



# AVANCES EN LA MEDICIÓN DE SALTOS VERTICALES MEDIANTE SONIDO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL: PRECISIÓN Y PORTABILIDAD

Lucas Banchoero<sup>1</sup>, José J. López<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto ITEAM - Universitat Politècnica de València  
{lbanmar@upv.edu.es}

## Resumen

La medición precisa de la altura en saltos verticales es crucial para evaluar el rendimiento muscular y la coordinación corporal en deportistas y personas activas. Los métodos tradicionales, como las plataformas de fuerza y los sistemas de captura de movimiento, han sido estándar pero presentan desafíos significativos en términos de portabilidad y complejidad técnica. En respuesta a estas limitaciones, el uso de dispositivos móviles ha ganado atención como una alternativa accesible y efectiva. Este artículo explora avances recientes en la medición de saltos utilizando tecnología de audio y técnicas de Inteligencia Artificial (IA). Se ha desarrollado un algoritmo basado en redes neuronales profundas que permite identificar con precisión los eventos clave de despegue y aterrizaje a partir de grabaciones de sonido. Este enfoque supera los desafíos inherentes al ruido ambiental en entornos deportivos, demostrando una alta precisión y fiabilidad comparada con métodos convencionales. Además, se está investigando una nueva aproximación que optimiza el set-up experimental para hacerlo más práctico y accesible, sin la necesidad de añadir elementos adicionales en los atletas. Estos avances prometen no solo mejorar la precisión de las mediciones, sino también facilitar su implementación en entornos deportivos y de rehabilitación física. Este estudio subraya el potencial transformador de la IA en la evaluación del rendimiento físico, proporcionando herramientas innovadoras y eficaces para profesionales del deporte y la salud.

**Palabras clave:** salto, audio, smartphone, inteligencia artificial, deporte.

## Abstract

Accurate measurement of vertical jump height is crucial for assessing muscular performance and body coordination in athletes and active individuals. Traditional methods such as force platforms and motion capture systems have been standard but pose significant challenges in terms of portability and technical complexity. In response to these limitations, mobile devices have garnered attention as an accessible and effective alternative. This article explores recent advances in jump measurement using audio technology and Artificial Intelligence (AI) techniques. An algorithm based on deep neural networks has been developed to accurately identify key take-off and landing events from sound recordings. This approach overcomes inherent challenges of environmental noise in sports settings, demonstrating high precision and reliability compared to conventional methods. Furthermore, a new approach is being investigated to optimize the experimental setup for increased practicality and accessibility, without the need to add additional elements on athletes. These advancements promise not only to enhance measurement accuracy but also to facilitate implementation in sports and physical rehabilitation settings. This study underscores the transformative potential of AI in evaluating physical performance, providing innovative and effective tools for sports and health professionals.

**Keywords:** jump, audio, smartphone, artificial intelligence, sport.

PACS nº. 43.60.Bf, 43.60.-c

## 1 Introducción

La medición precisa de la altura de los saltos es esencial para evaluar la potencia muscular de las extremidades inferiores [1], [2] y la coordinación de todo el cuerpo, tanto en poblaciones atléticas como no atléticas. Los profesionales del deporte utilizan esta medida para estudiar las capacidades neuromusculares y de rendimiento, observando cómo varía la altura del salto en función del rendimiento funcional [3].

Existen tres métodos principales para evaluar la altura del salto: integración numérica de las fuerzas de reacción del suelo mediante plataformas de fuerza [4], seguimiento del centro de gravedad a través de la captura de movimiento biomecánico [5], [6] y la transformación del tiempo de vuelo en altura de salto utilizando cinemática lineal básica [7]. Cada método tiene sus propias ventajas y desventajas en términos de precisión y aplicación práctica.

En el ámbito deportivo, los instrumentos de cronometraje han ganado popularidad debido a su simplicidad, portabilidad y costo accesible en comparación con equipos de laboratorio. Estos dispositivos registran con precisión los momentos clave durante los saltos para calcular parámetros como el desplazamiento del centro de gravedad o la altura del salto [8]. Se han desarrollado varios tipos de colchonetas y sistemas, desde colchonetas de contacto hasta colchonetas de fotocélulas, que utilizan tecnología infrarroja para detectar los eventos de despegue y aterrizaje [9], [10], [11]. Recientemente, han surgido aplicaciones para teléfonos inteligentes que permiten a los usuarios seleccionar manualmente los cuadros de video relevantes para calcular el tiempo de vuelo [12].

