

OPEN  ACCESS

Análisis observacional de una modalidad extrema de skateboard: el *downhill skateboarding*

Saül Aixa-Requena^{1*} , Oleguer Camerino²  y Xavier Iglesias³ ¹ Universidad de Lleida (España).² Instituto Nacional de Educación Física de Cataluña INEFC. Universidad de Lleida (España).³ Instituto Nacional de Educación Física de Cataluña INEFC. Universidad de Barcelona (España).**Citación**

Aixa-Requena, S., Camerino, O. & Iglesias, X. (2025). Observational analysis of an extreme skateboarding modality: *downhill skateboarding*. *Apunts Educación Física y Deportes*, 160, 35-48. [https://doi.org/10.5672/apunts.2014-0983.es.\(2025/2\).160.05](https://doi.org/10.5672/apunts.2014-0983.es.(2025/2).160.05)

Editado por:

© Generalitat de Catalunya
Departament d'Esports
Institut Nacional d'Educació
Física de Catalunya (INEFC)

ISSN: 2014-0983***Correspondencia:**
Saül Aixa-Requena
sar.lete35@gmail.com**Sección:**
Entrenamiento deportivo**Idioma del original:**
Catalán**Recibido:**
20 de septiembre de 2024**Aceptado:**
26 de noviembre de 2024**Publicado:**
1 de abril de 2025**Portada:**
Ana Alonso y Oriol Cardona logran su clasificación para el nuevo deporte olímpico de esquí de montaña con un segundo puesto en el Campeonato del Mundo 2025 en Boí Taüll. © ISMF**Resumen**

El *downhill skateboarding* de competición es una modalidad extrema de monopatín (*skateboard*) que consiste en bajar a máxima velocidad con monopatín (*skate*) por una carretera cortada al tráfico con pendiente pronunciada y numerosas curvas. Los comportamientos de los competidores (*riders*) en una carrera de *downhill skateboarding*, donde pueden alcanzar velocidades superiores a 100 km/h, no se han estudiado nunca. El objetivo del trabajo fue construir un instrumento de observación que nos permitiera registrar sus comportamientos en competición y hacer un análisis estadístico de la variancia ANOVA y chi cuadrado para detectar la variabilidad de este comportamiento según el posicionamiento de los *riders* durante la carrera, junto con el análisis de patrones temporales (*T-Patterns*). Se implementaron los softwares libres LINCE PLUS y Theme 6 EDU para grabar a 23 participantes en las finales, semifinales y finales de consolación del circuito de Kozakov (República Checa) de los años 2015-2022 en la categoría *Open*. Aunque no se detectaron diferencias significativas en las acciones según el posicionamiento en la carrera de los competidores ($p > .05$) ni tampoco en los *T-Patterns*, sí que se evidencia una relación significativa con el tipo de trazado de la curva ($p < .05$). Es decir, los competidores hicieron el mismo trazado en la curva independientemente del posicionamiento en la carrera; eso sí, cada curva de una manera concreta según las características de esta. El instrumento de observación (OSKATE) puede ser útil para preparar las competiciones de este deporte de alta velocidad, y de otros como el esquí y el motor, para adaptarse a las condiciones de los diferentes circuitos de competición.

Palabras clave: LINCE PLUS, *longboard*, *Mixed Methods*, observación sistemática, *T-Pattern detection*.

Introducción

El *downhill skateboarding*, modalidad extrema de *skateboard*, representa un desafío deportivo emocionante y arriesgado que pone a prueba diferentes capacidades como son la fuerza, el equilibrio y la coordinación como en el *snowboard-cross* (Platzer et al., 2009; Vernillo et al., 2018), junto con la capacidad de gestionar el estrés, mantener la concentración y tomar decisiones rápidas en condiciones cambiantes, como en otros deportes de riesgo (Reid y Lightfoot, 2019).

El *skateboard* tuvo sus orígenes en torno a la década de 1950 en California, cuando unos surfistas creativos utilizaron trozos de tablas de surf rotas, a las cuales añadieron ejes y ruedas de patines que les permitían surfear las calles cuando las olas eran escasas (Amtmann et al., 2013). Con el paso de los años, se hicieron cambios significativos en el material, incluyendo cambios en la forma de las tablas, la geometría de los ejes y los tamaños de las ruedas, que dieron lugar a diferentes modalidades según la configuración de las partes del monopatín (Prentiss et al., 2011), hasta llegar a lo que hoy en día es el *downhill skateboarding*.

El *downhill skateboarding* es una modalidad extrema de *skate* que consiste en bajar una carretera en el mínimo tiempo posible con tablas de madera, fibra de vidrio y carbono de unos 76 cm de largo y 23 cm de ancho, ruedas de 78 mm y ejes de 100 a 120 mm. Las competiciones, según la entidad organizadora, pueden tener límites de equipamiento: tablas de hasta 122 cm de largo, ejes de menos de 305 mm, ruedas de 65 a 110 mm y un peso máximo de 6 kg. Las competiciones tienen rondas clasificatorias cronometradas y, después, carreras de oposición de 4 en 4 hasta las finales. Conocido también como *downhill longboarding*, el término *downhill skateboarding* (DHSk8) se ha popularizado recientemente. Después de la disolución de la International Downhill Federation (IDF) en el 2023 (fundada en el 2012), actualmente la World Downhill Skateboarding Championship (WDSC) y la World Skate Games (WSG) son las competiciones internacionales.

A pesar de que sí que hay algunos trabajos sobre el *skateboard*, constatamos que hay pocos estudios científicos sobre el *downhill skateboarding*. Podemos encontrar estudios descriptivos sobre las lesiones más comunes (Russell et al., 2019); propuestas de entrenamiento y de la preparación física para mejorar la postura del competidor (*tuck*) (Pereira da Silva et al., 2017); investigaciones sobre bioenergética, impulsándose a diferentes velocidades (Amtmann et al., 2013; Board y Browning, 2014); y trabajos sobre aerodinámica con diferentes cascos (Hart et al., 2010).

Los requisitos de esta especialidad deportiva están centrados en los mecanismos de decisión perceptivo-motores (equilibrio, propiocepción...) (Castañer y Camerino, 2022) y también contextuales (características del entorno en el que se practica: asfalto, temperatura, curva, adversarios...). El *downhill skateboarding* requiere habilidades como el *air*

braking, virar, derrapar o trazar. Además, la habilidad de realizar una parada completa y rápida es crucial (Kamberg, 2017). El control de estas habilidades técnicas es muy relevante, tanto para ganar como para simplemente sobrevivir y poder continuar practicando este deporte de riesgo.

En este deporte, al igual que en otros de alta velocidad como el esquí alpino o los deportes de motor, las condiciones visomotoras desempeñan un papel importante, ya que son una herramienta de anticipación de la trayectoria a seguir (Tuhkanen et al., 2021), y por tanto provocan un control de la dirección del cuerpo. Pero en competición, ante un imprevisto por culpa de los adversarios, esta mirada y anticipación de trayectoria pasa a no poder desarrollarse con facilidad. Por lo tanto, parece lógico que, durante una carrera, los *riders* tengan comportamientos diferentes según su visibilidad, la posición de los rivales y su propia posición durante la carrera.

