



**UNIVERSIDAD
DE SEVILLA**
1505



NUEVAS TECNOLOGÍAS APLICADAS A LA PREVENCIÓN DE LESIONES MUSCULARES

Manuel Carmona Ladrón de Guevara

**Facultad de Farmacia
Universidad de Sevilla**



NUEVAS TECNOLOGÍAS APLICADAS A LA PREVENCIÓN DE LESIONES MUSCULARES

**Trabajo de Fin de Grado
Departamento de Farmacia y Tecnología Farmacéutica
Facultad de Farmacia
Universidad de Sevilla**

AUTOR: MANUEL CARMONA LADRÓN DE GUEVARA

TUTORA: LUCÍA MARTÍN BANDERAS

REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

SEPTIEMBRE 2022

RESUMEN

Las lesiones musculares siguen siendo un problema sin solución, provocando numerosos contratiempos en la calidad de vida de las personas y, sobre todo, de los deportistas. Por ello, la prevención de éstas se antoja crucial.

Este trabajo ha realizado una revisión bibliográfica amplia para tratar de entender el mecanismo de la lesión, para buscar y tener nociones de tecnologías innovadoras que se estén aplicando para analizar el cuerpo con el objetivo de la prevención de lesiones musculares y para saber qué dispositivos tecnológicos se utilizan para realizar mediciones corporales o se pretenden utilizar para ello.

Todo lo anterior se ha realizado para conocer el estado de los avances científicos que se están produciendo en la prevención de lesiones musculares según la bibliografía más reciente, y de este modo, tratar de proponer futuros estudios con objeto de que las lesiones musculares se minimicen o incluso no se produzcan.

Se ha encontrado que los biomarcadores más relevantes son la creatin quinasa (CK), lactato deshidrogenasa (LDH), aspartato transaminasa (AST) y alanina aminotransferasa (ALT). También, se subraya la importancia del factor neuronal, genético y psicológico. Además, se ha indicado que el método de Inteligencia Artificial (IA) más utilizado en estudios de riesgo de lesión es la Red Neuronal Artificial (RNA) y se han revisado numerosos dispositivos tecnológicos que pueden ser empleados para la predicción de lesiones.

Sin embargo, aún no se han resuelto todas las incógnitas e incluso se han encontrado estudios contradictorios. Además, es necesario mejorar los métodos de IA y sus algoritmos para mejorar la precisión en la predicción. Por ello, se invita a seguir con la investigación, ya que parece que cada vez se está más cerca de conseguir poder predecir lesiones del músculo esquelético y del tejido conectivo.

PALABRAS CLAVE: predicción, lesión muscular, factores intrínsecos, Inteligencia Artificial, dispositivos tecnológicos.

ABSTRACT

Muscle injuries continue to be an unsolvable problem, causing numerous setbacks in the quality of life of people and, above all, sportsmen and women. For this reason, the prevention of these injuries is crucial.

This work has carried out an extensive literature review to try to understand the mechanism of injury, to search for and gain knowledge of innovative technologies that are being applied to analyse the body with the aim of preventing muscle injuries and to find out what technological devices are used to carry out body measurements or are intended to be used for this purpose.

All of the above has been done in order to know the state of scientific advances that are being made in the prevention of muscular injuries according to the most recent bibliography, and in this way, to try to propose future studies with the aim of minimising or even preventing muscular injuries from occurring.

The most relevant biomarkers have been found to be creatine kinase (CK), lactate dehydrogenase (LDH), aspartate transaminase (AST) and alanine aminotransferase (ALT). The importance of neural, genetic and psychological factors is also underlined. In addition, the most widely used Artificial Intelligence (AI) method in injury risk studies is the Artificial Neural Network (ANN) and numerous technological devices that can be used for injury prediction have been reviewed.

However, not all the unknowns have yet been resolved and even contradictory studies have been found. Furthermore, AI methods and their algorithms need to be improved to improve prediction accuracy. Further research is therefore encouraged, as it seems that we are getting closer and closer to being able to predict skeletal muscle and connective tissue injuries.

KEY WORDS: prediction, muscle injury, intrinsic factors, Artificial Intelligence, technological devices.

ÍNDICE

I	INTRODUCCIÓN	5
II	OBJETIVOS	8
III	METODOLOGÍA.....	8
IV	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	10
4.1	Factores de riesgo	10
4.1.1	Factores intrínsecos	12
4.1.1.1	Biomarcadores sanguíneos y fatiga neuromuscular	12
4.1.1.2	Factores genéticos y étnicos	16
4.1.1.3	Factores electrónicos y neuronales.....	18
4.1.1.4	Factor psicológico.....	20
4.2	En busca de la predicción: métodos de intervención y papel de la IA.....	21
4.2.1	<i>Machine Learning</i>	22
4.2.1.1	Algoritmos de árboles de decisión y técnica SCV triple	22
4.2.1.2	Proceso de <i>boosting</i> y enfoque SHAP	24
4.2.1.3	Red Neuronal Artificial	27
4.3	Dispositivos actuales: la base de los dispositivos futuros para la predicción	30
V	CONCLUSIONES	33
VI	BIBLIOGRAFÍA.....	34
VII	ANEXO: SUMARIO DE MÉTODOS DE IA EMPLEADOS HASTA HOY	39

I INTRODUCCIÓN

El deporte es una de las industrias más productivas del mundo. En España supone un 3,3% del Producto Interior Bruto (PIB), con ingresos de más de 39.000 millones de euros y con cerca de 414.000 puestos de trabajo.

Dadas las cifras anteriores, es obvio que la importancia social del deporte es inmensa, y como tal, ha adquirido gran relevancia en el ámbito sanitario, siendo cada vez los deportistas más propensos a acudir a la medicina deportiva en busca de tratamientos preventivos o reparadores.