A pesar de estas innovaciones, la digitalización manual mediante observación de video presenta desafíos, como limitaciones en la resolución temporal debido a la frecuencia de muestreo de los sensores de imagen y problemas con la velocidad de obturación en condiciones de poca luz [13], [14]. Además, la detección automática basada en audio ha mostrado mejoras en la precisión, aunque presenta desafíos en entornos ruidosos donde pueden surgir falsos positivos debido a interferencias acústicas.

Este artículo introduce un algoritmo avanzado diseñado para operar eficazmente en diversos entornos acústicos, utilizando redes neuronales profundas entrenadas con sonidos específicos de despegue y aterrizaje para mejorar la precisión y reducir errores en la medición.

## 2 Método con algoritmos clásicos

El algoritmo desarrollado en el estudio [15] se centra en el desarrollo de un método no invasivo para medir la altura de salto mediante el procesamiento de señales de audio. Tradicionalmente, la medición de la altura del salto se realiza con instrumentos de laboratorio como placas de fuerza y sistemas de captura de movimiento en 3D, o con dispositivos más simples como esteras de salto y alfombras de fotocélulas. Sin embargo, estos métodos tienen limitaciones en cuanto a portabilidad y precisión, lo que motiva la búsqueda de una nueva metodología basada en la captura de audio.

El sistema propuesto utiliza un micrófono de smartphone situado cerca de los pies del atleta para capturar el patrón de ondas sonoras durante el salto, tal como se muestra en la Figura 1. Para facilitar la identificación de la fase de despegue, se adhiere una pieza de cinta adhesiva a la suela del zapato del atleta. El algoritmo de procesamiento de señales de audio desarrollado detecta automáticamente los eventos de despegue y aterrizaje, permitiendo calcular el tiempo de vuelo en tiempo real con alta precisión y robustez frente al ruido.

En el experimento participaron 43 individuos, cada uno ejecutando cinco saltos con contramovimiento, totalizando así 215 saltos evaluados. Las mediciones obtenidas mediante el sistema basado en audio fueron contrastadas con las registradas por una estera de salto estándar. Durante los saltos, el micrófono

del smartphone capturó los sonidos emitidos, y un algoritmo avanzado de procesamiento de señales de audio se encargó de identificar de manera automatizada los momentos de despegue y aterrizaje, basándose en los patrones acústicos detectados. Según los resultados del estudio, se determinó que las frecuencias altas predominan durante el despegue, mientras que las frecuencias bajas son más prominentes durante el aterrizaje. Para lograr esta discriminación, la señal de audio fue sometida a filtrado mediante un filtro paso alto y un filtro paso bajo, generando así dos señales filtradas distintas. Posteriormente, se llevó a cabo un análisis detallado de los picos de energía máxima en estas señales filtradas, los cuales fueron identificados como eventos de despegue o aterrizaje respectivamente.

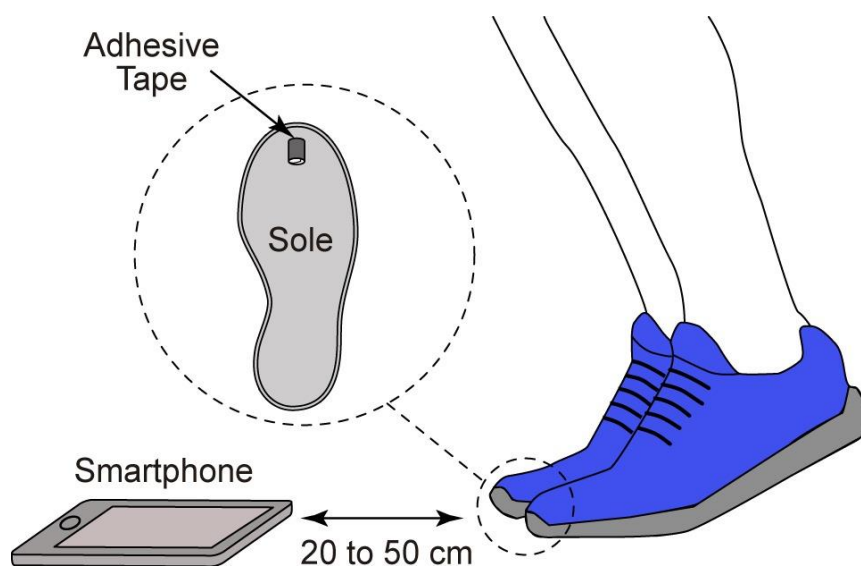


Figura 1. Set-up del experimento de grabación de salto con smartphone

Los resultados mostraron una alta concordancia entre las mediciones del sistema basado en audio y las de la estera de salto. Las estadísticas descriptivas indicaron tiempos de vuelo medios de  $451.9 \pm 85.8$  ms para el sistema basado en audio y  $453.7 \pm 85.3$  ms para la estera de salto. La altura del salto calculada fue de  $25.9 \pm 9.5$  cm para el sistema basado en audio y  $26.1 \pm 9.5$  cm para la estera de salto. El coeficiente de correlación de Pearson mostró una asociación casi perfecta entre los dos sistemas ( $r = 0.996$ ,  $p < 0.01$ ). Además, el coeficiente de correlación intraclase (ICC) mostró una concordancia casi perfecta tanto en consistencia como en acuerdo absoluto para el tiempo de vuelo y la altura del salto (ICC = 0.995–0.997).

