>

Burnley, M., y Jones, A. M. (2018). Power–duration relationship: Physiology, fatigue, and the limits of human performance. *European Journal of Sport Science*, 18(1), 1–12. <https://doi.org/10.1080/17461391.2016.1249524>

Casado, A., Hanley, B., Jiménez-Reyes, P., y Renfree, A. (2021). Pacing profiles and tactical behaviors of elite runners. *Journal of Sport and Health Science*, 10(5), 537–549. <https://doi.org/10.1016/j.jshs.2020.06.011>

Cheuvront, S. N., y Haymes, E. M. (2001). Thermoregulation and Marathon Running. *Sports Medicine*, 31(10), 743–762. <https://doi.org/10.2165/00007256-200131100-00004>

Clark, I. E., Vanhatalo, A., Bailey, S. J., Wylie, L. J., Kirby, B. S., Wilkins, B. W., y Jones, A. M. (2018). Effects of two hours of heavy-intensity exercise on the power-duration relationship. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 50(8), 1658–1668. <https://doi.org/10.1249/MSS.0000000000001601>

Clark, I. E., Vanhatalo, A., Thompson, C., Wylie, L. J., Bailey, S. J., Kirby, B. S., Wilkins, B. W., y Jones, A. M. (2019). Changes in the power-duration relationship following prolonged exercise: Estimation using conventional and all-out protocols and relationship with muscle glycogen. *American Journal of Physiology - Regulatory Integrative and Comparative Physiology*, 317(1), R59–R67. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00031.2019>

Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. L. Erlbaum Associates. <https://books.google.es/books?id=gA04ngAACAAJ>

Coquart, J. B. (2023). Prediction of performance in a 100-km run from a simple equation. *PLoS ONE*, 18(3 March), 6–13. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0279662>

Coquart, J. B., Alberty, M., y Bosquet, L. (2009). Validity of a nomogram to predict long distance running performance. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 23(7), 2119–2123.

Costill, D. L. (1970). Metabolic responses during distance running. *Journal of Applied Physiology*, 28(3), 251–255. <https://doi.org/10.1152/jappl.1970.28.3.251>

Costill, D. L. (1972). Physiology of Marathon Running. *JAMA: The Journal of the American Medical Association*, 221(9), 1024–1029. <https://doi.org/10.1001/jama.1972.03200220058013>

Coyle, E. F. (1995). Integration of the physiological factors determining endurance performance ability. *Exercise and Sport Sciences Reviews*, 23, 25–63.

Coyle, Edward F. (2007). Physiological regulation of marathon performance. *Sports Medicine*, 37(4–5), 306–311. <https://doi.org/10.2165/00007256-200737040-00009>

Cuk, I., Nikolaidis, P. T., y Knechtle, B. (2020). Sex differences in pacing during half-marathon and marathon race. *Research in Sports Medicine (Print)*, 28(1), 111–120. <https://doi.org/10.1080/15438627.2019.1593835>

Cuk, I., Nikolaidis, P. T., Markovic, S., y Knechtle, B. (2019). Age differences in pacing in endurance running: Comparison between marathon and half-marathon Men and Women. *Medicina (Lithuania)*, 55(8), 1–11. <https://doi.org/10.3390/medicina55080479>

Cuk, I., Nikolaidis, P. T., Villiger, E., y Knechtle, B. (2021). Pacing in long-distance running: Sex and age differences in 10-km race and marathon. *Medicina (Lithuania)*, 57(4). <https://doi.org/10.3390/medicina57040389>

Daniels, J. (1985). A physiologist's view of running economy. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 17.

Daniels, J. (2022). *Daniels' Running Formula* (4th ed.). Human Kinetics.

Dash, S. (2024). Win Your Race Goal : A Generalized Approach to Prediction of Running Performance. *Sports Medicine International Open*, 8. <https://doi.org/10.1055/a-2401-6234>

de Leeuw, A.-W., Meerhoff, L. A., y Knobbe, A. (2018). Effects of Pacing Properties on Performance in Long-Distance Running. *Big Data*, 6(4), 248–261. <https://doi.org/10.1089/big.2018.0070>

Deaner, R. O., Addona, V., y Hanley, B. (2019). Risk taking runners slow more in the marathon. *Frontiers in Psychology*, 10(FEB), 1–12. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00333>

Decock, M., De Wilde, L., Bossche, L. Vanden, Steyaert, A., y Van Tongel, A. (2016). Incidence and aetiology of acute injuries during competitive road cycling. *British Journal of Sports Medicine*, 50(11), 669–672. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095612>

Di Prampero, P. E. (1986). The Energy Cost of Human Locomotion on Land and in Water. *Int J Sports Med.*, 7, 55–72.