La lesión muscular sigue siendo actualmente un contratiempo importante que impide ejercer una actividad determinada durante un tiempo normalmente definido. Con el paso de los años, se han ido desarrollando terapias de mayor eficacia que han ido acortando los plazos de recuperación, haciendo en ocasiones que las lesiones se conviertan en un pequeño inconveniente a corto plazo.

A pesar de ello, todavía ocurren lesiones musculares que resultan muy largas de sanar o incluso crónicas, que limitan en un alto porcentaje la capacidad de ejercer determinadas actividades durante la vida de una persona que incluso le pueda suponer el final de su vida laboral o profesional si a un deportista se refiriese.

La mayoría de los focos han estado puestos en cómo afrontar la recuperación de dichas lesiones de la manera más rápida y efectiva posible, pero desde hace un lustro aproximadamente, la pregunta que va resonando resulta distinta: ¿por qué tratar una lesión cuando se puede pensar en conseguir que no ocurra?

Con la aparición de nuevas tecnologías que ya están siendo empleadas para cambiar el mundo, tales como la Inteligencia Artificial (IA), la Nanotecnología, Biotecnología, Big Data, Machine Learning, Robótica y Realidad Aumentada (RA), pensar de forma exponencial y no de forma lineal debería ser lo principal.

Si se tienen estas herramientas para resolver las preguntas que se puedan plantear, ¿por qué no tratar de resolver la que se cuestionó anteriormente? Es decir, ¿por qué no pensar que es posible prevenir la aparición de las lesiones musculares?

Un primer paso para tratar esta cuestión es tener claro **cómo se genera el movimiento**. De forma breve: los músculos están diseñados para ejercer fuerza con el fin de mover el cuerpo. El sistema esquelético y los músculos están conectados entre sí por tendones. Los tendones son un fuerte tejido conectivo compuesto por tres capas que permiten extender la longitud de todo

el músculo. La combinación de músculo y hueso se produce porque el tendón se entrelaza con la vaina del periostio del esqueleto.

Existen tres tipos de músculos: esquelético, cardíaco y liso. Centrando las miradas en el tipo de músculo sobre el que es aplicado este trabajo, el sistema muscular esquelético es el único que puede ser voluntariamente contraído, y que por tanto tiene elementos que se activan y forman el movimiento. El músculo esquelético convierte la energía química en energía mecánica y térmica. El músculo esquelético utiliza el adenosín trifosfato (ATP) como combustible durante los eventos eléctricos, mecánicos y químicos. Este proceso, denominado potencial de acción, comienza con un impulso eléctrico procedente del cerebro. Esto inicia una cadena de reacciones bioquímicas que termina con la consumición del ATP, que es el combustible necesario para la contracción muscular. Su uso da lugar a las fuerzas que mueven las extremidades y generan calor.

Los impulsos eléctricos son generados por unidades motoras del sistema neuromuscular. Cada unidad está formada por una sola motoneurona y por las fibras musculares abastecidas por sus ramas axonales. Una vez la unidad motora descarga, se genera potencial de acción en sus enlaces neuromusculares y se propagan entre las fibras musculares hacia la región de los tendones. La suma de los potenciales se denomina potencial de acción de la unidad motora (MUAP, en sus siglas en inglés) y es responsable de la contracción muscular. Cuando un músculo esquelético es activado por una MUAP, una onda de despolarización eléctrica viaja entre la superficie de la fibra muscular.

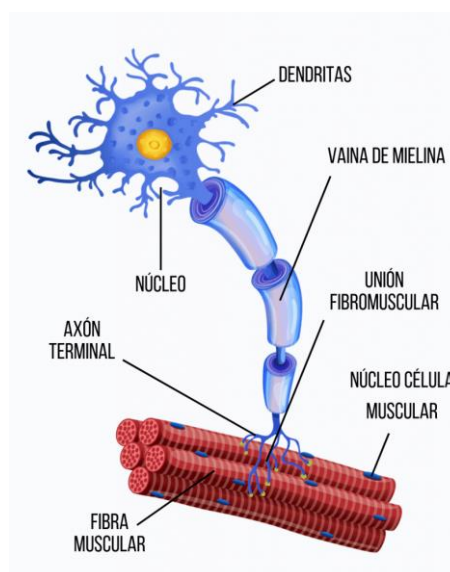


Figura 1. Placa motora o unión neuromuscular (Sáez J., 2019).

Entre los diferentes tipos de acción muscular se encuentran la isométrica, la concéntrica y la excéntrica; las tres formas se producen durante las acciones observadas en el rendimiento deportivo y el ejercicio. Cuando no se produce ningún cambio en la longitud del músculo durante su activación, la acción se denomina isométrica. Las acciones musculares isométricas se demuestran en un intento de levantar un objeto inamovible o un objeto demasiado pesado para moverlo. Las fibras musculares se contraen para intentar mover el peso, pero el músculo no se acorta porque el objeto es demasiado pesado para moverlo. La acción muscular concéntrica se produce cuando la fuerza del músculo supera la resistencia externa, lo que da lugar a un movimiento articular a medida que el músculo acorta su tamaño. Por ello, el movimiento concéntrico se produce cuando un músculo está activo y se acorta. La acción muscular excéntrica se produce cuando la resistencia externa supera la fuerza aportada por el músculo, lo que da lugar a un movimiento articular a medida que el músculo se estira. Aunque las fibras se estiran, también están en estado de contracción, lo que permite que el peso vuelva a la posición inicial de forma controlada. Por lo tanto, en una acción excéntrica un músculo activado es forzado a alargarse mientras produce tensión.