La diferencia media entre los instrumentos fue de 1.7 ms para el tiempo de vuelo y 0.18 cm para la altura del salto, ambas diferencias estadísticamente significativas ( $p < 0.01$ ). Los gráficos de Bland-Altman mostraron un alto nivel de acuerdo con un sesgo sistemático bajo y errores aleatorios pequeños. La incertidumbre de las mediciones, dada por el error típico o estándar de estimación (SEE), fue baja: 7.2 ms para el tiempo de vuelo y 0.81 cm para la altura del salto.

En la discusión, se destaca que el sistema desarrollado proporciona una medición precisa y confiable de la altura de salto en tiempo real. Este sistema supera las limitaciones de resolución temporal de las aplicaciones de smartphones existentes y reduce el tiempo de procesamiento manual. Los resultados sugieren que el sistema basado en audio es una herramienta sensible para monitorear cambios en la altura del salto, con una relación señal-ruido favorable. Sin embargo, el estudio no aborda el desempeño del sistema en entornos con niveles de ruido muy altos, como pabellones deportivos concurridos, donde la precisión del sistema puede verse comprometida. Hecho por el cual se desarrolla el segundo método. Éste basado en Inteligencia Artificial.

### 3 Método basado en Inteligencia Artificial

En [16] aborda las limitaciones del método clásico de medición de altura del salto vertical [15], especialmente en entornos ruidosos donde los ruidos impulsivos y de fondo pueden interferir y distorsionar los eventos de interés, como los sonidos de despegue y aterrizaje durante el salto. Estos desafíos acústicos han sido un obstáculo significativo para la precisión de las mediciones tradicionales, especialmente en la evaluación precisa del rendimiento físico en deportistas y otros individuos activos. En respuesta a estas dificultades, se ha desarrollado un enfoque innovador utilizando inteligencia artificial. En este estudio, se ha implementado un algoritmo basado en redes neuronales profundas que permite discriminar de manera efectiva entre el ruido ambiental y los eventos clave del salto, utilizando grabaciones de audio capturadas con un teléfono móvil. Aunque la aplicación móvil para el sistema aún está en desarrollo, este avance tecnológico promete ofrecer una solución portátil y accesible para medir la altura del salto vertical con precisión en una variedad de entornos prácticos y deportivos.

Para el desarrollo del sistema, se registraron más de 300 saltos con el fin de entrenar y validar el rendimiento de la red neuronal. La recolección de datos se realizó utilizando un sistema de captura de audio que registraba las ondas sonoras producidas por los atletas durante los saltos. Un micrófono se colocó estratégicamente para captar los sonidos de despegue y aterrizaje. Las grabaciones de audio se realizaron a una frecuencia de muestreo de 48,000 Hz utilizando el sistema de audio de un teléfono inteligente, replicando condiciones similares a las de la digitalización manual de video a través de aplicaciones de teléfonos inteligentes.

El proceso de validación del sistema se llevó a cabo utilizando un tapete de salto validado (Chronojump-Boscosystem) como referencia. Este tapete de salto sirvió como *ground-truth* contra la cual se compararon las mediciones del sistema basado en audio. El estudio incluyó mediciones repetidas de la altura del salto contramovimiento (CMJ) durante una única sesión de prueba. Los sujetos realizaron tres saltos CMJ con un minuto de descanso entre cada uno, tras un calentamiento estandarizado que incluía 5 minutos de carrera con cambios de dirección y 3 minutos de estiramientos dinámicos y ejercicios de movimiento. Solo se consideraron los intentos exitosos que cumplieron con una técnica precisa.