Díaz, J. J., Fernández-Ozcorta, E. J., y Santos-Concejero, J. (2018). The influence of pacing strategy on marathon world records. *European Journal of Sport Science*, 18(6), 781–786. <https://doi.org/10.1080/17461391.2018.1450899>

Díaz, J. J., Fernández-Ozcorta, E. J., Torres, M., y Santos-Concejero, J. (2019). Men vs. women world marathon records' pacing strategies from 1998 to 2018. *European Journal of Sport Science*, 19(10), 1297–1302. <https://doi.org/10.1080/17461391.2019.1596165>

Doherty, C., Keogh, A., Davenport, J., Lawlor, A., Smyth, B., y Caulfield, B. (2020). An evaluation of the training determinants of marathon performance: A meta-analysis with meta-regression. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 23(2), 182–188. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2019.09.013>

Drake, J. P., Finke, A., y Ferguson, R. A. (2024). Modelling human endurance: power laws vs critical power. *European Journal of Applied Physiology*, 124(2), 507–526. <https://doi.org/10.1007/s00421-023-05274-5>

Edwards, A. M., y Polman, R. C. J. (2013). Pacing and awareness: Brain regulation of physical activity. *Sports Medicine*, 43(11), 1057–1064. <https://doi.org/10.1007/s40279-013-0091-4>

Ely, M. R., Cheuvront, S. N., Roberts, W. O., y Montain, S. J. (2007). Impact of weather on marathon-running performance. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 39(3), 487–493. <https://doi.org/10.1249/mss.0b013e31802d3aba>

Emig, T., y Peltonen, J. (2020). Human running performance from real-world big data. *Nature Communications*, 11(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18737-6>

Esteve-Lanao, J., Del Rosso, S., Larumbe-Zabala, E., Cardona, C., Alcocer-Gamboa, A., y Boullosa, D. A. (2019). Predicting Recreational Runners' Marathon Performance Time During Their Training Preparation. *Journal of Strength and Conditioning Research*, Publish Ah(5), 2–8. <https://doi.org/10.1519/jsc.0000000000003199>

Ettema, J. H. (1966). Limits of human performance and energy-production. *Internationale Zeitschrift Für Angewandte Physiologie Einschliesslich Arbeitsphysiologie*, 22(1), 45–54. <https://doi.org/10.1007/BF00694796>

Faude, O., Kindermann, W., y Meyer, T. (2009). Lactate Threshold Concepts How Valid are They? *Sports Medicine*, 39(6), 469–490. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19453206>

Florence, S., y Weir, J. P. (1997). Relationship of critical velocity to marathon running performance. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 75(3), 274–278. <https://doi.org/10.1007/s004210050160>

Foster, C., Schragger, M., Snyder, A. C., y Thompson, N. N. (1994). Pacing Strategy and Athletic Performance. *Sports Medicine: An International Journal of Applied Medicine and Science in Sport and Exercise*, 17(2), 77–85. <https://doi.org/10.2165/00007256-199417020-00001>

García-Manso, J. M., Martín-González, J. M., Vaamonde, D., y Da Silva-Grigoletto, M. E. (2012). The limitations of scaling laws in the prediction of performance in endurance events. *Journal of Theoretical Biology*, 300, 324–329. <https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2012.01.028>

García-Manso, Juan M., Martín-González, J. M., Dávila, N., y Arriaza, E. (2005). Middle and long distance athletics races viewed from the perspective of complexity. *Journal of Theoretical Biology*, 233(2), 191–198. <https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2004.10.014>

González-Alonso, J., Teller, C., Andersen, S. L., Jensen, F. B., Hyldig, T., y Nielsen, B. (1999). Influence of body temperature on the development of fatigue during prolonged exercise in the heat. *Journal of Applied Physiology*, 86(3), 1032–1039. <https://doi.org/10.1152/jappl.1999.86.3.1032>

Gorostiaga, E. M., Sánchez-Medina, L., y Garcia-Tabar, I. (2022). Over 55 years of critical power: Fact or artifact? *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 32(1), 116–124. <https://doi.org/10.1111/sms.14074>

Goulding, R. P., y Marwood, S. (2023). Interaction of Factors Determining Critical Power. *Sports Medicine*, 53(3), 595–613. <https://doi.org/10.1007/s40279-022-01805-w>

Guy, J. H., Deakin, G. B., Edwards, A. M., Miller, C. M., y Pyne, D. B. (2015). Adaptation to Hot Environmental Conditions: An Exploration of the Performance Basis, Procedures and Future Directions to Optimise Opportunities for Elite Athletes. *Sports Medicine*, 45(3), 303–311. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0277-4>

Haney, T., y Mercer, J. (2011). A Description of Variability of Pacing in Marathon Distance Running. *International Journal of Exercise Science*, 4(2), 133–140. <https://doi.org/10.70252/rhgb2099>

Hanley, B. (2016). Pacing, packing and sex-based differences in Olympic and IAAF World Championship marathons. *Journal of Sports Sciences*, 34(17), 1675–1681. <https://doi.org/10.1080/02640414.2015.1132841>

Haugen, T., Paulsen, G., Seiler, S., y Sandbakk, Ø. (2018). New records in human power. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 13(6), 678–686. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2017-0441>

Henry, F. M. (1954). Time-velocity equations and oxygen requirements of “all-out” and “steady-pace” running. *Research Quarterly of the American Association for Health, Physical Education and Recreation*, 25(2), 164–177. <https://doi.org/10.1080/10671188.1954.10624956>

Henry, F. M., y Farmer, D. S. (1949). Condition ratings and endurance measures. *Research Quarterly*, 20(2), 126–133.