Lo recientemente explicado es solo una visión general de la complejidad que tiene el movimiento y sus consecuencias. A día de hoy, se siguen desarrollando líneas de investigación que aporten datos y/o descubrimientos reveladores acerca del músculo esquelético y su funcionamiento.

Desde entrado el año 2010, expertos en la materia se encuentran aprovechando la gran digitalización por la que pasa nuestra sociedad. La **ciencia de los datos** ha surgido como un área estratégica para explotar el conocimiento, con el objetivo de llenar algunos vacíos dejados por los métodos estadísticos tradicionales. Como área de conocimiento híbrida, la ciencia de los datos es algo más que la combinación de la estadística y la informática, ya que requiere formación sobre cómo entrelazar las técnicas estadísticas y computacionales en un marco más amplio, problema por problema, y para abordar cuestiones específicas de la disciplina. Una visión global de la ciencia de los datos requiere comprender el contexto de los datos, en este caso el funcionamiento del cuerpo humano, apreciar las responsabilidades que conlleva el uso de datos privados y públicos, y comunicar claramente lo que un conjunto de datos puede y no puede decirnos sobre el mundo real, en nuestro caso, en el mundo del ejercicio y el correcto funcionamiento del sistema muscular esquelético.

La ciencia de los datos es un área emergente tanto en la industria como en el ámbito académico, que conduce a una toma de decisiones basada en la evidencia en muchos ámbitos de la vida,

como los servicios de redes sociales, los servicios de *streaming*, la atención sanitaria, la fabricación, la educación, los modelos financieros y el marketing, entre otros.

Es evidente que la atención sanitaria está mejorando su precisión y su eficacia gracias a la aplicación de la ciencia de los datos. Cada día resuenan nuevos avances para que la vida de cada persona sea cada vez más sana y menos dañina, y para que cualquier contratiempo sanitario se solucione en rápidos pasos.

A pesar de ello, todavía ocurren lesiones musculares que resultan muy largas de sanar o incluso crónicas, que limitan en un alto porcentaje la capacidad de ejercer determinadas actividades durante la vida de una persona que incluso le pueda suponer el final de su vida laboral o profesional si a un deportista se refiriese.

El foco de este escrito apunta a la prevención, para tratar de que, en un futuro, las personas no tengan que sufrir molestias, sino que sean capaces de predecir que ese dolor va a llegar.

II OBJETIVOS

Marcar las futuras líneas de investigación para la prevención de las lesiones musculares con objeto de ofrecer un sistema preciso, eficaz y seguro que las evite. Para ello, se fijan los siguientes objetivos parciales:

- Describir posibles factores de riesgo.
- Establecer posibles biomarcadores.
- Conocer posibles métodos de intervención y el papel de la IA.
- Conocer los dispositivos que se están empleando.

III METODOLOGÍA

La búsqueda de bibliografía para este trabajo fue realizada en las bases de datos siguientes:

- 1) *PubMed*.
- 2) *ResearchGate*.
- 3) *Scielo*.
- 4) *Elsevier*.
- 5) *National Library of Medicine (NIH)*.
- 6) *Journal of Science and Medicine in Sport (JSAMS)*.

La búsqueda se trató de limitar a artículos desde 2010 en adelante, sin excluir artículos anteriores que otorgasen información necesaria para este trabajo, y se perfiló hacia las siguientes palabras: predicción de lesiones, métodos de inteligencia artificial para predecir lesiones musculares, biomarcadores de lesiones musculares, factores de lesiones musculares, dispositivos de predicción de lesiones.

Además, se orientó de tres formas distintas:

- 1) Entender el mecanismo de la lesión (acontecimientos bioquímicos, neuroelectrónicos, físicos y genéticos que predisponen o pueden generarla).
- 2) Estudios que apliquen métodos tecnológicos innovadores con el objetivo de buscar el mayor porcentaje posible de precisión a la hora de predecir lesiones.
- 3) Nuevos dispositivos aplicados al ámbito sanitario capaces de monitorizar cualquier sustancia o tejido corporal que puedan ser relacionados con una futura aplicación a la prevención de lesiones musculares.

Siguiendo esta orientación, se recopilaron 102 artículos, siendo utilizados para la elaboración de este trabajo un total de 37. Cabe destacar que en este recuento únicamente se contemplan los artículos científicos, excluyéndose 8 artículos extraídos de portales web que serán referenciados durante el trabajo, en su mayoría al tratar el punto 3 descrito en la orientación que precede este párrafo.

La exclusión de los 65 artículos científicos no empleados (102-37) fue debida a los criterios de selección empleados para la elección de la bibliografía definitiva:

- 1) Resultados con mayor precisión empleando el mismo método que otros estudios seleccionados.
- 2) La materia tratada, la discusión y los resultados son muy similares a los de otro estudio, siendo el elegido más descriptivo y detallista.
- 3) Año de publicación del estudio en casos de artículos con fines prácticamente idénticos. A menor antigüedad, mayor probabilidad de selección, siempre y cuando el estudio siga accesible.
- 4) El método tecnológico empleado en el estudio es innovador y efectivo, mientras que otros artículos seleccionados para su posible elección aplican tecnología no tan reciente con menor porcentaje de efectividad.