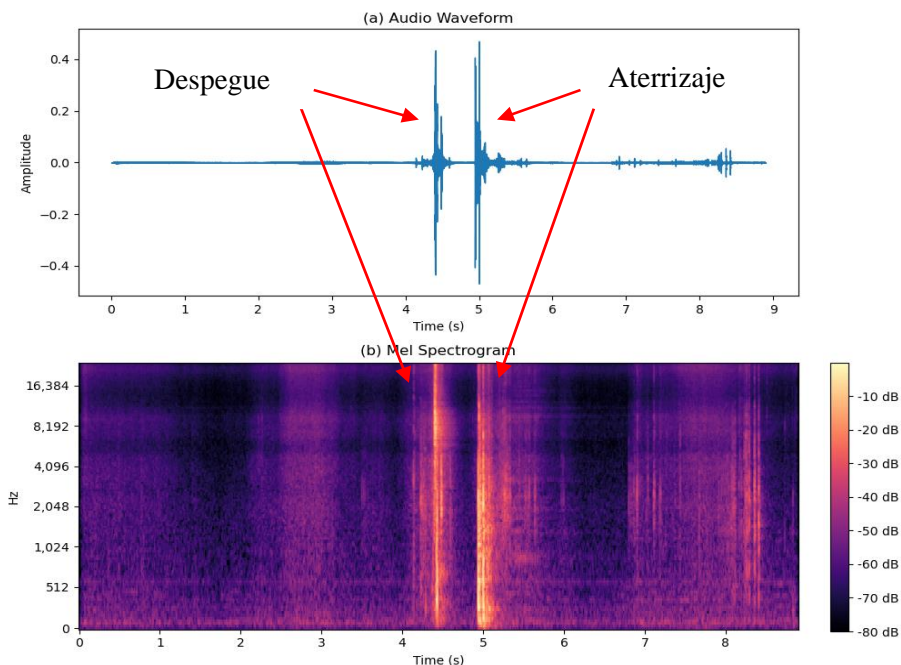


Figura 2. Evento de salto típico: (a) Forma de Onda; (b) Espectrograma de Mel

En cuanto a las características del sistema de audio, los sonidos del despegue y aterrizaje se identificaron y clasificaron utilizando un algoritmo basado en CNN. En estudios previos, se demostró que los algoritmos basados en el procesamiento clásico de señales eran efectivos en ambientes moderadamente ruidosos. Sin embargo, en entornos acústicamente desafiantes, como arenas deportivas abarrotadas o gimnasios durante momentos de ruido impulsivo intenso, estos algoritmos presentaban limitaciones significativas, generando falsos positivos. La nueva aproximación emplea técnicas avanzadas de IA para diferenciar entre el ruido ambiental y los eventos de salto genuinos.

Se utilizó un enfoque que integra parámetros tiempo-frecuencia, como los espectrogramas, en tareas de clasificación mediante redes neuronales convolucionales (CNN). Estos espectrogramas proporcionan una representación completa del contenido frecuencial de la señal a lo largo del tiempo, permitiendo a las CNN discernir patrones y variaciones cruciales para una clasificación precisa. La utilización de la escala de frecuencia Mel en estas tareas resulta particularmente relevante, ofreciendo una resolución logarítmica en el eje de frecuencia que resulta muy efectiva para el análisis de señales sonoras, como se muestra en la Figura 2 del estudio.

Para mejorar la detección de los eventos acústicos, se calcularon más características, como el espectrograma delta y el espectrograma delta-delta, derivados del espectrograma Mel mediante el procesamiento de derivada a lo largo del tiempo. Estas características no solo proporcionan información sobre la energía por banda de frecuencia, sino que también capturan la velocidad y la aceleración de los cambios en el audio, como se ilustra en la Figura 3. Estos atributos son especialmente útiles para identificar con precisión eventos como el despegue y aterrizaje en saltos, donde las regiones de interés muestran características delta y delta-delta más destacadas en comparación con el ruido de fondo, facilitando así la detección precisa del ruido asociado a los saltos.