Hernando, C., Hernando, C., Martinez-Navarro, I., Collado-Boira, E., Panizo, N., y Hernando, B. (2020). Using accelerometry for evaluating energy consumption and running intensity distribution throughout a marathon according to sex. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(17), 1–14. <https://doi.org/10.3390/ijerph17176196>

Hettinga, F. J., Edwards, A. M., y Hanley, B. (2019). The Science Behind Competition and Winning in Athletics: Using World-Level Competition Data to Explore Pacing and Tactics. *Frontiers in Sports and Active Living*, 1(August), 1–16. <https://doi.org/10.3389/fspor.2019.00011>

Hettinga, F. J., Konings, M. J., y Pepping, G. J. (2017). The science of racing against opponents: Affordance competition and the regulation of exercise intensity in head-to-head competition. *Frontiers in Physiology*, 8(FEB), 1–7. <https://doi.org/10.3389/fphys.2017.00118>

Hill, A. V. (1927). *Muscular movement in man: the factors governing speed and recovery from fatigue* (Vol. 3). McGraw-Hill.

Hill, A. V., Long, C. N. H., y Lupton, H. (1924). Muscular Exercise, Lactic Acid and Oxygen. 155. *Royal Society Publishing*, 97(682), 161–175.

Hinckson, E. A., y Hopkins, W. G. (2005). Reliability of time to exhaustion analyzed with critical-power and log-log modeling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 37(4), 696–701. <https://doi.org/10.1249/01.MSS.0000159023.06934.53>

- Hoog Antink, C., Braczynski, A. K., y Ganse, B. (2021). Learning from machine learning: prediction of age-related athletic performance decline trajectories. *GeroScience*, 43(5), 2547–2559. <https://doi.org/10.1007/s11357-021-00411-4>
- Hoogkamer, W., Kipp, S., Frank, J. H., Farina, E. M., Luo, G., y Kram, R. (2018). A Comparison of the Energetic Cost of Running in Marathon Racing Shoes. *Sports Medicine*, 48(4), 1009–1019. <https://doi.org/10.1007/s40279-017-0811-2>
- Hoogkamer, W., Kram, R., y Arellano, C. J. (2017). How Biomechanical Improvements in Running Economy Could Break the 2-hour Marathon Barrier. *Sports Medicine*, 47(9), 1739–1750. <https://doi.org/10.1007/s40279-017-0708-0>
- Howell, R. (1983). History of the Olympic Marathon. *The Physician and Sportsmedicine*, 11(11), 153–158. <https://doi.org/10.1080/00913847.1983.11708690>
- Hunter, I., Bradshaw, C., McLeod, A., Ward, J., y Standifird, T. (2022). Energetics and Biomechanics of Uphill, Downhill and Level Running in Highly-Cushioned Carbon Fiber Midsole Plated Shoes. *Journal of Sports Science and Medicine*, 21(1), 127–130. <https://doi.org/10.52082/jssm.2022.127>
- IAAF. (2017). *Iaaf Scoring Tables of Athletics 2017 Revised Edition*. 368. <https://www.worldathletics.org/about-iaaf/documents/book-of-rules>
- Introducing Slate's Marathon Time Predictor*. (n.d.). Retrieved July 25, 2024, from https://www.slate.com/articles/sports/sports_nut/2014/10/running_calculator_introducing_slate_s_marathon_time_predictor_a_better.html
- Jones, A. M. (2006). The Physiology of the World Record Holder for the Women's Marathon. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 1(2), 101–116. <https://doi.org/10.1260/174795406777641258>
- Jones, A. M. (2023). The fourth dimension: physiological resilience as an independent determinant of endurance exercise performance. *Journal of Physiology*, 0(September 2022), 1–16. <https://doi.org/10.1113/JP284205>
- Jones, A. M., Burnley, M., Black, M. I., Poole, D. C., y Vanhatalo, A. (2019). The maximal metabolic steady state: redefining the 'gold standard.' *Physiological Reports*, 7(10), 1–16. <https://doi.org/10.14814/phy2.14098>
- Jones, A. M., y Kirby, B. S. (2025). Physiological Resilience: What Is It and How Might It Be Trained? *Scandinavian Journal of Medicine and Science in Sports*, 35(3), 1–10. <https://doi.org/10.1111/sms.70032>
- Jones, A. M., Kirby, B. S., Clark, I. E., Rice, H. M., Fulkerson, E., Wylie, L. J., Wilkerson, D. P., Vanhatalo, A., y Wilkins, B. W. (2021). Physiological demands of running at 2-hour marathon race pace. *Journal of Applied Physiology*, 130(2), 369–379. <https://doi.org/10.1152/JAPPLPHYSIOL.00647.2020>

Jones, A. M., y Vanhatalo, A. (2017). The 'Critical Power' Concept: Applications to Sports Performance with a Focus on Intermittent High-Intensity Exercise. *Sports Medicine*, 47(s1), 65–78. <https://doi.org/10.1007/s40279-017-0688-0>

Jones, A. M., Vanhatalo, A., Burnley, M., Morton, R. H., y Poole, D. C. (2010). Critical power: Implications for determination of $\dot{V}O_{2\max}$ and exercise tolerance. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 42(10), 1876–1890. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e3181d9cf7f>

Jones, H. (2003). *The Expert's Guide to Marathon Training*.

Joyner, M. J. (1991). Modeling optimal marathon performance on the basis of physiological factors. *Journal of Applied Physiology*, 71, 683–687.