Los expertos en deportes de alta velocidad utilizan estrategias cognitivas específicas y procesos cerebrales predictivos para mejorar su rendimiento (Lappi, 2022). Lappi (2022) explora la jerarquía cognitiva en deportes de alta velocidad, como el automovilismo. Destaca tres niveles: navegación (selección de rutas), guía (definición de la ruta deseada) y control (coordinación sensoriomotriz). La idea central es que estos niveles procesen información de manera diferente, con una novedad en la interpretación de los conceptos centrales, como puntos de referencia y *waypoints*, integrados mediante *chunking*. Se pueden entender los *chunks* como patrones significativos almacenados en la memoria de trabajo y transferidos a la memoria a largo plazo. Con la experiencia, estos *chunks* permiten la identificación rápida de situaciones complejas con muchos elementos, lo cual aumenta la capacidad de codificar información a pesar de las limitaciones de la memoria de trabajo y la atención. Este modelo también se puede aplicar en el *downhill skateboarding*, donde la preparación previa visomotora y la toma de decisiones pueden desempeñar un papel clave en el rendimiento de los practicantes. Aunque los *chunks* puedan ayudar a actuar ante situaciones complejas, el campo de visión y la proximidad a los rivales pueden afectar a esta toma de decisiones.

Además, practicar este deporte implica un estrés psicológico, un efecto que varía durante la carrera, como en otros deportes de riesgo y de oposición (Reid y Lightfoot, 2019). Este estrés mental es omnipresente entre los atletas, junto con una percepción del riesgo y toma del riesgo que influye directamente sobre la toma de decisiones (Powell, 2007). Este estrés, que afecta a la fisiología y el funcionamiento del cuerpo, puede convertir los movimientos en menos fluidos e inefficientes (Reid y Lightfoot, 2019), lo cual puede provocar errores técnicos y de decisión. Sin embargo, la respuesta a ciertas situaciones desfavorables es muy individual y la experiencia puede ser uno de los motivos para la disminución del rendimiento (Barthel et al., 2020).

En resumen, *el downhill skateboarding* es un deporte en el que los patrones motrices de los competidores, las condiciones visomotoras, los mecanismos de anticipación, la toma de decisiones y el control emocional pueden desempeñar un papel crucial, ya que, como en los deportes de motor (Lappi, 2022), un pequeño error te puede hacer ganar o perder la carrera.

Dado que la competición analizada es de alto nivel y se presupone que todos los deportistas tienen una técnica altamente desarrollada, este trabajo se centró en analizar si el posicionamiento de los competidores durante una carrera de *downhill skateboarding* afecta a sus acciones, así como en investigar la existencia de un patrón motriz recurrente en esta modalidad competitiva.

Así pues, el objetivo principal era crear un instrumento, utilizando la metodología observacional, que permitiera detectar los comportamientos de los *riders* según el posicionamiento en la carrera y durante toda la bajada, para registrar y analizar la relación de las diferentes conductas de zona de frenada, tipo de frenada, trazado, estabilidad, *tuck* e interacciones con rivales. A posteriori, utilizando este instrumento, se registraron las conductas de los *riders* participantes en el estudio para hacer un análisis estadístico descriptivo y uno inferencial con análisis de la variancia ANOVA y chi cuadrado, para acabar de complementarlo con un análisis de *T-Patterns*. Eso puede proporcionar una comprensión más profunda de las dinámicas de la competición en este deporte, que ofrezca a los *riders* una orientación para mejorar su estrategia de competición y preparación.

Metodología

Diseño observacional

Para el estudio se utilizó un diseño observacional P/I/M (puntual, idiográfico y multidimensional) e intrasesional porque no hubo seguimiento temporal de los participantes a lo largo de las temporadas (Anguera et al., 2011). Puntual porque analizaba solo las semifinales y finales de la categoría Open de la competición en el circuito de Kozakov (República Checa); idiográfico porque se analizaban todos los participantes como una unidad, y multidimensional porque se analizaban diferentes dimensiones en relación con la posición de la carrera, la orientación del cuerpo y otros aspectos biomecánicos y de comportamiento.

Participantes

Se analizaron un total de 23 *riders* de entre 18 y 32 años, de los cuales 22 eran del sexo masculino y 1 del sexo femenino. Fueron analizados a través de 20 grabaciones

en vídeos de unos 3 minutos de diferentes competiciones (finales, semifinales y finales de consolación) en el circuito de Kozakov de los años 2015-2022. La categoría fue la de Open, la más alta y abierta a todo el mundo. Las grabaciones escogidas eran públicas (Youtube o Facebook de la IDF). Por lo tanto, siguiendo las guías de principios éticos descritas por la Asociación Americana de Psicología, al estar publicadas en internet y grabadas en un entorno natural, no se tuvo que pedir consentimiento informado a los participantes (American Psychological Association, 2017). El registro se hizo durante los meses de febrero y marzo del 2024.

Los criterios de inclusión de los vídeos analizados fueron los siguientes: poder hacer el seguimiento de, como mínimo, un participante durante toda la bajada, desde el comienzo de la carrera hasta que pasaban la línea de meta; una calidad de imagen lo bastante buena; y que en la grabación participaran, como mínimo dos competidores. El criterio de exclusión de la elección de las grabaciones y los competidores fue la inobservabilidad de las acciones del *rider* analizado durante toda la bajada. Si el competidor aparecía en más de un vídeo y cumplía los criterios de inclusión, se seleccionó el más reciente.

Materiales e instrumentos

El instrumento de registro fue LINCE PLUS (Soto et al., 2019, 2022) en su versión 1.3.2. para Mac Os Catalina 10.15.7.

En la Tabla 1 presentamos el instrumento de observación con ejemplificaciones de algunos de los criterios y categorías. Para el análisis de *T-Patterns*, se eliminaron los criterios de *stance*, tiempo en *tuck* y orientación del cuerpo en la curva porque no proporcionaban información secuencial significativa o consistente, ya que son aspectos estáticos o que varían de manera independiente de las secuencias conductuales clave analizadas en este estudio.

El estudio de patrones temporales (*T-Patterns*) en el deporte se concibe como un método de análisis de datos observacionales que, mediante un algoritmo matemático, hace visibles conductas ordenadas de manera secuencial y temporal (Bakeman y Quera, 2011; Camerino et al., 2014). También podemos definir los *T-Patterns* como los acontecimientos que tienen lugar concurrente o secuencialmente con más frecuencia de la que se esperaría aleatoriamente si todos los acontecimientos estuvieran distribuidos de manera independiente (Anguera et al., 2023). Es decir, es una manera de descubrir, sistematizar y analizar estructuras regulares de conducta (Magnusson, 2020). El estudio de *T-Patterns* ha sido de gran utilidad en diferentes contextos deportivos y educativos (Castañer et al., 2020; Prieto et al., 2016).

Tabla 1

Instrumento de observación para el análisis observacional del downhill skateboarding (OSKATE).

Criterios	Categorías	Código	Descripción
1. Stance	Goofy Regular	GOOF REGU	Pierna derecha delantera Pierna izquierda delantera
2. Posición en la carrera	1. ^º 2. ^º 3. ^º 4. ^º	UNO DOS TRES CUAT	Rider en primera posición Rider en segunda posición Rider en tercera posición Rider en cuarta posición
3. Salida	Máxima Media-baja	MAX MEDB	Salida rápida, patadas potentes. Primeras rápidas y cortas, después con más ADM > 9 Salida con patadas lentas, pocas (< 10) o se deja caer por la pendiente
4. Tiempo en tuck	Inicio tuck Final tuck	ITUC FTUC	Inicio de la postura en <i>tuck</i> Final de la postura en <i>tuck</i>
			
5. Zona de frenada	Lejos curva Antes curva Entrando curva Saliendo curva Contra-curva	LEJ AC EC SC CONTR	La frenada se realiza durante una recta o zona sin curvas pronunciadas y lejos de la curva. No se ve la curva principal La frenada se realiza en una recta o zona sin curvas pronunciadas, antes de hacer el trazado de la curva La frenada se realiza empalmándose con el trazado de la curva. 1. ^a mitad del trazado, antes del <i>apex</i> La frenada se realiza acabando el trazado de la curva. 2. ^a mitad del trazado, después del <i>apex</i> La frenada se realiza del lado contrario a la curva principal. Si la curva va de <i>toeside</i> , se derrapa de <i>heelside</i> antes de llegar

Tabla 1 (Continuación)

Instrumento de observación para el análisis observacional del downhill skateboarding (OSKATE).