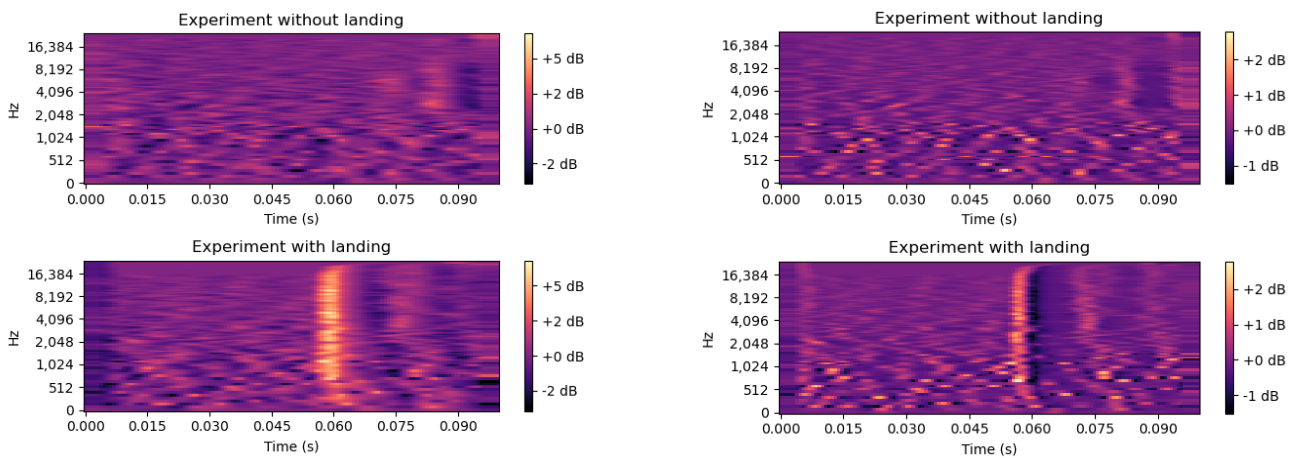


Figura 3. Comparación de espectrogramas Mel para eventos de aterrizaje y no aterrizaje. Izquierda: delta-espectrograma de Mel; Derecha: delta-delta-espectrograma de Mel

El sistema se evaluó en condiciones de ruido de fondo constante, que oscila entre 70 y 90 dBA, típicas en gimnasios y áreas de entrenamiento. Además, se añadieron ruidos impulsivos para simular condiciones más desafiantes, como el ruido de pesas cayendo o el ruido generado por el equipo de entrenamiento. El algoritmo entrenado mostró una robustez considerable, permitiendo una detección precisa de los eventos de salto incluso en presencia de ruido de fondo y ruidos impulsivos.

En términos de resultados, el sistema desarrollado mostró una precisión excelente en ambientes silenciosos y moderadamente ruidosos, y una precisión muy buena en ambientes extremadamente ruidosos. La comparación con el tapete de salto validado indicó que el sistema de audio basado en IA era un instrumento fiable para medir la altura del salto en cualquier tipo de entorno. En los experimentos de validación, los resultados mostraron que el sistema tenía una precisión muy cercana a la del tapete

de salto, con errores promedio inferiores a 1 cm en condiciones ideales y moderadamente ruidosas, y menos de 2 cm en entornos extremadamente ruidosos. Esta precisión es crucial para los profesionales de la ciencia del deporte y los atletas, ya que permite una evaluación precisa y continua del rendimiento físico sin los costos y limitaciones asociados con los métodos tradicionales. Además, la implementación del sistema en forma de una aplicación de teléfono inteligente lo hace accesible y práctico para su uso en diversas configuraciones de entrenamiento y evaluación, desde gimnasios hasta campos deportivos al aire libre.

#### 4 Nueva aproximación sin cinta adhesiva

Con el objetivo de hacer el sistema más accesible y práctico para su uso en diferentes entornos deportivos, se llevaron a cabo experimentos utilizando grabaciones de saltos sin la necesidad de cinta adhesiva en los pies de los sujetos. Esta decisión se basa fundamentalmente a que la eliminación de la cinta adhesiva simplifica significativamente el proceso de preparación previo al salto. Los atletas y usuarios no necesitan aplicar ni retirar cinta adhesiva en sus zapatos, lo cual reduce el tiempo necesario para la configuración y mejora la eficiencia del sistema de medición.

Esta modificación también puede incrementar la aceptación del método entre los atletas y profesionales del deporte, haciendo que sea más atractivo para su implementación en entornos de entrenamiento y evaluación deportiva.