IV RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Factores de riesgo

Comenzando por entender por qué ocurre una lesión, se debe indicar que no tiene una causa que sea claramente responsable de su ocurrencia. De hecho, una lesión es consecuencia de alteraciones multifactoriales que se pueden ser provocadas por factores de riesgo intrínsecos, es decir, a los que el paciente está predispuesto, y extrínsecos, que son aquellos a los que el paciente puede ser susceptible (Meeuwisse et al., 2007). Cada atleta tiene su propio conjunto de factores o riesgos intrínsecos (por ejemplo, fuerza ósea, control neuromuscular, edad, antecedentes de lesiones, etc.). Un factor de riesgo puede minimizarse a medida que el deportista participa y se adapta al entorno o a situaciones potencialmente lesivas sin sufrir una lesión. Por ejemplo, la exposición al contacto corporal en los deportes de colisión puede producir una lesión, pero también puede dar lugar a una adaptación y fortalecimiento. La misma lógica puede aplicarse a los cambios en los factores de riesgo extrínsecos. Por ejemplo, la naturaleza de los acontecimientos durante la participación puede llevar al deportista a adoptar un equipo más o menos protector. También se puede pensar en los efectos de reacción del entorno, como la reacción ante otros atletas, las condiciones del juego, las decisiones de los árbitros, el entorno de los espectadores y el nivel de importancia que se le da a un juego en particular. Además, la reacción a los cambios en las reglas o en el equipamiento puede dar lugar a una modificación del riesgo, cambiando la susceptibilidad a las lesiones.

El modelo (Meeuwisse et al., 2007) agrega que cualquier riesgo puede interactuar con cualquier otro riesgo para producir efectos de interacción conjuntos. Así, los factores intrínsecos pueden interactuar con factores extrínsecos para producir una interacción conjunta. Esencialmente, en la fase de "paciente/deportista susceptible" es donde los riesgos intrínsecos, extrínsecos y las interacciones entre todos los riesgos se acumulan.

Un modelo próximo a este es el mostrado a continuación (Figura 2), que concuerda con lo descrito en el párrafo anterior, agregando que, en última instancia, los factores que causan una lesión articular son las cargas que actúan sobre la articulación (fuerzas de contacto, fuerzas de los ligamentos y fuerzas musculares), resultantes de las fuerzas externas que actúan sobre el cuerpo y de las fuerzas y momentos internos que actúan dentro del cuerpo. (R Bahr, T Krosshaug, 2005).

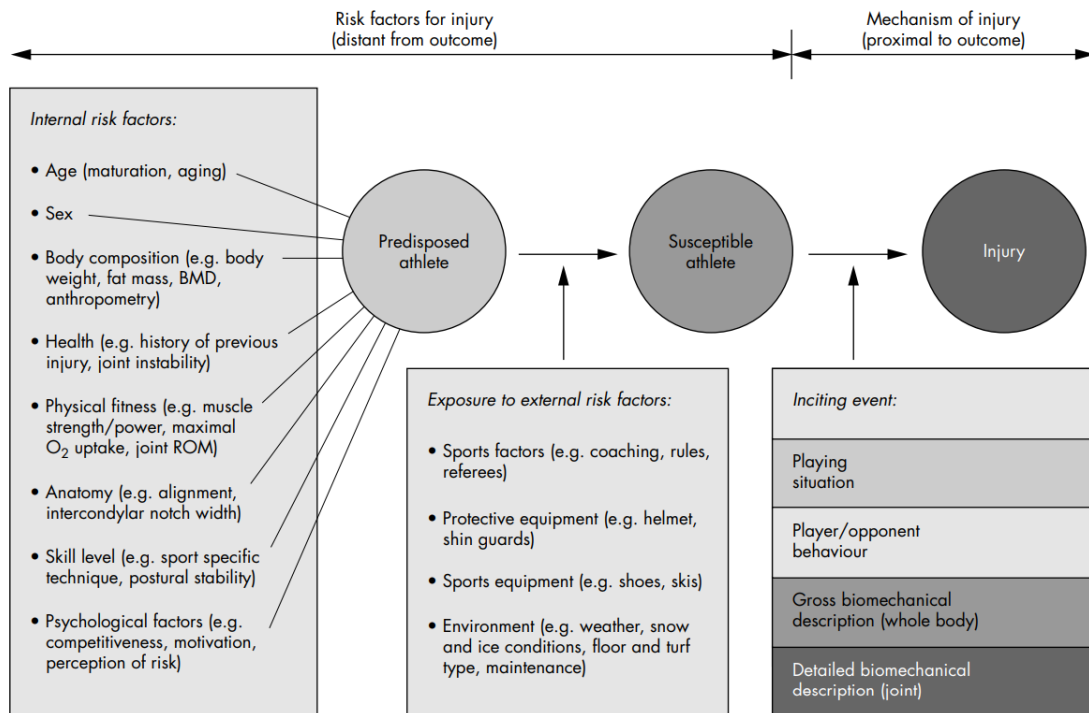


Figura 2. Factores que posibilitan la lesión (R Bahr, T Krosshaug, 2005).

La determinación importante en este caso es que cuando un acontecimiento incitante o desencadenante (*Inciting Event* en Figura 2) da lugar a una lesión, se considera la combinación de factores precedentes como parte de la causa.

Claramente, se puede apreciar una gran variedad de factores de riesgo que, además, varían según el sujeto en estudio, por lo que queda claro que una lesión es provocada por un sistema complejo. Tanto los factores intrínsecos como extrínsecos casi nunca (en un altísimo porcentaje, cercano al 100%) coincidirán entre sujetos, por lo que la predicción de la lesión siempre deberá ir ajustada específicamente a la persona, aunque suelen existir patrones generales que alumbrar la meta hacia la predicción, por lo que no se debe fijar la mira en aspectos insólitos del paciente que no hayan generado lesión en otros.