Joyner, M. J., y Coyle, E. F. (2008). Endurance exercise performance: The physiology of champions. *Journal of Physiology*, 586(1), 35–44. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.2007.143834>

Joyner, M. J., Hunter, S. K., Lucia, A., y Jones, A. M. (2020). Physiology and fast marathons. *Journal of Applied Physiology (Bethesda, Md. : 1985)*, 128(4), 1065–1068. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00793.2019>

Katz, J. S., y Katz, L. (1994). Fractal (Power Law) Analysis of Athletic Performance. *Sports Medicine, Training and Rehabilitation*, 5(2), 95–105. <https://doi.org/10.1080/15438629409512005>

Katz, J. S., y Katz, L. (1999). Power laws and athletic performance. *Journal of Sports Sciences*, 17(6), 467–476. <https://doi.org/10.1080/026404199365777>

Kennelly, A. (1906). *An Approximate Law of Fatigue in the Speeds of Racing Animals* Author (s): A . E . Kennelly Source : *Proceedings of the American Academy of Arts and Sciences* , Vol . 42 , No . 15 (Dec . , Published by : American Academy of Arts & Sciences Stable URL : <https://doi.org/10.1080/026404199365777> 42(15), 275–331.

Keogh, A., Sheridan, O. O., McCaffrey, O., Dunne, Sí., Lally, A., y Doherty, C. (2020). The Determinants of Marathon Performance: An Observational Analysis of Anthropometric, Pre-race and In-race Variables. *International Journal of Exercise Science*, 13(6), 1132–1142.

Keogh, A., Smyth, B., Caulfield, B., Lawlor, A., Berndsen, J., y Doherty, C. (2019). Prediction equations for marathon performance: A systematic review. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 14(9), 1159–1169. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2019-0360>

Kerhervé, H. A., Cole-Hunter, T., Wiegand, A. N., y Solomon, C. (2016). Pacing during an ultramarathon running event in hilly terrain. *PeerJ*, 2016(10), 1–13. <https://doi.org/10.7717/peerj.2591>

Kindermann, W., Simon, G., y Keul, J. (1979). The Significance of the Aerobic-anaerobic Transition for the Determination of Work Load Intensities During Endurance Training. *European Journal of Applied Physiology*, 42, 25–34. <https://doi.org/10.1002/ijc.2910220502>

Kirby, B. S., Winn, B. J., Wilkins, B. W., y Jones, A. M. (2021). Interaction of exercise bioenergetics with pacing behavior predicts track distance running performance. *Journal of Applied Physiology*, 131(5), 1532–1542. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.00223.2021>

Kolbe, T., Dennis, S. C., Selley, E., Noakes, T. D., y Lambert, M. I. (1995). The relationship between critical power and running performance. *Journal of Sports Sciences*, 13(3), 265–269. <https://doi.org/10.1080/02640419508732236>

Lambert, E. V., St. Clair Gibson, A., y Noakes, T. D. (2005). Complex systems model of fatigue: Integrative homeostatic control of peripheral physiological systems during exercise in humans. *British Journal of Sports Medicine*, 39(1), 52–62. <https://doi.org/10.1136/bjsm.2003.011247>

Lerebourg, L., Saboul, D., Cléménçon, M., y Coquart, J. B. (2022). Prediction of Marathon Performance using Artificial Intelligence. *International Journal of Sports Medicine*, 44(5), 352–360. <https://doi.org/10.1055/a-1993-2371>

Lieberman, D. E. (2017). *La historia del cuerpo humano - 2ª edición: EVOLUCIÓN, SALUD Y ENFERMEDAD* (2a ed.).

Lieberman, D. E., y Bramble, D. M. (2007). The evolution of marathon running: Capabilities in humans. *Sports Medicine*, 37(4–5), 288–290. <https://doi.org/10.2165/00007256-200737040-00004>

Lietzke, M. (1954). An Analytical Study of World and Olympic Racing Records. *Science*, 119(3089), 333–336.

Liverakos, K., McIntosh, K., Moulin, C. J. A., y O'Connor, A. R. (2018). How accurate are runners' prospective predictions of their race times? *PLoS ONE*, 13(8), 1–24. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0200744>

Llopis-Goig, R., y Paramio-Salcines, J. L. (2021). El maratón de valencia: análisis estratégico de la evolución desde una carrera popular a un evento internacional (1981-2020). *Revista Española de Educación Física y Deportes*, 435, 30–33. <https://doi.org/10.55166/reefd.vi435.1011>

March, D., Vanderburgh, P., Titlebaum, P., y Hoops, M. (2011). Age, sex, and finish time as determinants of pacing in the marathon. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 25(2), 386–391.

Margaria, R., Aghemo, P., y Pinal Limas, F. (1975). A simple relation between performance in running and maximal aerobic power. *Journal of Applied Physiology*, 38(2), 351–352. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.1975.38.2.351>

Margaria, R., Cerretelli, P., Aghemo, P., y Sassi, G. (1963). Energy cost of running. *J Appl Physiol*, 367–370.