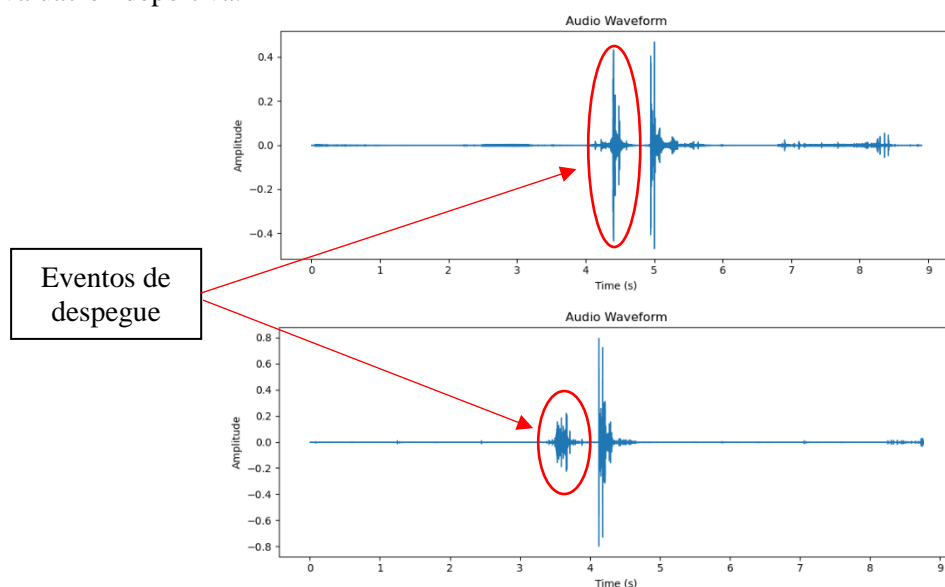


Figura 4. Comparación de forma de onda de evento típico de salto. Arriba: Con cinta adhesiva; Abajo: Sin cinta adhesiva

La modificación en el uso de cinta adhesiva tiene un impacto significativo en el espectrograma de las grabaciones de audio de los saltos, como se puede comprobar en la Figura 4. Se puede observar que, a diferencia de los experimentos anteriores utilizando cinta adhesiva, el crujido de la zapatilla excita menos frecuencias dentro del espectrograma de Mel en comparación con el sistema que empleaba cinta adhesiva. Esta reducción sugiere que podría ser más difícil detectar las señales de despegue, dado que la excitación en frecuencia es menos relevante en esta nueva configuración.

Además, un aspecto a tener en cuenta sabiendo que la energía de la señal de despegue no es la misma con cinta adhesiva que sin la misma, es que, una vez añadido el ruido sintético, como en los experimentos anteriores, se puede observar claramente (Figura 5) cómo el ruido enmascara completamente la señal del crujido de la zapatilla. Sin embargo, en esta aproximación, exploraremos la optimización del

algoritmo para enfocarse únicamente en las frecuencias medias donde ocurre el crujido de la zapatilla, con el fin de evaluar la efectividad del sistema tras eliminar la cinta adhesiva.

Para evaluar la efectividad de esta nueva aproximación, se realizaron experimentos con la participación de 26 nuevos usuarios que usaron diversos tipos de calzado deportivo. Los resultados se detallan en la Figura 6, donde se puede ver la diferencia entre los errores en la detección del despegue y del aterrizaje. A continuación, se detallan los errores medios y las desviaciones estándar en las métricas de tiempo de vuelo, aterrizaje y despegue bajo diferentes condiciones:

- **Tiempo de Vuelo:**
  - Sin ruido: Error medio de 0.01274 segundos, desviación estándar de 0.02311 segundos.
  - Con ruido: Error medio de 0.05629 segundos, desviación estándar de 0.0569 segundos.
- **Aterrizaje:**
  - Sin ruido: Error medio de 0.00288 segundos, desviación estándar de 0.00933 segundos.
  - Con ruido: Error medio de 0.00288 segundos, desviación estándar de 0.00933 segundos.
- **Despegue:**
  - Sin ruido: Error medio de 0.0111 segundos, desviación estándar de 0.02188 segundos.
  - Con ruido: Error medio de 0.05474 segundos, desviación estándar de 0.05797 segundos.

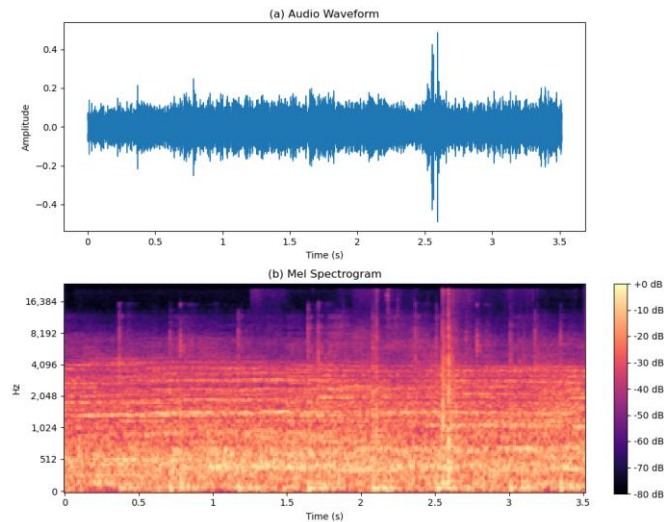


Figura 5. Evento de salto típico con ruido añadido: (a) Forma de Onda; (b) Espectrograma de Mel