De sobra es sabido que la biología y la medicina reconocen que los organismos vivos se entienden como sistemas complejos caracterizados por múltiples interacciones entre unidades, autoorganización, no linealidad y propiedades emergentes, por lo que no debería sorprender esta gran complejidad a la hora de tratar de predecir una lesión o de incluso saber por qué ha ocurrido o qué la ha desatado. Estas interacciones son complejas en el sentido de que las unidades participantes se ven modificadas por las interacciones que se producen o por el hecho de que durante el proceso surgen unidades nuevas e imprevisibles. Cuando las unidades A y B interactúan, el comportamiento de A en interacción con B es diferente del comportamiento de

A por sí solo. En lo que respecta a las lesiones musculares, el sujeto debería analizarse como un sistema complejo y el enfoque de la investigación se centraría en cómo las relaciones entre las unidades (es decir, biomecánicas, de comportamiento, fisiológicas y psicológicas) dan lugar al comportamiento colectivo del atleta y cómo éste interactúa y forma relaciones estables (regularidades) con su entorno (Bittencourt et al., 2016).

4.1.1 Factores intrínsecos

Poniendo el foco sobre los factores intrínsecos fisiológicos, la comparación de niveles de diversas sustancias del cuerpo antes, durante y después del ejercicio ayudan a poder apreciar factores diferenciales que puedan alterar el funcionamiento normal del músculo esquelético. La fatiga muscular facilita la apreciación de algunos resultados que pueden ir abriendo paso a nuevas preguntas y respuestas acerca de aquello que se podría monitorizar para responder previniendo la lesión con éxito.

4.1.1.1 Biomarcadores sanguíneos y fatiga neuromuscular

Para tratar con estudios relativos a la fatiga muscular, es conveniente conocer que existen cuatro biomarcadores sanguíneos principales del daño muscular: creatin quinasa (CK), lactato deshidrogenasa (LDH), aspartato transaminasa (AST) y alanina aminotransferasa (ALT). Para observar sus variaciones, la rabdomiólisis post-esfuerzo (RE) es una buena referencia. Esta es una situación caracterizada por la destrucción del miocito asociada a ejercicios excéntricos de larga duración e intensidad extenuante. Desde el punto de vista diagnóstico, este episodio se detecta cuando aparecen determinados biomarcadores de daño muscular (CK) y de inflamación aguda en sangre u orina (mioglobulinuria (MB), que aumentan tras terminar el esfuerzo. La CK, a diferencia de la MB que desaparece a las 24 h debido al aclaramiento renal, aumenta su valor por encima de la línea de base de 2 a 12 h después del esfuerzo (Sanchis-Gomar et al., 2016), y no alcanza su pico máximo hasta 3-5 días después del final del episodio que genera la elevación, pudiendo tardar hasta 6-10 días en normalizarse. En cuanto al valor cuantitativo de los diferentes valores diagnósticos de la ER, no hay unanimidad establecida. En ocasiones se diagnostica sobre un valor de referencia variable de CK (1000 a 10.000 $U\cdot L^{-1}$), mientras que otros autores coinciden en que la elevación de CK en 5 veces el límite superior de la normalidad es la anormalidad bioquímica definitoria de esta enfermedad (Rojas-Valverde et al., 2021). Debido a esta variedad en los criterios diagnósticos de la ER a partir de la CK, se analizan otros marcadores como la LDH, la AST y la ALT para valorar su gravedad. Estos marcadores presentan una relación lineal con el aumento de CK y MB al comparar los valores basales con los posteriores a la carrera.

En relación con las conclusiones de algunos autores que determinan la duración y la intensidad del ejercicio como variables asociadas al grado de fatiga muscular, las características también están fuertemente relacionadas con los episodios de ER (Cleary, 2016). Se podría hipotetizar que la finalización de una prueba de ultra-trail conlleva un aumento de los biomarcadores sanguíneos relacionados con el daño muscular, y podrían estar vinculados a las disminuciones de la fuerza de los miembros inferiores no sólo tras finalizar la carrera sino también durante el periodo de recuperación. El siguiente estudio (Lecina et al., 2022) trata fundamentalmente de resolver esta hipótesis evaluando la fatiga muscular mediante el test de Bosco antes y después de correr una carrera de 768 km de ultra-trail en 11 días:

Se inscribieron cuatro atletas no profesionales (cuatro hombres), todos ellos experimentados ($5 \pm 1,26$ años), altamente entrenados ($11,61 \pm 2,22$ h-semana⁻¹) y acumulaban grandes cantidades de elevación entrenada (116.615 ± 37.462 m). Todos eran no fumadores y no estaban bajo tratamiento médico, farmacológico o dietético. Los biomarcadores de daño muscular (CK, LDH, AST y ALT) y la fuerza de las extremidades inferiores se evaluaron mediante el test de Bosco, compuesto por una serie de saltos verticales, cuyo objetivo es valorar las características morfohistológicas, funcionales y neuromusculares de la musculatura extensora de los miembros inferiores a partir de las alturas obtenidas en los distintos tipos de saltos verticales como el salto en cuclillas (SJ), el salto en contramovimiento (CMJ) y el salto de Abalakov (ABA), que se evaluaron antes (pre), después de la carrera (post) y durante dos y nueve días en el periodo de recuperación (rec2 y rec9), respectivamente.

Todos los parámetros aumentaron sus valores al comparar el pre con el post y continuaron por encima de la línea basal, tanto en el rec2 como en el rec9, excepto la CK que descendió por encima de la línea basal después de la última medición (CK pre = 98,5 UI/Lvs. CK rec9 = 88,00 UI/L). Por el contrario, la AST y la ALT continuaron por encima del 100% de la línea basal en el rec9 (AST rec9 = 103% y ALT rec9 = 226%) (ver Tabla 1). SJ, CMJ y ABA disminuyeron al comparar el pre con el post. Durante el periodo de recuperación (rec2 y rec9), se recuperaron los valores anteriores en tres mediciones. El CMJ mostró los mayores descensos en todas las mediciones, mientras que el ABA mantuvo sus valores más cercanos a los de la línea de base (ver Tabla 2). Se observaron fuertes correlaciones entre los parámetros sanguíneos pre-post y las pérdidas de fuerza (SJ-LDH $R_s = 0,80$, SJ-AST $R_s = 0,80$, ABA-LDH $R_s = 0$). Del mismo modo, en el rec 2, se encontraron algunas correlaciones fuertes tanto positivas (SJ-CK $R_s = 0,80$ y SJ-ALT $R_s = 0,80$) como negativas (ABA-CK $R_s = -0,80$ y SJ-ALT $R_s = -0,80$) entre algunos parámetros de biomarcadores y las pruebas de salto. Por último, en rec9, sólo la prueba ABA mostró una fuerte correlación (ABA-CK, $R_s = -0,80$) (ver Tabla 3).