Criterios	Categorías	Código	Descripción
6. Frenada	<i>Carving Airbrake</i>	CARV AIRB	Frenada por pérdida de direccionalidad. El <i>rider</i> dirige la tabla hacia los lados para no tener una trayectoria tan recta Frenada por fricción del aire abriendo los brazos como un pájaro y adoptando una postura más derecha
		CAIR	Combinación de frenada por pérdida de direccionalidad y fricción del aire
		FOOT	Frenada haciendo contacto con uno de los pies en el suelo
		GLOV	Derrapada poniendo las manos con guantes en el suelo
		STAN	Derrapada sin poner las manos en el suelo
7. Orientación del cuerpo en la curva	<i>Toeside Heelside</i>	TOE HEEL	El cuerpo y la punta de los pies están orientados al interior de la curva La espalda y los talones están orientados al interior de la curva

Tabla 1 (Continuación)

Instrumento de observación para el análisis observacional del downhill skateboarding (OSKATE).

Criterios	Categorías	Código	Descripción
8. Trazadas	Interior	INT	Todo el trazado en el tercio interior de la curva
	Exterior	EXT	Todo el trazado en el tercio exterior de la curva
	Exterior-Interior-Exterior	EIE	Combinación de exterior al entrar en la curva, interior en el <i>apex</i> y exterior a la salida
	Exterior-Central-Exterior	ECE	Combinación de exterior al entrar en la curva, central en el <i>apex</i> y exterior a la salida
	Exterior-Central-Central	ECC	Combinación de exterior al entrar en la curva, central en el <i>apex</i> y central a la salida
	Exterior-Interior-Central	EIC	Combinación de exterior al entrar en la curva, interior en el <i>apex</i> y central a la salida
	Interior-Central-Exterior	ICE	Combinación de interior al entrar en la curva, tercio central en el <i>apex</i> y exterior a la salida
	Interior-Interior-Exterior	IIE	Combinación de tercio interior al entrar en la curva, interior en el <i>apex</i> y exterior a la salida
	Central	CENT	Todo el trazado en el tercio central de la curva
	Central-Central-Exterior	CCE	Combinación de central al entrar en la curva, central en el <i>apex</i> y exterior a la salida
	Central-Central-Interior	CCI	Combinación de central al entrar en la curva, central en el <i>apex</i> e interior a la salida
	Central-Interior-Central	CIC	Combinación de tercio central al entrar en la curva, interior en el <i>apex</i> y central a la salida
9. Postura y estabilidad en curva	<i>Tuck lean</i>	TUCKL	Trazado de la curva sin romper la postura en <i>tuck</i>
	Establo	EST	Tabla sin oscilaciones hacia los lados y brazos escondidos en la espalda/culo o abiertos sin oscilaciones
	Pequeñas oscilaciones tabla	OSCT	Pequeños reequilibrios de los pies para dirigir con más precisión
	Oscilaciones brazos	OSCB	Reequilibrios de los brazos para dirigir con más precisión
	Oscilaciones tabla y brazos	OSCTB	Reequilibrios muy evidentes de pies y brazos
	Speedwobble	SPEED	Pérdida de control temporal de la tabla, oscilaciones bruscas de lado a lado de la tabla
10. Interacción rivales	Se mantiene detrás	MANTD	El <i>rider</i> reduce la velocidad para no chocar con el rival y se mantiene detrás de él
	Rebufo	REB	El <i>rider</i> aprovecha el rebufo del rival para acercarse
	Adelantamiento interior curva	AVIR	El <i>rider</i> adelanta al rival por el interior de la curva
	Adelantamiento exterior curva	AVER	El <i>rider</i> adelanta al rival por el exterior de la curva
	Adelantamiento recta	AVR	El <i>rider</i> adelanta al rival en una recta
	Contacto en recta	CONRECT	El <i>rider</i> contacta suavemente con el rival en una recta
	Contacto en curva	CONREV	El <i>rider</i> contacta suavemente con el rival en una curva, sin interferir en la línea del rival
	Esquivar (<i>rider caido</i>)	IZQ	El <i>rider</i> esquiva al rival que se ha caído en medio de la carretera



Procedimiento

El diseño del instrumento observacional y su proceso de validación se efectuaron en tres etapas sucesivas: primero se hizo una revisión de la literatura y elección de los principales criterios y categorías a incorporar en el instrumento, para después elaborar una propuesta de instrumento de observación con expertos en metodología observacional y en la especialidad deportiva estudiada. Para acabar, pasamos a una comprobación de la validez de contenido del instrumento observacional creado a través de un panel de expertos, para asegurar que medimos lo que pretendemos en nuestro objetivo.

Esta tercera fase de validación se llevó a cabo mediante el criterio de autoridad (Anguera y Blanco, 2003) expresado por el juicio de un panel de 13 personas expertas. Estas personas contaban con una experiencia superior a los 4 años en competiciones internacionales, algunos con podios mundiales y, entre otras, titulaciones como Técnico de Nivel 1 de *Skateboarding* o graduados en Ciencias de la Actividad Física y del Deporte. Los expertos evaluaron, mediante una encuesta elaborada con Google Forms, cada uno de los 10 criterios del instrumento de observación, asignando una respuesta de validación (SÍ o NO) a cada una de las 46 categorías del instrumento. El principal objetivo de esta fase era validar el instrumento utilizando una metodología basada en el porcentaje de coincidencias positivas, considerando las respuestas SÍ-SÍ como indicador de consenso positivo sobre la validez de los criterios.

Para analizar los datos, se calculó el porcentaje de coincidencias positivas ($n = 3289$), correspondientes a las respuestas coincidentes afirmativas entre los expertos, sobre el total de posibles coincidencias ($n = 3588$). Este porcentaje se obtuvo contrastando las respuestas de cada experto ($n = 46$) con las de los otros expertos ($n = 12$) de manera individual. Así, se obtuvo una proporción de coincidencias positivas del 91.7 %, lo cual refleja un alto nivel de acuerdo entre los expertos en la validación de los criterios propuestos.

Para asegurar la precisión de los resultados, se calculó un intervalo de confianza del 95 % utilizando el modelo binomial aplicado con la función `binom.test()` de RStudio (© 2009-2021 RStudio, PBC v.1.4.1717). Los resultados proporcionaron un intervalo de confianza que oscilaba entre el 90.7 % y el 92.6 %, el cual reafirmaba la robustez del porcentaje de coincidencias observado y, por lo tanto, la validez del instrumento de observación. Después de la validación del instrumento y de un periodo de entrenamiento en su uso, un experto del deporte y uno de los autores del estudio hicieron un total de 63 registros en el análisis de dos

bajadas diferentes. Se calculó la fiabilidad inter-observador comparando los registros del experto con los del autor a través de LINCE PLUS y se obtuvo un índice estadístico de kappa de .983. En cuanto a la fiabilidad intra-observador, el autor repitió el registro en dos ocasiones, con un intervalo de 10 días, y obtuvo un índice de kappa de .988. Una vez finalizado el proceso de fiabilidad, se registraron los datos de todos los participantes a través de LINCE PLUS. Después, se exportaron los resultados en .csv y .txt para analizarlos posteriormente.