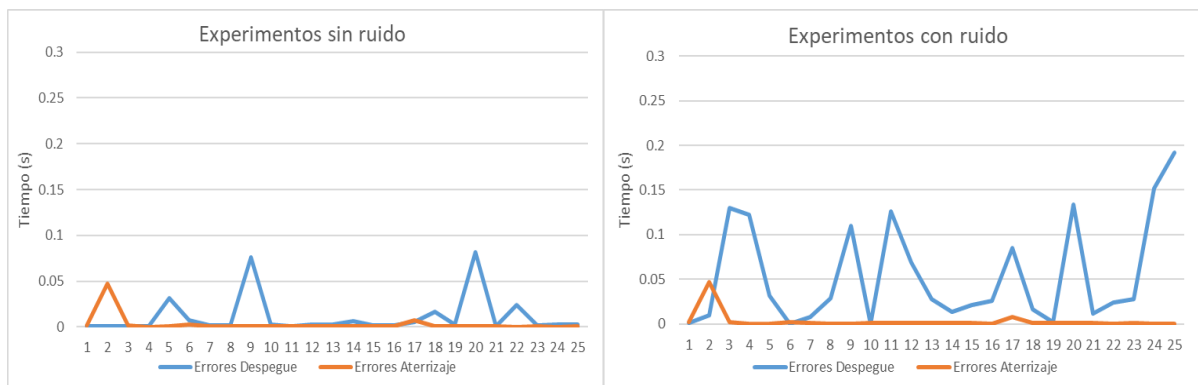


Figura 6. Errores de despegue y de aterrizaje. Izquierda: Experimentos sin ruido; Derecha: Experimentos con ruido; Línea Azul: Errores en despegue; Línea Naranja: Errores en aterrizaje

Como se puede observar en las gráficas anteriores, la detección del aterrizaje muestra una precisión notablemente alta y consistente bajo el nuevo set-up del experimento, proporcionando una localización casi perfecta del evento. Esto indica que la eliminación de la cinta adhesiva no afecta de manera significativa la capacidad del sistema para identificar con precisión el momento de aterrizaje durante los saltos.

Por otro lado, como se esperaba, la supresión de la cinta adhesiva en el experimento ha generado desafíos adicionales en la detección de los segmentos de despegue por parte de la IA. Los resultados muestran que la IA experimenta mayores dificultades en distinguir los momentos precisos de despegue debido a la reducción en la excitación de frecuencias específicas, las cuales anteriormente eran más prominentes con el uso de cinta adhesiva. Esta disminución en la señal de despegue se ve exacerbada en las muestras con ruido ambiental, donde los sonidos impulsivos y el ruido de fondo enmascaran con mayor intensidad la señal deseada.

## 5 Conclusiones

En esta publicación se han explorado varios avances en la medición de la altura de saltos verticales, destacando tres metodologías distintas que abordan diferentes desafíos y limitaciones técnicas.

En primer lugar, se desarrolló un método inicial utilizando algoritmos clásicos de procesamiento de señales de audio para medir la altura del salto. Este enfoque empleó un micrófono de smartphone cerca de los pies del atleta para capturar las ondas sonoras durante el salto. El algoritmo desarrollado pudo detectar automáticamente los eventos de despegue y aterrizaje, permitiendo calcular el tiempo de vuelo con alta precisión y robustez. Sin embargo, este método requería la colocación de cinta adhesiva en la suela del zapato para mejorar la detección acústica, lo cual limitaba su practicidad en entornos deportivos reales.

En respuesta a las limitaciones encontradas con el método clásico, se desarrolló un enfoque innovador basado en Inteligencia Artificial (IA). Este método utiliza redes neuronales profundas para discriminar de manera efectiva entre el ruido ambiental y los eventos clave del salto, como despegue y aterrizaje. El sistema fue entrenado con más de 300 saltos y validado utilizando un tapete de salto como referencia. La tecnología demostró ser robusta incluso en entornos ruidosos como gimnasios con niveles variables de ruido de fondo y ruidos impulsivos, manteniendo una precisión cercana a la del método tradicional con cinta adhesiva.

Finalmente, se está explorando una nueva aproximación que prescinde del uso de cinta adhesiva. Este enfoque busca ajustar y mejorar los algoritmos de IA para permitir la medición precisa del tiempo de vuelo sin la necesidad de aditamentos adicionales en los atletas. Este desarrollo representa un avance significativo hacia la simplificación del proceso de medición, haciéndolo más accesible y práctico para su implementación en diversos entornos deportivos y de evaluación física.