Parameter Blood (Reference Values for Age and Gender)	Before-Race		Post-Race	
	Pre (Baseline) Value	Post (Post-Exercise) Value (% Difference)	Day 2 (rec2) Value (% Difference)	Day 9 (rec9) Value (% Difference)
AST (0-35 UI/L)	23.75 ± 3.20	63.50 ± 9.68 ↑ (+167.00)	44.50 ± 8.74 ↑ (+87.00)	48.25 ± 27.45 ↑ (+103.00)
ALT (0-45 UI/L)	17.25 ± 3.59	44.75 ± 12.44 ↑ (+159.42)	37.25 ± 8.80 ↑ (+115.94)	56.25 ± 34.25 ↑ (+226.08)
CK (20-215 UI/L)	98.51 ± 24.53	974.00 ± 402.66 ↑ (+888.85)	474.85 ± 1 85.70 ↑ (+382.00)	88.00 ± 16.27 ↓ (-7.72)
LDH (66-170 UI/L)	172.75 ± 14.71	470.30 ± 104.80 ↑ (+172.20)	316.00 ± 70.88 ↑ (+82.90)	208.00 ± 31.55 ↑ (+20.40)

Tabla 1. Parámetros sanguíneos antes y después de la carrera (Lecina et al., 2022).

Bosco Test	Before-Race		Post-Race	
	Pre (Baseline) Value	Post (Post-Exercise) Value (% Difference)	Day 2 (rec2) Value (% Difference)	Day 9 (rec9) Value (% Difference)
SJ (cm)	30.68 ± 2.46	22.05 ± 8.59 ↓ (-28.12)	27.01 ± 3.12 ↓ (-11.96)	30.15 ± 2.06 ↓ (-1.72)
CMJ (cm)	34.75 ± 3.98	22.00 ± 7.30 ↓ (-36.69)	29.43 ± 5.91 ↓ (-15.30)	34.00 ± 5.20 ↓ (-2.15)
ABA (cm)	39.48 ± 4.95	30.93 ± 7.63 ↓ (-21.65)	36.30 ± 8.69 ↓ (-8.05)	40.85 ± 4.54 ↑ (3.47)

Tabla 2. Función neuromuscular antes y después de la carrera (Lecina et al., 2022).

Bosco Jumps	CK Post-Pre		LDH Post-Pre		AST Post-Pre		ALT Post-Pre	
	(R _s)	<i>p</i>	(R _s)	<i>p</i>	(R _s)	<i>p</i>	(R _s)	<i>p</i>
SJ pre-post	0.4	0.6	0.80 **	0.2	0.80 **	0.2	0.4	0.6
CMJ pre-post	0.2	0.8	0.4	0.6	0.4	0.6	0.2	0.8
ABA pre-post	0.4	0.6	0.80 **	0.2	0.80 **	0.2	0.4	0.6
SJ pre-rec2	0.80 **	0.2	0.2	0.8	0.4	0.6	0.80 **	0.2
CMJ pre-rec2	-0.60	0.4	0.4	0.6	0	1	-0.60	0.4
ABA pre-rec2	-0.80 **	0.2	0.2	0.8	0.2	0.8	-0.80 **	0.2
SJ pre-rec9	-0.31	0.69	-0.31	0.69	-0.63 *	0.36	-0.64 *	0.36
CMJ pre-rec9	0.4	0.6	0.2	0.8	0.4	0.6	0.4	0.6
ABA pre-rec9	-0.80 **	0.2	-0.40	0.6	-0.20	0.8	-0.20	0.8

(R_s) * moderate correlation; ** strong correlation; *p*, *p*-value.

Tabla 3. Coeficiente de correlación de Spearman (R_s) y probabilidad (*p*) antes y después de la carrera (Lecina et al., 2022).

Tratando el aumento de los biomarcadores sanguíneos, el aumento de CK y LDH se relacionó directamente con la extensa duración de carreras como esta en otros estudios previos (Knechtle, Nikolaidis, 2018) (Scheer et al., 2020), teoría que quedó en entredicho gracias a una investigación desarrollada recientemente (Martínez-Navarro et al., 2020) que comparó los análisis de CK y LDH en carreras de 65 y 107 kilómetros (km) respectivamente, resultando mayores incrementos de dichos biomarcadores en los participantes de la carrera más corta, los cuales no volvían a su estado basal ni pasadas las 24 horas de recuperación. Esto hizo pensar

que la duración no es solo el principal factor que desencadena estos aumentos de niveles de biomarcadores en sangre. Por ello, se propusieron dos factores más para analizar la misma cuestión, que fueron la velocidad de carrera y el número de etapas de la misma. En cuanto al primero, existen estudios que observan un aumento pronunciado de CK y LDH en carreras más cortas como medias maratones o maratones (Martínez-Navarro et al., 2021). Sobre el segundo, parece que las carreras con más número de etapas ayudan a la recuperación entre tramos, disminuyéndose la liberación de biomarcadores de daño muscular a la sangre (Rojas-Valverde et al., 2021).