Análisis de datos

Los datos descriptivos, referentes al recuento de las variables cualitativas del estudio (los criterios y las categorías del instrumento de observación (OSKATE)), se presentan con frecuencias y porcentajes (Tabla 2). Para las variables cuantitativas del estudio (tiempo en *tuck*, duración del *tuck*, frenadas y registros), se comprueba la normalidad de la distribución de datos y se presenta la tendencia y variación y los valores mínimos y máximos (Tabla 3): para aquellas con distribución simétrica, se presentan la media y la desviación estándar; para aquellas con distribución asimétrica, se presentan la mediana y su amplitud intercuartil.

Para analizar la relación entre las variables cuantitativas y el posicionamiento final se comprobó el supuesto de normalidad con la prueba de Shapiro-Wilk y su homocedasticidad con el test de Levene (Tabla 3). Para comprobar la dependencia de las variables, se realizó un análisis de la variancia ANOVA, obtenida a través de la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis, y se compararon los resultados según la posición final del competidor y añadiendo la magnitud del efecto a través de eta al cuadrado (η^2), donde $\eta^2 < .1$ es el efecto insignificante; $.1 < \eta^2 < .25$ es el efecto pequeño; $.25 < \eta^2 < .37$ es el efecto medio; y $\eta^2 > .37$ es el efecto importante (Tabla 3).

Para hacer un análisis estadístico comparativo del comportamiento, según el posicionamiento en la carrera, se analizó la relación entre las siguientes variables cualitativas: el posicionamiento en carrera, la salida, el tiempo en *tuck*, las zonas y el tipo de frenadas, la orientación y los trazados de la curva, la postura y la estabilidad durante la curva, el número de curva y la interacción con los rivales. La valoración de la dependencia entre las diferentes variables cualitativas se realizó mediante tablas de contingencia con la prueba de chi cuadrado con la corrección de Yates (χ^2_{cor}), estimando la intensidad de asociación mediante la V de Cramer (V), siendo $V \geq .04$ efecto pequeño, $V \geq .13$ efecto moderado y $V \geq .22$ efecto grande (Tabla 4).

El nivel de significación en todas las pruebas fue de $p < .05$ y se ejecutaron con el *software* informático JASP versión 0.18.1 (Jasp Team, 2024) y Microsoft Excel versión 16.66.1, ambos programas para MacOs Catalina 10.15.7.

Finalmente, para efectuar un análisis de T-Patterns, exportamos el registro en formato .txt al *software* Theme6Edu versión 08 (Magnusson, 2017) con los siguientes criterios de búsqueda: a) presencia de al menos 3 T-Patterns; b) ajuste de reducción de la redundancia del 90 % para la incidencia de T-Patterns similares, c) nivel de significación de .001, y d) opción *Fast* activada al modo de intervalos críticos.

Los datos se publicaron en el Repositorio de Datos de Investigación (CORA) en el siguiente enlace: <https://doi.org/10.34810/data1346> (Aixa-Requena, 2024).

Resultados

Estadística descriptiva e inferencial

En los resultados presentados en la Tabla 2 se puede observar cómo el 100 % de los *riders* hicieron una salida máxima; de estos un 78 % eran *regulars* (pierna izquierda delante). El total de acciones estaba distribuido bastante equitativamente entre los que acababan en 1.ª, 2.ª o 3.ª posición (~30 %). La mayoría de frenadas fueron entrando en la curva (53 %) y derrapando con los guantes en el suelo (81 %). La mayoría de los trazados de las diferentes curvas fueron de exterior-interior-exterior (64 %) y estables (73 %). De las interacciones con los rivales, hay que destacar el 48 % de adelantamientos, el 29 % de rebufo y el 20 % de mantenimiento detrás del contrincante.

Tabla 2
Datos descriptivos de frecuencias de categorías.

Criterios	Categorías	Código	Frecuencia	Porcentaje
Stance	Goofy	GOOF	5	21.74
	Regular	REGU	18	78.26
Salida	Media-baja	MEDB	0	0
	Máxima	MAX	23	100
Acciones según posición	1.º	UNO	255	30.69
	2.º	DOS	292	35.14
	3.º	TRES	256	30.81
	4.º	CUAT	28	3.37
Zonas de frenada	En recta lejos curva	LEJ	10	8.62
	En recta justo antes curva	JAC	9	7.76
	Entrando curva	EC	62	53.45
	Saliendo curva	SC	3	2.59
	Contra-curva	CONTR	32	27.59
Frenada	Carving	CARV	2	1.72
	Airbrake	AIRB	8	6.90
	Carving + Airbrake	CAIR	9	7.76
	Footbrake	FOOT	0	0
	Gloves slide	GLOV	95	81.90
	Standup slide	STAN	2	1.72
Trazados	Interior	INT	1	0.84
	Exterior	EXT	0	0
	Exterior-Interior-Exterior	EIE	77	64.71
	Exterior-Central-Exterior	ECE	7	5.88
	Exterior-Central-Central	ECC	3	2.52
	Exterior-Interior-Central	EIC	23	19.33
	Interior-Central-Exterior	ICE	0	0
	Interior-Interior-Exterior	IIE	0	0
	Central	CEN	1	0.84
	Central-Central-Exterior	CCE	2	1.68
	Central-Central-Central	CCI	0	0
	Central-Interior-Central	CIC	5	4.20

Tabla 2 (Continuación)

Datos descriptivos de frecuencias de categorías.

Criterios	Categorías	Código	Frecuencia	Porcentaje
Postura y estabilidad en curva	<i>Tuck lean</i>	TUCKL	2	1.71
	Estable	EST	86	73.50
	Pequeñas oscilaciones tabla	OSCT	7	5.98
	Oscilaciones brazos	OSCB	16	13.68
	Oscilaciones tabla y brazos	OSCTB	5	4.27
	<i>Speedwobble</i>	SPEED	1	0.86
Interacción rivales	Se mantiene detrás	MANTD	15	20.27
	Rebufo	REB	22	29.73
	Adelantamiento interior curva	ADIC	7	9.50
	Adelantamiento exterior curva	ADEC	2	2.70
	Adelantamiento recta	ADR	27	36.49
	Contacto en recta	CONRECT	1	1.35
	Contacto en curva	CONCUR	0	0
	Esquivar (<i>rider caído</i>)	ESQ	0	0

Tabla 3

Datos descriptivos e inferenciales de variables cuantitativas globales y según posición final.