En conclusión, estos avances en tecnología de medición de saltos verticales subrayan la importancia de la innovación continua en la ciencia del deporte. La integración de IA y técnicas avanzadas de procesamiento de señales promete no solo mejorar la precisión de las mediciones, sino también hacerlas más versátiles y fáciles de implementar en el campo deportivo.

### Agradecimientos

Este proyecto ha sido subvencionado con los proyectos SONEM3D (CIAICO/2021/057) y AEOLIAN:OMAP (TED2021-131003B-C22).

## Referencias

- [1] M. Buchheit, M. Spencer, and S. Ahmaidi, “Reliability, usefulness, and validity of a repeated sprint and jump ability test,” *Int J Sports Physiol Perform*, vol. 5, no. 1, 2010, doi: 10.1123/ijsp.5.1.3.
- [2] L. Petrigna *et al.*, “A Review of Countermovement and Squat Jump Testing Methods in the Context of Public Health Examination in Adolescence: Reliability and Feasibility of Current Testing Procedures,” *Frontiers in Physiology*, vol. 10, 2019. doi: 10.3389/fphys.2019.01384.
- [3] C. Bosco, P. Luhtanen, and P. V. Komi, “A simple method for measurement of mechanical power in jumping,” *Eur J Appl Physiol Occup Physiol*, vol. 50, no. 2, 1983, doi: 10.1007/BF00422166.
- [4] F. Conceição, M. Lewis, H. Lopes, and E. M. M. Fonseca, “An Evaluation of the Accuracy and Precision of Jump Height Measurements Using Different Technologies and Analytical Methods,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 12, no. 1, 2022, doi: 10.3390/app12010511.
- [5] S. Barris and C. Button, “A review of vision-based motion analysis in sport,” *Sports Medicine*, vol. 38, no. 12, 2008. doi: 10.2165/00007256-200838120-00006.
- [6] J. Xu *et al.*, “A Systematic Review of the Different Calculation Methods for Measuring Jump Height During the Countermovement and Drop Jump Tests,” *Sports Medicine*, vol. 53, no. 5, 2023. doi: 10.1007/s40279-023-01828-x.
- [7] D. Yamashita, M. Murata, and Y. Inaba, “Effect of landing posture on jump height calculated from flight time,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 10, no. 3, 2020, doi: 10.3390/app10030776.
- [8] M. Buckthorpe, J. Morris, and J. P. Folland, “Validity of vertical jump measurement devices,” *J Sports Sci*, vol. 30, no. 1, 2012, doi: 10.1080/02640414.2011.624539.
- [9] B. Pueo, P. Lipinska, J. M. Jiménez-Olmedo, P. Zmijewski, and W. G. Hopkins, “Accuracy of jump-mat systems for measuring jump height,” *Int J Sports Physiol Perform*, vol. 12, no. 7, 2017, doi: 10.1123/ijsp.2016-0511.
- [10] J. García-López, J. C. Morante, A. Ogueta-Alday, and J. A. Rodríguez-Marroyo, “The type of mat (contact vs. photocell) affects vertical jump height estimated from flight time,” *J Strength Cond Res*, vol. 27, no. 4, 2013, doi: 10.1519/JSC.0b013e31826520d7.
- [11] C. Castagna, M. Ganzetti, M. Ditroilo, M. Giovannelli, A. Rocchetti, and V. Manzi, “Concurrent validity of vertical jump performance assessment systems,” *J Strength Cond Res*, vol. 27, no. 3, 2013, doi: 10.1519/JSC.0b013e31825dbcc5.
- [12] C. Balsalobre-Fernández, M. Glaister, and R. A. Lockey, “The validity and reliability of an iPhone app for measuring vertical jump performance,” *J Sports Sci*, vol. 33, no. 15, 2015, doi: 10.1080/02640414.2014.996184.
- [13] N. P. Linthorne, “Analysis of standing vertical jumps using a force platform,” *Am J Phys*, vol. 69, no. 11, 2001, doi: 10.1119/1.1397460.
- [14] B. Pueo, “High speed cameras for motion analysis in sports science,” *Journal of Human Sport and Exercise*, vol. 11, no. 1, 2016, doi: 10.14198/jhse.2016.111.05.
- [15] B. Pueo, J. J. Lopez, and J. M. Jimenez-Olmedo, “Audio-based system for automatic measurement of jump height in sports science,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 11, 2019, doi: 10.3390/s19112543.
- [16] L. Bancho, J. J. Lopez, B. Pueo, and J. M. Jimenez-Olmedo, “Combining Sound and Deep Neural Networks for the Measurement of Jump Height in Sports Science,” *Sensors*, vol. 24, no. 11, 2024, doi: 10.3390/s24113505.