Visto el conflicto generado, fue preciso tener en cuenta dos biomarcadores más, AST y ALT, cuyo aumento se desmarcó de la velocidad de carrera o con el número de etapas, pero al ser también biomarcadores del daño muscular, era preciso saber qué hace que sus niveles en sangre aumenten, pues se describieron valores extremadamente altos incluso durante los periodos de recuperación (rec9; AST = 103% y ALT = 226%) (Tabla 1). Esto evidenció que existen más factores implicados en la generación de alteraciones musculares, tales como la temperatura (frío o calor), aunque solo es una hipótesis, ya que existen estudios que se contradicen.

Sobre la fatiga neuromuscular, los resultados reflejan que las alturas de vuelo de SJ, CMJ y ABA disminuyeron en el periodo posterior a la carrera y también durante el periodo de recuperación (ver Tabla 2). Estos hallazgos refuerzan la teoría de que la duración del ejercicio, el tipo de capacidad contráctil y el grupo muscular implicado en el esfuerzo, son los responsables de la disminución de la capacidad contráctil muscular por fatiga periférica inducida. La disminución de la altura de vuelo del CMJ mostraría cómo los elementos musculares elásticos requieren un mayor tiempo de recuperación en comparación con la capacidad contráctil muscular evaluada a partir del SJ. Por tanto, se puede intuir que la realización de ejercicios de carrera de muy larga duración durante varias etapas provoca un mayor deterioro de la función contráctil elástica. Las menores pérdidas en la capacidad de fuerza encontradas en el ABK podrían ser comprensibles al requerir la participación coordinativa de los brazos en la realización del salto. Cabe destacar que dada la gran variabilidad en las respuestas neuromusculares de los sujetos (Bergstrom et al., 2020), la caracterización de la fatiga muscular en ellos no fue la misma, por lo que su respuesta a los saltos fue distinta, es decir, la disminución entre los resultados pre y post carrera fue similar pero ninguna idéntica entre sujetos.

Atendiendo a los biomarcadores y su relación con la pérdida de capacidad muscular contráctil (fuerza), este estudio extrajo una fuerte correlación pre-post entre SJ y LDH y AST pero no en las restantes variables analizadas (CK y ALT) (ver Tabla 3), lo que no está en consonancia con otros

estudios que sí obtienen fuerte correlación con CK (Scheer, 2019). En cuanto a los datos obtenidos en el periodo de recuperación (rec2 y rec9), se observa una vuelta a los niveles basales o muy cercanos a ellos en las diferentes pruebas utilizadas para medir la fatiga muscular y en casi todos los biomarcadores analizados. Solo se observó una elevación en rec2 para los relacionados con el daño hepático en comparación con el valor basal (AST rec2 = +87,00% y ALT rec2 = +115,94%), pero en rec9 estos valores seguían aumentando (AST rec9 = +103,00% y ALT rec9 = +226,08%), lo que es explicable dado que existen estudios que avalan esta circunstancia, pues según estos, los biomarcadores relacionados con el daño hepático necesitan más de una semana para volver al estado basal, sin implicar una situación dañina (Cleary, 2016).

Otros parámetros que establecieron fuertes correlaciones positivas fueron la CK y la ALT para la prueba de SJ (rec2), relación que determinaría que las mayores pérdidas de SJ conllevarían un mayor aumento de CK y ALT. Por el contrario, encontramos valores negativos en la asociación entre CK y ALT y CMJ pero con una correlación estadística menor ($R_s = 0,6$). Esta relación indicaría que un mayor aumento de CK se asociaría a menores diferencias en la liberación de este biomarcador en el rec2. Considerando los valores obtenidos en el rec9, ningún valor mostró asociaciones positivas fuertes excepto el ABA y la CK. Estas asociaciones probarían que los niveles crecientes de CK encontrados en el rec9 están relacionados con una menor pérdida de altura de vuelo.

A pesar de todos los resultados expuestos, es complicado extraer conclusiones definitivas, pues a día de hoy no existen apenas estudios que indaguen en la relación entre la liberación de biomarcadores de daño muscular con los parámetros de entrenamiento. Por ello, aunque se hayan obtenido fuertes correlaciones en diferentes biomarcadores, no se puede corroborar.

4.1.1.2 Factores genéticos y étnicos

A día de hoy, el factor genético se trata como uno de los factores intrínsecos más variables. En una revisión bibliográfica realizada conjuntamente por los servicios médicos del Fútbol Club Barcelona y el Parque Científico de Barcelona (Pruna, Artells, 2014), se trató cómo puede afectar el componente genético a la lesionabilidad (tendencia a padecer una lesión) de los deportistas. En esta revisión se contempla un primer trabajo que se realizó con ADN obtenido de una población de 73 jugadores de fútbol profesionales (Pruna et al., 2013). Los datos de las lesiones producidas por el mecanismo de no contacto, tanto musculares como tendinosas y ligamentosas, fueron recogidos durante 3 temporadas consecutivas siguiendo los protocolos establecidos por la UEFA. Los factores extrínsecos fueron controlados al máximo y centraron su

estudio en la influencia de los factores genéticos. Se analizaron un conjunto de genes relacionados con la reparación y regeneración del tejido conectivo (Tabla 4).

Gen	Función	SNP
ELN	Reparación tisular	6124052T>C
TTN	Ensamblaje muscular	89464A>G
SOX15	Regeneración muscular	392C>T
IGF2	Daño muscular	13790C>G
CCL2	Respuesta al daño muscular	G7319001G>C
TNC	Tendinopatías	46973317T>A
COL1A1	Roturas ligamentosas	6252G>T
COL5A1	Tendinopatías/roturas ligamentosas	643223C>T

Tabla 4. Polimorfismos genéticos (SNP) estudiados y función asociada (Pruna, Artells, 2014).