Variables	Posición final	n	Tendencia y Variación	Mínimo	Máximo	IC 95 %		Levene		ANOVA		
						LI	LS	F (3.19)	p	Estadístico	p	η^2
Tiempo <i>tuck</i> (s)	Global	23	86 (14.50) ^a	14	97							
Duración <i>tucks</i> (s)	Global	120	12 (11.25) ^a	1	46							
Frenadas	Global	23	5.04 \pm 2.46 ^b	4	9							
Registros	Global	23	37.13 \pm 6.88 ^b	19	49							
Registros	1r	6	37.17 \pm 4.71 ^b	31	42	33.40	40.93	2.853	.065	2.925	.403	.087
	2n	13	36.69 \pm 8.35 ^b	19	49	32.15	41.23					
	3r	2	43 \pm 1.41 ^b	42	44	41.04	44.96					
	4t	2	34 \pm 1.41 ^b	33	35	32.04	35.96					
Tiempo en <i>tuck</i>	1r	6	86 (7.75) ^a	82	92	82.93	90.07	3.130	.050	1.809	.613	.108
	2n	13	78 (28) ^a	14	97	60.63	87.22					
	3r	2	82 (6) ^a	76	88	70.24	93.76					
	4t	2	90.50 (4.50) ^a	86	95	81.68	99.32					
Frenadas	1r	6	5.83 \pm 1.33 ^b	4	8	4.77	6.90	2.388	.101	1.481	.687	.078
	2n	13	4.46 \pm 3.05 ^b	4	9	2.81	6.12					
	3r	2	5.50 \pm 0.71 ^b	5	6	4.52	6.48					
	4t	2	6 \pm 1.41 ^b	5	7	4.04	7.96					

Nota. ^a Mediana (IQR). ^b Media \pm Desviación estándar. LI = Límite inferior. LS = Límite superior.Valores de ANOVA obtenidos a través de la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis. $\eta^2 < .1$ efecto trivial. $.1 < \eta^2 < .25$ efecto pequeño. $.25 < \eta^2 < .37$ efecto medio. $\eta^2 > .37$ efecto importante.

Tabla 4*Independencia entre variables cualitativas.*

Relación de variables	<i>n</i>	χ^2_{cc}	Df	<i>p</i>	<i>V</i>
Zona frenada – Frenada	116	124.380	16	< .001***	.518
Trazado – Estabilidad	117	58.143	35	.008**	.315
Posición durante – Zona frenada	116	13.571	12	.329	-
Posición durante – Frenada	116	8.632	12	.734	-
Posición durante - Trazados	117	13.330	21	.897	-
Posición durante - Estabilidad	117	18.921	15	.217	-
Posición durante - Interacciones	74	79.910	15	< .001***	.600
Nº curva – Frenada	116	26.854	16	.043*	.241
Nº curva – Zona frenada	116	71.370	16	< .001***	.392
Nº curva - Trazados	117	38.323	28	.092	-
Nº curva - Estabilidad	117	21.542	20	.366	-

Nota. χ^2_{cc} = chi cuadrado con corrección de continuidad o corrección de Yates.* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$ *V* = *V* de Cramer: $V \geq .04$ efecto pequeño, $V \geq .13$ efecto moderado, $V \geq .22$ efecto grande.

Los datos descriptivos referentes al recuento global de las variables cuantitativas de estudio se pueden encontrar resumidos en la Tabla 3 con su tendencia, variación, mínimo y máximo. En esta tabla, se observa que la tendencia del tiempo en *tuck* total durante una carrera era de 86 segundos, con una duración de 12 segundos cada vez que se hacía la postura mencionada. En general, los *riders* frenaron un total de unas 5 veces (5.04 ± 2.46) por carrera y se realizaron unos 37 registros (37.13 ± 6.88) por competidor.

Los mismos datos distribuidos según la posición final se pueden ver también en la Tabla 3, con el añadido del intervalo de confianza (IC 95 %) y los datos referentes al análisis de la variancia. En dicha Tabla 3, se puede ver que no hay ninguna variable que tenga diferencias significativas en la comparación según posición final (p -ANOVA $> .05$), ni en el total de registros (estadístico = 2.925; $p = .403$; $\eta^2 = .087$), el tiempo en *tuck* total (estadístico = 1.809; $p = .613$; $\eta^2 = .108$) o el total de frenadas (estadístico = 1.481; $p = .687$; $\eta^2 = .078$), y todos con una magnitud del efecto trivial ($< .1$) η^2 o pequeño ($.1 < \eta^2 < .25$).

En la Tabla 4, se puede observar la interdependencia entre las diferentes variables cualitativas. Destacan aquellas en las que se detectó una dependencia significativa, como la zona de frenada y la frenada ($\chi^2_{cc}(16, N = 116) = 124.380$; $p < .001$; $V = .518$), el trazado y la estabilidad en la curva ($\chi^2_{cc}(35, N = 117) = 58.143$; $p = .008$; $V = .315$), las interacciones y la posición durante la carrera ($\chi^2_{cc}(15, N = 74) = 79.910$; $p < .001$; $V = .600$), el número de curva y la frenada ($\chi^2_{cc}(16, N = 116) = 26.854$; $p = .043$; $V = .241$) y el número de

curva y la zona de frenada ($\chi^2_{cc}(16, N = 116) = 71.370$; $p < .001$; $V = .319$). Todas con una magnitud del efecto grande ($V \geq .22$).

Análisis de *T-Patterns*

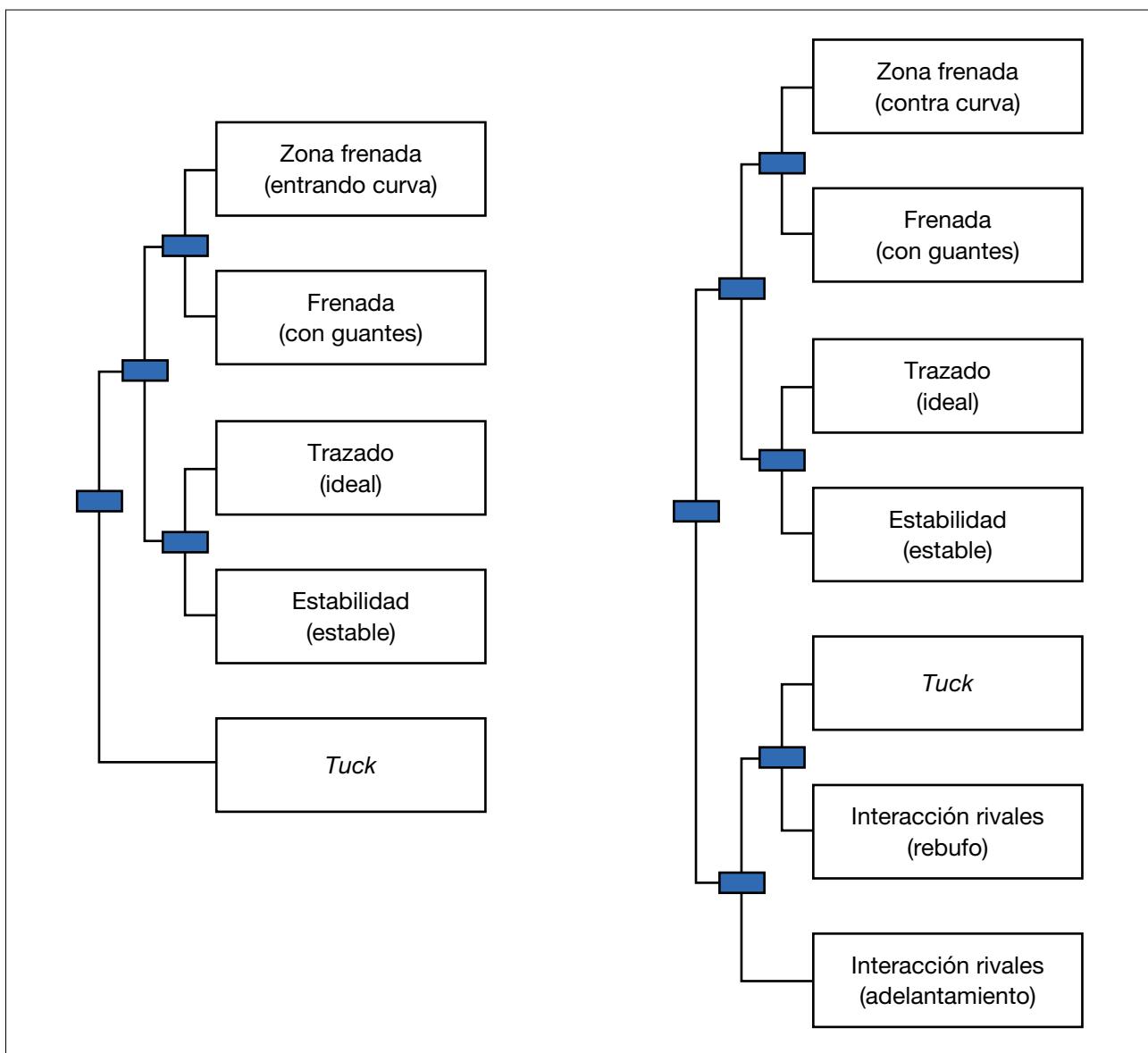
En la observación de los resultados extraídos de Theme6Edu, se evidencian unos patrones motrices recurrentes y rápidos durante una carrera de *downhill skateboarding*, en dos tipos de figuras: a) *T-Patterns* obtenidos, que la Figura 1 ilustra en forma de dendrograma o gráfico de árbol, los cuales indican los patrones más relevantes a lo largo de las diferentes carreras y participantes; y b) representación de uno de estos patrones detectados a través de una secuencia de imágenes de estos acontecimientos y su ilustración (Figura 2).