Mattioni Maturana, F., Fontana, F. Y., Pogliaghi, S., Passfield, L., y Murias, J. M. (2018). Critical power: How different protocols and models affect its determination. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 21(7), 742–747. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2017.11.015>

Maunder, E., Seiler, S., Mildenhall, M. J., Kilding, A. E., y Plews, D. J. (2021). The Importance of ‘Durability’ in the Physiological Profiling of Endurance Athletes. *Sports Medicine*, 51(8), 1619–1628. <https://doi.org/10.1007/s40279-021-01459-0>

Mercier, D., Léger, L., y Desjardins, M. (1984). Nomogramme pour prédire la performance, le VO₂max et l’endurance relative en course de fond. *Méd Sport*, 58(November 1984), 181–187.

Micklewright, D., Papadopoulou, E., Swart, J., y Noakes, T. (2010). Previous experience influences pacing during 20 km time trial cycling. *British Journal of Sports Medicine*, 44(13), 952–960. <https://doi.org/10.1136/bjsm.2009.057315>

Monod, H., y Scherrer, J. (1965). The work capacity of a synergic muscular group. *Ergonomics*, 8(3), 329–338. <https://doi.org/10.1080/00140136508930810>

Moritani, T., Ata, A. N., Devries, H. A., y Muro, M. (1981). Critical power as a measure of physical work capacity and anaerobic threshold. *Ergonomics*, 24(5), 339–350. <https://doi.org/10.1080/00140138108924856>

Morton, R. (1986). A three component model of human bioenergetics. *Journal of Mathematical Biology*, 24(4), 451–466. <https://doi.org/10.1007/BF01236892>

Morton, R. (1996). A 3-parameter critical power model. *Ergonomics*, 39(4), 611–619. <https://doi.org/10.1080/00140139608964484>

Morton, R. H. (2006). The critical power and related whole-body bioenergetic models. *European Journal of Applied Physiology*, 96(4), 339–354. <https://doi.org/10.1007/s00421-005-0088-2>

Mulligan, M., Adam, G., y Emig, T. (2018). A minimal power model for human running performance. *PLoS ONE*, 13(11). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206645>

Muniz-Pardos, B., Sutehall, S., Angeloudis, K., Guppy, F. M., Bosch, A., y Pitsiladis, Y. (2021). Recent Improvements in Marathon Run Times Are Likely Technological, Not Physiological. *Sports Medicine*, 51(3), 371–378. <https://doi.org/10.1007/s40279-020-01420-7>

Muñoz-Pérez, I., Castañeda-Babarro, A., Santisteban, A., y Varela-Sanz, A. (2024). Predictive performance models in marathon based on half-marathon, age group and pacing behavior. *Sport Sciences for Health*, 20(3), 797–810. <https://doi.org/10.1007/s11332-023-01159-4>

Muñoz-Pérez, I., Mecías-Calvo, M., Crespo-Álvarez, J., Sámano-Celorio, M. L., Agudo-Toyos, P., y Lago-Fuentes, C. (2020). Different race pacing strategies among runners covering the 2017 Berlin Marathon under 3 hours and 30 minutes. *PLoS ONE*, 15(7 July), 1–12. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0236658>

Nikolaidis, P. A. T. (2019). Do fast older runners pace different from fast younger runners in the “New York City Marathon”? *Journal of Strength and Conditioning Research*. 33(12), 3423–3430.

Nikolaidis, Pantelis T., Ćuk, I., y Knechtle, B. (2019). Pacing of women and men in half-marathon and marathon races. *Medicina (Lithuania)*, 55(1). <https://doi.org/10.3390/medicina55010014>

Nikolaidis, Pantelis T., y Knechtle, B. (2018). Pacing strategies in the “athens classic marathon”: Physiological and psychological aspects. *Frontiers in Physiology*, 9(NOV), 1–9. <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.01539>

Nikolaidis, Pantelis T, y Knechtle, B. (2018). Pacing in age group marathoners in the “New York City Marathon”. *Research in Sports Medicine (Print)*, 26(1), 86–99. <https://doi.org/10.1080/15438627.2017.1393752>

Nikolaidis, Pantelis Theodoros, Cuk, I., Rosemann, T., y Knechtle, B. (2019). Performance and pacing of age groups in half-marathon and marathon. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(10). <https://doi.org/10.3390/ijerph16101777>

Nikolaidis, Pantelis Theodoros, y Knechtle, B. (2017). Effect of age and performance on pacing of marathon runners. *Open Access Journal of Sports Medicine, Volume 8*, 171–180. <https://doi.org/10.2147/oajsm.s141649>

Noakes, T. D. (2000). Physiological models to understand exercise fatigue and the adaptations that predict or enhance athletic performance. *Scandinavian Journal of Medicine and Science in Sports*, 10(3), 123–145. <https://doi.org/10.1034/j.1600-0838.2000.010003123.x>

Oficial-Casado, F., Uriel, J., Jimenez-Perez, I., Goethel, M. F., Pérez-Soriano, P., y Priego-Quesada, J. I. (2022). Consistency of pacing profile according to performance level in three different editions of the Chicago, London, and Tokyo marathons. *Scientific Reports*, 12(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-14868-6>

Oficial-Casado, F., Uriel, J., Pérez-Soriano, P., y Priego Quesada, J. I. (2020). Effect of marathon characteristics and runners’ time category on pacing profile. *European Journal of Sport Science*, 0(0), 1–8. <https://doi.org/10.1080/17461391.2020.1838621>

Pallarés, J. G., Morán-Navarro, R., Ortega, J. F., Fernández-Elías, V. E., y Mora-Rodriguez, R. (2016). Validity and reliability of ventilatory and blood lactate thresholds in well-trained cyclists. *PLoS ONE*, 11(9), 1–16. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0163389>

Périard, J. D., Eijssvogels, T. M. H., y Daanen, H. A. M. (2021). Exercise under heat stress: Thermoregulation, hydration, performance implications, and mitigation strategies. *Physiological Reviews*, 101(4), 1873–1979. <https://doi.org/10.1152/physrev.00038.2020>

Peronnet, F., y Thibault, G. (1989). Mathematical analysis of running performance and world running records. *Journal of Applied Physiology*, 67(1), 453–465. <https://doi.org/10.1152/jappl.1989.67.1.453>

Peronnet, F., Thibault, G., Rhodes, E., & McKenzie, D. (1987). Correlation between ventilatory threshold and endurance capability in marathon runners. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 19(6), 610–615.

Piacentini, M. F., Reda, D., Minganti, C., Baldassarre, R., Tarperi, C., Festa, L., Skroce, K., Schena, F., y Torre, A. La. (2019). Pacing profiles of master athletes according to their predicted finishing time. *Movement and Sports Sciences - Science et Motricite*, 104, 37–44. <https://doi.org/10.1051/sm/2019016>

Polidori, G., Legrand, F., Bogard, F., Madaci, F., y Beaumont, F. (2020). Numerical investigation of the impact of Kenenisa Bekele's cooperative drafting strategy on its running power during the 2019 Berlin marathon. *Journal of Biomechanics*, 107, 109854. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2020.109854>

Poole, D. C., Burnley, M., Vanhatalo, A., Rossiter, H. B., y Jones, A. M. (2016). Critical Power: An Important Fatigue Threshold in Exercise Physiology. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 48(11), 2320–2334. <https://doi.org/10.1632/ade.69.42>

Poole, D., Ward, S., Gardner, G., y Whipp, B. (1988). Metabolic and respiratory profile of the upper limit for prolonged exercise in man. *Ergonomics*, 31(9), 1265–1279. <http://www.embase.com/search/results?subaction=viewrecord&from=export&id=L18239445%0Ahttp://limo.libis.be/resolver?&sid=EMBASE&issn=00140139&id=doi:&atitle=Metabolic+and+respiratory+profile+of+the+upper+limit+for+prolonged+exercise+in+man&stitle=ERGONOMIC>

Pycke, J. R., y Billat, V. (2022). Marathon Performance Depends on Pacing Oscillations between Non Symmetric Extreme Values. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(4), 1–21. <https://doi.org/10.3390/ijerph19042463>

Rapoport, B. I. (2010). Metabolic factors limiting performance in marathon runners. *PLoS Computational Biology*, 6(10). <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000960>

Renfree, A., y Casado, A. (2018). Athletic races represent complex systems, and pacing behavior should be viewed as an emergent phenomenon. *Frontiers in Physiology*, 9(OCT), 1–6. <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.01432>

Renfree, A., Crivoi do Carmo, E., Martin, L., y Peters, D. M. (2015). The influence of collective behavior on pacing in endurance competitions. *Frontiers in Physiology*, 6(DEC), 1–5. <https://doi.org/10.3389/fphys.2015.00373>

Renfree, A., y St Clair Gibson, A. (2013). Influence of different performance levels on pacing strategy during the Women's World Championship marathon race. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 8(3), 279–285. <https://doi.org/10.1123/ijsp.8.3.279>

Reusser, M., Sousa, C. V., Villiger, E., Alvero Cruz, J. R., Hill, L., Rosemann, T., Nikolaidis, P. T., y Knechtle, B. (2021). Increased Participation and Decreased Performance in Recreational Master Athletes in "Berlin Marathon" 1974–2019. *Frontiers in Physiology*, 12(June), 1–10. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.631237>

Richter, C., O'Reilly, M., y Delahunt, E. (2024). Machine learning in sports science: challenges and opportunities. *Sports Biomechanics*, 23(8), 961–967. <https://doi.org/10.1080/14763141.2021.1910334>

Riegel, P. S. (1977). Time predicting. *Runner's World Magazine*, 12 (8).

Riegel, P. S. (1981). groups of people Athletic Records and Human Endurance. *American Scientist*, 69(3), 285–290. <http://www.jstor.org/stable/27850427>

Riegel, P. S. (2013). *Runner's World Magazine*. RW's Race Time Predictor.

Ristanović, L., Cuk, I., Villiger, E., Stojiljković, S., Nikolaidis, P. T., Weiss, K., y Knechtle, B. (2023). The pacing differences in performance levels of marathon and half-marathon runners. *Frontiers in Psychology*, 14(December). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1273451>

Rodrigo-Carranza, V., González-Mohino, F., Santos del Cerro, J., Santos-Concejero, J., y González-Ravé, J. M. (2021). Influence of advanced shoe technology on the top 100 annual performances in men's marathon from 2015 to 2019. *Scientific Reports*, 11(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-01807-0>

Ruiz-Alias, S. A., Ñancupil-Andrade, A. A., Pérez-Castilla, A., y García-Pinillos, F. (2024). Can We Predict Long-Duration Running Power Output? Validity of the Critical Power, Power Law, and Logarithmic Models. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 38(2), 306–310. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000004609>