En el dendrograma de conductas de la Figura 1, se recogen las dos sucesiones de patrones típicos que aparecieron al analizar los comportamientos de los participantes durante la competición. Estos son patrones que siguen una sucesión temporal en un intervalo pequeño de tiempo. La sucesión no se diferenciaba entre el posicionamiento de los participantes. Los patrones mencionados seguían una secuencia de zona de frenada – frenada – trazado – estabilidad – *tuck* (+ interacción rivales) que ejemplificamos en la Figura 2.

Finalmente, presentamos un ejemplo de lo que normalmente sucede en la carrera: una repetición enlazada del patrón expuesto anteriormente (zona de frenada – frenada – trazado – estabilidad – *tuck*), en concreto, de un *rider* en 3.^a posición (Figura 3).

Figura 1

Dendograma de T-Patterns detectados en toda la muestra en una carrera de downhill skateboarding.

**Figura 2**

Ejemplificación de un patrón típico de los competidores.

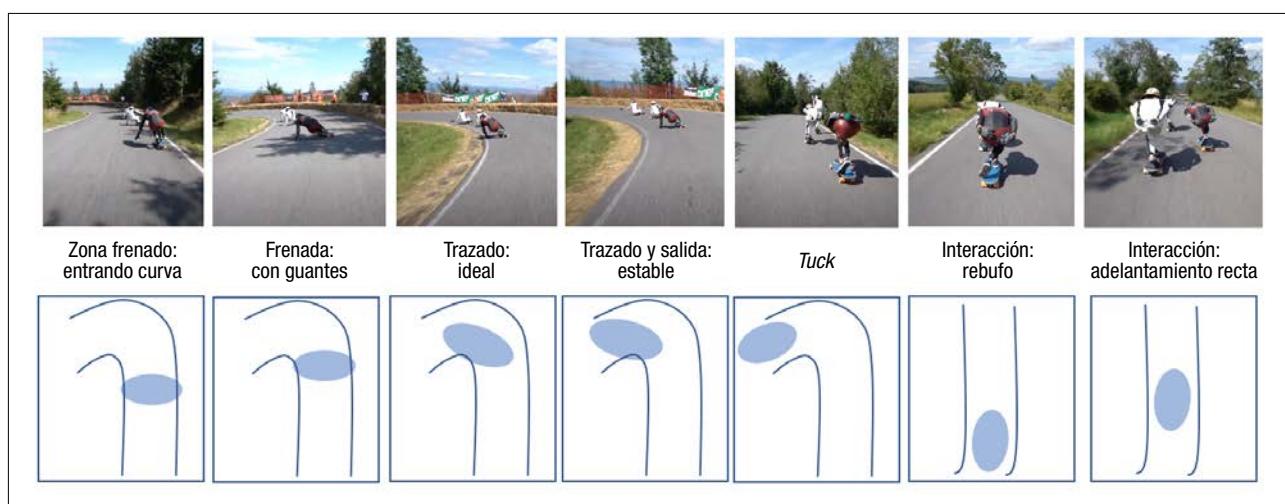
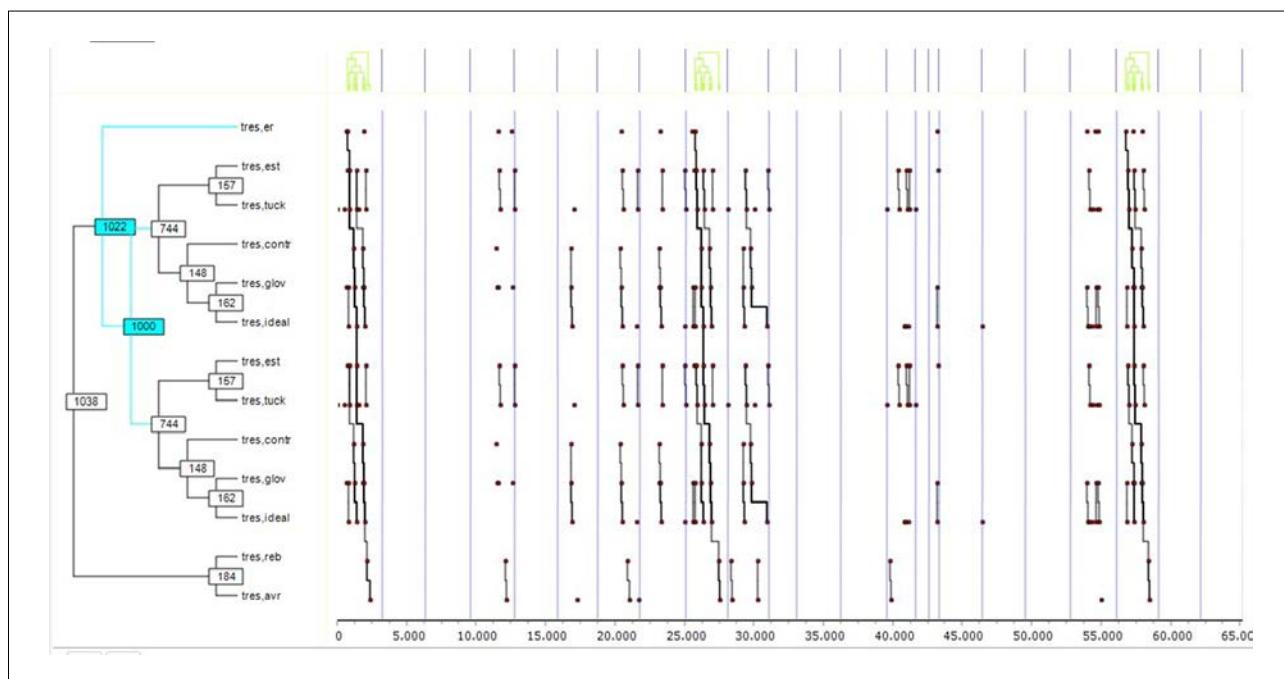


Figura 3

Ejemplo de dendograma de T-Patterns de un rider en 3.ª posición.