Sales, M. M., Sousa, C. V., da Silva Aguiar, S., Knechtle, B., Nikolaidis, P. T., Alves, P. M., y Simões, H. G. (2019). An integrative perspective of the anaerobic threshold. *Physiology and Behavior*, 205(December 2017), 29–32. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2017.12.015>

Salinero, J. J., Soriano, M. L., Lara, B., Gallo-Salazar, C., Areces, F., Ruiz-Vicente, D., Abián-Vicén, J., González-Millán, C., y Del Coso, J. (2017). Predicting race time in male amateur marathon runners. *Journal of Sports Medicine and Physical Fitness*, 57(9), 1169–1177. <https://doi.org/10.23736/S0022-4707.16.06503-8>

Santos-Lozano, A., Collado, P. S., Foster, C., Lucia, A., y Garatachea, N. (2014). Influence of sex and level on marathon pacing strategy. Insights from the New York City race. *International Journal of Sports Medicine*, 35(11), 933–938. <https://doi.org/10.1055/s-0034-1367048>

Sargent, R. (1926). The relation between oxygen requirement and speed in running. *Proc. R. Soc. Lond.B.*, 100(8), 10–22.

Schroeder, M. (1991). *Fractals, Chaos, Power Laws: Minutes from an Infinite Paradise*. W H Freeman & Co.

Scudamore, E., Barry, V., y Coons, J. (2017). An evaluation of time trial-based predictions of VO₂max and recommended training paces for collegiate and recreational runners. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 32(4), 1137–1143.

Seiler, K. S. (2024). It's about the long game, not epic workouts: Unpacking HIIT for endurance athletes. *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism*, 15(Section 1), 1–15. <https://doi.org/10.1139/apnm-2024-0012>

Senefeld, J. W., Haischer, M. H., Jones, A. M., Wiggins, C. C., Beilfuss, R., Joyner, M. J., y Hunter, S. K. (2021). Technological advances in elite marathon performance. *Journal of Applied Physiology*, 130(6), 2002–2008. <https://doi.org/10.1152/japplphysiol.00002.2021>

Shephard, R. J. (2017). Open-circuit respirometry: a brief historical review of the use of Douglas bags and chemical analyzers. *European Journal of Applied Physiology*, 117(3), 381–387. <https://doi.org/10.1007/s00421-017-3556-6>

Shmueli, G. (2010). To explain or to predict? *Statistical Science*, 25(3), 289–310. <https://doi.org/10.1214/10-STS330>

Shrout, P. E., y Fleiss, J. L. (1979). Intraclass correlations: uses in assessing rater reliability. *Psychological Bulletin*, 86(2), 420–428. <https://doi.org/10.1037//0033-2909.86.2.420>

Sjodin, B., y Svedenhag, J. (1985). Applied Physiology of Marathon Running. *Sports Medicine*, 2(2), 83–99. <https://doi.org/10.2165/00007256-198502020-00002>

Skiba, P. F., Chidnok, W., Vanhatalo, A., y Jones, A. M. (2012). Modeling the expenditure and reconstitution of work capacity above critical power. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 44(8), 1526–1532. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e3182517a80>

Smits, B. L. M., Pepping, G. J., y Hettinga, F. J. (2014). Pacing and decision making in sport and exercise: The roles of perception and action in the regulation of exercise intensity. *Sports Medicine*, 44(6), 763–775. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0163-0>

Smyth, B. (2021). How recreational marathon runners hit the wall: A large-scale data analysis of late-race pacing collapse in the marathon. *PLoS ONE*, 16(5 May), 1–25. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0251513>

Smyth, B., Lawlor, A., Berndsen, J., y Feely, C. (2022). Recommendations for marathon runners: on the application of recommender systems and machine learning to support recreational marathon runners. In *User Modeling and User-Adapted Interaction* (Vol. 32, Issue 5). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/s11257-021-09299-3>

Smyth, B., Maunder, E., Meyler, S., Hunter, B., y Muniz-Pumares, D. (2022). Decoupling of Internal and External Workload During a Marathon: An Analysis of Durability in 82,303 Recreational Runners. *Sports Medicine*, 52(9), 2283–2295. <https://doi.org/10.1007/s40279-022-01680-5>

Smyth, B., y Muniz-Pumares, D. (2020). Calculation of Critical Speed from Raw Training Data in Recreational Marathon Runners. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 52(12), 2637–2645. <https://doi.org/10.1249/MSS.00000000000002412>

Sousa, C. V., Sales, M. M., Nikolaidis, P. T., Rosemann, T., y Knechtle, B. (2018). How much further for the sub-2-hour marathon? *Open Access Journal of Sports Medicine, Volume 9*, 139–145. <https://doi.org/10.2147/oajsm.s169758>

Spitz, M., Kenefick, R., y Mitchell, J. (2014). The effects of elapsed time after warm-up on subsequent exercise performance in a cold environment. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 28(5), 1351–1357.