Discusión

El objetivo principal del presente estudio era construir un instrumento de observación que permitiera analizar las diferencias en los comportamientos según el posicionamiento de los participantes durante la carrera. Los datos obtenidos muestran resultados parecidos en los comportamientos de los competidores según su posicionamiento. En la mayoría de los casos, los participantes frenaban entrando en la curva o de contra curva, con los guantes en el suelo, y hacían un trazado de exterior-interior-exterior estable. Por lo tanto, no se han detectado diferencias estadísticamente significativas en las acciones de los competidores según el posicionamiento, excepto en las interacciones, las cuales sí que han mostrado variaciones en el tipo y la cantidad según el posicionamiento; los de primera y cuarta posición son los *riders* con menos interacciones. Los *T-Patterns* tampoco varían según el posicionamiento durante la carrera y el patrón más típico es el de una secuencia de zona de frenada – frenada – trazado – estabilidad – *tuck* (+ interacción rivales). No obstante, las variables como la zona, el tipo de frenada, la estabilidad, el trazado y la curva sí que mantenían relación de dependencia entre ellas.

Estos datos pueden chocar con los hallados en los deportes de motor. Por ejemplo, normalmente los pilotos tienen que ir ajustando qué trazado realizarán según las condiciones de la carrera (posición, localización de los rivales delante o detrás, condiciones de la carretera...), cosa que requiere grandes niveles de concentración para no

tener accidentes (Ledesma et al., 2015). A veces, esta línea óptima se puede ver afectada por una lucha por la posición y los adelantamientos (Heilmeier et al., 2018) o incluso por el estado psicofisiológico de los competidores (Filho et al., 2015). Por lo tanto, el entorno de competición, teóricamente, tendría que afectar al comportamiento y las estrategias de careo de las curvas de los participantes. Ahora bien, si no hay nada que impida tomar la mejor línea, los pilotos tienden a tener un patrón muy estable del paso de la curva, de acuerdo con su estilo (Löckel et al., 2022).

Este último parece ser el caso de esta investigación, donde en general el comportamiento de los competidores no varía según el posicionamiento, ya que no se han producido muchas situaciones de lucha de la posición donde los rivales interferían en el trazado de una línea óptima. Por el mismo motivo, en el presente trabajo los *T-patterns* tampoco varían según el posicionamiento durante la carrera. Las diferencias en las interacciones según la posición se podrían explicar porque los que estaban en primera posición no solían tener interacción con los rivales y los que estaban en cuarta posición normalmente se quedaban atrás desde el inicio y no recuperaban la posición. Por lo tanto, la mayoría de interacciones se daba en segunda y tercera posición.

Las variables como la zona de frenada, el tipo de frenada, la estabilidad, el trazado y la curva tenían una relación de dependencia entre ellas, probablemente porque a cada curva se utilizaba una estrategia de trazado diferente, independientemente del competidor y de su posicionamiento.

Una limitación del estudio es la incapacidad de determinar si los comportamientos registrados son una respuesta a los movimientos de los rivales. A causa de la falta de visibilidad de las acciones de los rivales, especialmente aquellos situados en frente, la comprensión completa de la dinámica de las acciones de los corredores queda restringida. Asimismo, la ausencia de datos telemétricos puede haber limitado la comprensión completa del comportamiento de los corredores.

Así pues, los resultados de este estudio sugieren que las acciones en una carrera de *downhill skateboarding* pueden variar significativamente según el contexto de la competición. Eso tiene implicaciones importantes para la elección de circuitos donde competir y el entrenamiento de los competidores. Esta información puede ayudar a los competidores y entrenadores a escoger los contenidos de entrenamiento de manera más adecuada según la naturaleza de la competición. Por ejemplo, si en un circuito no hay muchas interacciones y el comportamiento de los *riders* no varía según el posicionamiento, los contenidos de entrenamiento previos a aquella competición podrán ser más técnicos y enfocarse en el trazado ideal de las curvas. En este caso, ello beneficiará a los competidores que no son tan buenos compitiendo en espacios compartidos, pero que sí destacan en las rondas clasificatorias. Por lo tanto, también puede ayudar a la elección de competiciones en las que participar.

Las futuras investigaciones podrían explorar otros factores como el análisis de comportamiento según las acciones de los rivales, junto con datos telemétricos para obtener una “radiografía” de lo que pasa en una carrera de *downhill skateboarding*.

Conclusiones

En el circuito de Kozakov, no se encontraron diferencias estadísticamente significativas en los comportamientos y patrones de carrera según el posicionamiento de los competidores. No obstante, las variables como la zona de frenada, el tipo de frenada, la estabilidad, el trazado y la curva sí que mantenían relación de dependencia entre ellas, probablemente por la estrategia de afrontamiento de cada curva. Es esencial explorar otros circuitos para determinar si este fenómeno es específico de Kozakov o si se puede generalizar en otros circuitos con características similares o diferentes.

El instrumento de observación (OSKATE) propuesto en este trabajo ha demostrado ser útil para analizar los comportamientos de los *riders* en competición y puede contribuir a adaptar los entrenamientos en función de sus necesidades. Se recomienda a las personas especialistas de esta disciplina utilizar el instrumento OSKATE.

Para futuras investigaciones, el uso de más cámaras y ángulos de visión, así como de datos telemétricos, podría mejorar sustancialmente la comprensión de los patrones de comportamiento de los competidores, aunque eso requeriría una inversión económica significativa.

Agradecimientos

Los autores agradecen el reconocimiento del Instituto Nacional de Educación Física de Cataluña (INEFC). El Departamento de Investigación y Universidades de la Generalitat de Catalunya, y el Grupo de Investigación e Innovación en Diseño (GRID). Tecnología y aplicación multimedia y digital a los diseños observacionales (Código: 2021 SGR 00718). El proyecto del Gobierno español: Integración entre datos observacionales y datos provenientes de sensores externos: Evolución del software LINCE PLUS y desarrollo de la aplicación móvil para la optimización del deporte y la actividad física beneficiosa para la salud (EXP7474847) (2023). Ministerio de Cultura y Deporte (CSD). La Universidad de Lleida y el Grupo de Investigación Movimiento Humano (2021 SGR 01619).