Swain, P., Biggins, J., y Gordon, D. (2020). Marathon pacing ability: Training characteristics and previous experience. *European Journal of Sport Science*, 20(7), 880–886. <https://doi.org/10.1080/17461391.2019.1688396>

Tanda, G. (2022). A simple relationship for predicting marathon performance from training: Is it generally applicable? *Journal of Human Sport and Exercise*, 17(April), 293–301. <https://doi.org/10.14198/jhse.2022.172.05>

Treiber, M. (2015). Crowd Flow Modeling of Athletes in Mass Sports Events: A Macroscopic Approach. In M. Chraïbi, M. Boltes, A. Schadschneider, & A. Seyfried (Eds.), *Traffic and Granular Flow '13* (pp. 21–29). Springer International Publishing.

Trubee, N., Vanderburgh, P., Diestelkamp, W., y Jackson, K. (2014). Effects of a heat stress and sex on pacing in marathon runners. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 28(6), 1673–1678.

Tucker, R., y Noakes, T. D. (2009). The physiological regulation of pacing strategy during exercise: A critical review. *British Journal of Sports Medicine*, 43(6), 1–10. <https://doi.org/10.1136/bjsm.2009.057562>

Tucker, Ross. (2008). Thermoregulation, fatigue and exercise modality. *Medicine and Sport Science*, 53, 26–38. <https://doi.org/10.1159/000151548>

van der Zwaard, S., Brocherie, F., y Jaspers, R. T. (2021). Under the Hood: Skeletal Muscle Determinants of Endurance Performance. *Frontiers in Sports and Active Living*, 3(August), 1–11. <https://doi.org/10.3389/fspor.2021.719434>

Vandewalle, H. (2017). A Nomogram Of Performances In Endurance Running Based On Logarithmic Model Of Péronnet-Thibault. *American Journal of Engineering Research*, January, 78–85.

Vandewalle, H. (2018). Modelling of Running Performances: Comparisons of Power-Law, Hyperbolic, Logarithmic, and Exponential Models in Elite Endurance Runners. *BioMed Research International*, 2018(ii). <https://doi.org/10.1155/2018/8203062>

Vega Alonso del Val. (2023). *Kathrine Switzer y la carrera hacia la igualdad*. <https://www.es.amnesty.org/en-que-estamos/blog/historia/articulo/kathrine-switzer-y-la-carrera-hacia-la-igualdad/>

Vickers, A. J., y Vertosick, E. A. (2016). An empirical study of race times in recreational endurance runners. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 8(1), 1–9. <https://doi.org/10.1186/s13102-016-0052-y>

Vitti, A., Nikolaidis, P. T., Villiger, E., Onywera, V., y Knechtle, B. (2020). The “New York City Marathon”: participation and performance trends of 1.2M runners during half-century. *Research in Sports Medicine*, 28(1), 121–137. <https://doi.org/10.1080/15438627.2019.1586705>

Walsh, M. L. (2000). Whole body fatigue and critical power: A physiological interpretation. *Sports Medicine*, 29(3), 153–166. <https://doi.org/10.2165/00007256-200029030-00002>

Ward-Smith, A. J. (1985). A mathematical theory of running, based on the first law of thermodynamics, and its application to the performance of world-class athletes. *Journal of Biomechanics*, 18(5), 337–349. [https://doi.org/10.1016/0021-9290\(85\)90289-1](https://doi.org/10.1016/0021-9290(85)90289-1)

Wasserman, K., y McIlroy, M. B. (1964). Detecting the threshold of anaerobic metabolism in cardiac patients during exercise. *The American Journal of Cardiology*, 14(6), 844–852. [https://doi.org/10.1016/0002-9149\(64\)90012-8](https://doi.org/10.1016/0002-9149(64)90012-8)

Weir, J. P. (2005). Quantifying test-retest reliability using the intraclass correlation coefficient and the SEM. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 19(1), 231–240. <https://doi.org/10.1519/15184.1>

Wilcock, B. (2008). The 1908 olympic marathon. *Journal of Olympic History*, 16, 31–47.

Zavorsky, G. S., Tomko, K. A., y Smoliga, J. M. (2017). Declines in marathon performance: Sex differences in elite and recreational athletes. *PLoS ONE*, 12(2), 1–17. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0172121>

Zinoubi, B., Vandewalle, H., y Driss, T. (2017). Modeling of running performances in humans: Comparison of power laws and critical speed. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 31(7), 1859–1867.

ANEXOS



11. ANEXOS



D. José María Montiel Company, Profesor Contratado Doctor del departamento de Estomatología, y Secretario del Comité Ético de Investigación en Humanos de la Comisión de Ética en Investigación Experimental de la Universitat de València,

CERTIFICA:

Que el Comité Ético de Investigación en Humanos, en la reunión celebrada el día 7 de febrero de 2019, una vez estudiado el proyecto de investigación titulado:

"Factores influyentes en la distribución del esfuerzo de la maratón", número de procedimiento HI544598666277,

cuyo responsable es D. José Ignacio Priego Quesada, ha acordado informar favorablemente el mismo dado que se respetan los principios fundamentales establecidos en la Declaración de Helsinki, en el Convenio del Consejo de Europa relativo a los derechos humanos y cumple los requisitos establecidos en la legislación española en el ámbito de la investigación biomédica, la protección de datos de carácter personal y la bioética.

Y para que conste, se firma el presente certificado en Valencia, a catorce de febrero de dos mil diecinueve.



A handwritten signature in blue ink, written over the circular stamp. The signature is stylized and appears to be 'J. Montiel'.