Referencias

- Aixa-Requena, S. (2024). *Accions en el downhill skateboarding de competició*. CORA. Repositori de Dades de Recerca, V1. Universitat de Barcelona. <https://doi.org/10.34810/data1346>
- American Psychological Association. (2017). *Ethical principles of psychologists and code of conduct*. <https://www.apa.org/ethics/code>
- Amtmann, J., Loch, K., Todd, C. S. & Spath, W. (2013). Heart Rate Effects of Longboard Skateboarding. *Intermountain Journal of Sciences*, 19(1-4), 22–27.
- Anguera, M. T. & Blanco, A. (2003). Registro y codificación en el comportamiento deportivo. *Psicología del Deporte*, 2, 6–34.
- Anguera, M. T., Blanco, A., Hernández, A. & Losada, J. L. (2011). Diseños Observacionales: Ajuste y aplicación en psicología del deporte. *Cuadernos de Psicología del Deporte*, 11(2), 63–76.
- Anguera, M. T., Jonsson, G. K., Escolano-Pérez, E., Sánchez-Lopez, C. R., Losada, J. L. & Portell, M. (2023). T-pattern detection in the scientific literature of this century: A systematic review. *Frontiers in Psychology*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1085980>
- Bakeman, R. & Quera, V. (2011). *Sequential Analysis and Observational Methods for the Behavioral Sciences*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139017343>
- Barthel, S. C., Buckingham, T. M., Haft, C. E., Bechtolsheimer, J. E., Bechtolsheimer, T. A. & Ferguson, D. P. (2020). A Comparison of the Physiological Responses in Professional and Amateur Sports Car Racing Drivers. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 91(4), 562–573. <https://doi.org/10.1080/02701367.2019.1690120>
- Board, W. J. & Browning, R. C. (2014). Self-selected speeds and metabolic cost of longboard skateboarding. *European Journal of Applied Physiology*, 114(11), 2381–2386. <https://doi.org/10.1007/s00421-014-2959-x>
- Camerino, O., Prieto, I., Lapresa, D., Guitérrez, A. & Hileno, R. (2014). Detección de T-patterns en la observación de deportes de combate. *Revista de Psicología del Deporte*, 23(1), 147–155.
- Castañer, M., Aiello, S., Prat, Q., Andueza, J., Crescimanno, G. & Camerino, O. (2020). Impulsivity and physical activity: A T-Pattern detection of motor behavior profiles. *Physiology & Behavior*, 219, 112849. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2020.112849>

- Castañer, M. & Camerino, O. (2022). *Enfoque dinámico e integrado de la motricidad (EDIM). De la teoría a la práctica*. Edicions de la Universitat de Lleida.
- Filho, E., Di Fronso, S., Mazzoni, C., Robazza, C., Bortoli, L. & Bertollo, M. (2015). My heart is racing! Psychophysiological dynamics of skilled racecar drivers. *Journal of Sports Sciences*, 33(9), 945–959. <https://doi.org/10.1080/02640414.2014.977940>
- Hart, J. H., Allen, T. & Holroyd, M. (2010). Downhill skateboard aerodynamics. *Procedia Engineering*, 2(2), 2523–2528. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2010.04.026>
- Heilmeier, A., Graf, M. & Lienkamp, M. (2018). A Race Simulation for Strategy Decisions in Circuit Motorsports. *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018-Novem, 2986–2993. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2018.8570012>
- Jasp Team. (2024). JASP (Version 0.18.1) [Computer software]. <https://jasp-stats.org/>.
- Kamberg, M.-L. (2017). *Longboarding* (1st ed.). The Rosen Publishing Group.
- Lappi, O. (2022). Egocentric Chunking in the Predictive Brain: A Cognitive Basis of Expert Performance in High-Speed Sports. *Frontiers in Human Neuroscience*, 16, 822887. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.822887>
- Ledesma, C., Choo, W. & Hale, P. (2015). *Real-time decision making in motorsports : analytics for improving professional car race strategy*. Massachusetts Institute of Technology.
- Löckel, S., Kretsch, A., van Vliet, P. & Peters, J. (2022). Identification and modelling of race driving styles. *Vehicle System Dynamics*, 60(8), 2890–2918. <https://doi.org/10.1080/00423114.2021.1930070>
- Magnusson, M. S. (2017). *Theme6Edu* (Version 08.06.2017) [Computer software]. www.patternvision.com.
- Magnusson, M. S. (2020). T-Pattern Detection and Analysis (TPA) With THEMETM: A Mixed Methods Approach. *Frontiers in Psychology*, 10, 2663. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02663>
- Pereira da Silva, R., Henrique, L., Nascimento, K., Henrique, L., Guedes, K. M., Junior, D. P. G. & Madureira, F. (2017). Efeito de Oito Semanas de Treinamento de Força na Performance do Gesto Motor “Tuck” ou Base em Atletas Profissionais de Downhill Speed Skate Stand-up. *Revista Científica de Saúde*, 1(2), 1–14.
- Platzer, H. P., Raschner, C., Patterson, C. & Lembert, S. (2009). Comparison of physical characteristics and performance among elite snowboarders. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 23(5), 1427–1432. <https://doi.org/10.1519/JSC.0B013E3181AA1D9F>
- Powell, C. (2007). The Perception of Risk and Risk Taking Behavior: Implications for Incident Prevention Strategies. *Wilderness & Environmental Medicine*, 18(1), 10–15. [https://doi.org/10.1580/1080-6032\(2007\)18\[10:TPORAR\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1580/1080-6032(2007)18[10:TPORAR]2.0.CO;2)
- Prentiss, A. M., Skelton, R. R., Eldredge, N. & Quinn, C. (2011). Get Rad! The Evolution of the Skateboard Deck. *Evolution: Education and Outreach*, 4(3), 379–389. <https://doi.org/10.1007/s12052-011-0347-0>
- Prieto, I., Gutiérrez, A., Camerino, O. & Anguera, M. T. (2016). Typical Errors and Behavioral Sequences in Judo Techniques: Knowledge of Performance and the Analysis of T-Patterns in Relation to Teaching and Learning the Ouchi-Gari Throw. In *Neuromethods* (Vol. 111, pp. 143–153). Humana Press Inc. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-3249-8_7
- Reid, M. B. & Lightfoot, J. T. (2019). The Physiology of Auto Racing. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 51(12), 2548–2562. <https://doi.org/10.1249/MSS.0000000000002070>
- Russell, K. W., Katz, M. G., Short, S. S., Scaife, E. R. & Fenton, S. J. (2019). Longboard injuries treated at a level 1 pediatric trauma center. *Journal of Pediatric Surgery*, 54(3), 569–571. <https://doi.org/10.1016/j.jpedsurg.2018.10.098>
- Soto, A., Camerino, O., Iglesias, X., Anguera, M. T. & Castañer, M. (2019). LINCE PLUS: Research Software for Behavior Video Analysis. *Apunts Educació Física i Esports*, 137, 149–153. [https://doi.org/10.5672/apunts.2014-0983.es.\(2019/3\).137.11](https://doi.org/10.5672/apunts.2014-0983.es.(2019/3).137.11)
- Soto, A., Camerino, O., Iglesias, X., Anguera, M. T. & Castañer, M. (2022). LINCE PLUS software for systematic observational studies in sports and health. *Behavior Research Methods*, 54(3), 1263–1271. <https://doi.org/10.3758/s13428-021-01642-1>
- Tuhkanen, S., Pekkanen, J., Wilkie, R. M. & Lappi, O. (2021). Visual anticipation of the future path: Predictive gaze and steering. *Journal of Vision*, 21(8), 25. <https://doi.org/10.1167/jov.21.8.25>
- Vernillo, G., Pisoni, C. & Thiebat, G. (2018). Physiological and physical profile of snowboarding: A preliminary review. *Frontiers in Physiology*, 9(JUN), 373447. <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.00770>

Conflicto de intereses: los autores no han informado de ningún conflicto de intereses.

© Copyright Generalitat de Catalunya (INEFC). Este artículo está disponible en la URL <https://www.revista-apunts.com>. Este trabajo tiene licencia de Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International. Las imágenes u otros materiales de terceros de este artículo están incluidos en la licencia Creative Commons del artículo, a menos que se indique lo contrario en la línea de crédito; si el material no está incluido en la licencia Creative Commons, los usuarios deberán obtener el permiso del titular de la licencia para reproducir el material. Para ver una copia de esta licencia, visite <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