Se observó una relación entre los polimorfismos estudiados en los genes de IGF-2 (rs3213221) y CCL2 (rs2857656) con la gravedad de la lesión muscular. Los jugadores con genotipo GC para el gen de IGF-2 presentaban protección frente a sufrir lesiones musculares severas ($p = 0,034$). De igual forma, los jugadores con genotipo CC/GC para el gen CCL2 presentaban menor cantidad de lesiones severas que los jugadores con genotipo GG ($p = 0,026$). IGF-2 tiene un papel importante en el crecimiento de los tejidos de partes blandas y participa en la activación de las células satélite aumentando su expresión como respuesta a los procesos de degeneración y regeneración posteriores a la lesión. Por su parte, CCL2 es una pequeña citoquina producida tanto por macrófagos como por células satélite que participa en los procesos de adaptación y reparación muscular. Ya describieron (Hubal et al., 2010) que variaciones polimórficas en este gen se relacionaban con marcadores de lesión muscular tales como los niveles de CK y mioglobinas, dolor y alteración de la función muscular.

Además, se encontró una relación estadísticamente significativa entre el polimorfismo estudiado en la ELN (rs2289360) y la severidad ($p = 0,009$) y el tiempo de recuperación ($p = 0,043$) de las lesiones ligamentosas. En este caso los jugadores con genotipo AA presentan mayor predisposición a sufrir lesiones severas y tardan mucho más tiempo a recuperarse de las mismas que los jugadores con genotipos AG/GG. Bajo circunstancias de lesión, reparación y regeneración se pierde la función contráctil y se produce una diferenciación celular hacia el fenotipo inmaduro de la elastina capaz de proliferar y depositarse en la matriz extracelular. La ausencia de elastina o una proteína mal constituida distorsionaría la presentación y la

estabilidad de otros componentes de la matriz extracelular. Para evitar esta situación es necesaria la expresión del genotipo salvaje, que implicaría lesiones de menor severidad, ya que las interacciones que realiza la ELN son muy importantes para la elastogénesis y la función de las fibras elásticas in vivo (Sherratt, 2009).

En el segundo trabajo estimado en la revisión, se estudió si la diferencia de raza podría afectar al patrón lesional y a la frecuencia de aparición de SNP (Pruna et al., 2015). Se recogieron las lesiones sufridas por 73 jugadores de fútbol profesional de diferentes razas (caucásicos, africanos subsaharianos e hispánicos) durante 3 temporadas consecutivas. Se observó que la frecuencia de aparición de SNP variaba en las 3 poblaciones estudiadas. Existen estudios que inciden en el hecho de que la frecuencia de aparición de determinados SNP varía entre las diferentes etnias, y que estas diferencias se ven reflejadas en una mayor o menor susceptibilidad a padecer determinadas patologías (Zeng et al., 2011). Esta variabilidad deberá tenerse en consideración a la hora de analizar y estudiar la etiopatogenia de las lesiones de tejidos blandos producidas por el mecanismo de no contacto.

Los resultados del segundo trabajo indican que, en el caso del SNP estudiado en IGF-2, el patrón de distribución lesional cambia entre individuos caucásicos e hispánicos en función del genotipo y que, mientras que a los caucásicos la presencia del alelo G les protege frente a la presencia de lesiones musculares severas, a los hispánicos la presencia del alelo G les implica mayor severidad de la lesión muscular.

Con esto, este segundo estudio concluye que el factor de riesgo genético expuesto debería poder ser incluido dentro de los modelos multifactoriales desarrollados para entender los mecanismos moleculares causantes de las lesiones de tejidos blandos producidas por el mecanismo de no contacto. Para ellos, sería importante que estos modelos pudieran ser utilizados en un futuro por los especialistas clínicos en medicina deportiva para desarrollar programas de entrenamiento más personalizados y especificar terapias preventivas a fin de reducir el riesgo lesional.

4.1.1.3 Factores electrónicos y neuronales

Entrando en un terreno más físico y eléctrico que fisiológico, el factor intrínseco que es la actividad eléctrica y neuronal en el cuerpo humano también aporta datos que pueden hacer llegar a conclusiones muy interesantes para este trabajo. Un ejemplo claro se aprecia en el siguiente estudio (Mizumura, Taguchi, 2015), que centra su investigación en los dolores musculares de aparición retardada (DMAR), que pueden resultar crónicos o provocando una hiperalgesia, enfermedad caracterizada por el aumento de la sensibilidad al dolor y por una

reacción extrema al mismo, y que se presenta cuando se dañan los nervios o hay cambios químicos en las vías nerviosas que participan en la percepción del dolor. Los DMAR son una consecuencia bastante común del ejercicio extenuante no acostumbrado, tanto por falta de ejercicio frecuente como por la realización de un ejercicio nunca efectuado, especialmente el ejercicio que contiene contracción excéntrica (contracción de alargamiento (CA)), en la que el músculo se estira mientras se contrae.

En dicho estudio se propuso un nuevo mecanismo en el que el factor de crecimiento nervioso (NGF) y el factor neurotrófico derivado de la línea celular glial (GDNF) producidos por las fibras musculares y/o las células satélite son, a su vez, responsables de los DMAR, algo inédito hasta el momento pues el daño muscular y la posterior inflamación después del ejercicio se lleva reportando desde hace muchos años como las causas más comúnmente aceptadas de DMAR. Sin embargo, varios informes han sugerido que ésta puede no ser la verdadera causa de los DMAR. El curso temporal del daño y los cambios degenerativos no encaja bien con el curso temporal de los DMAR, y se observan cambios similares, por ejemplo, sarcolema alterado, fibras en degeneración, flujo de la línea Z y núcleos centrales entre individuos sin dolor atletas que hacen ejercicio regularmente (Newham, 1988). En segundo lugar, el DMAR puede observarse en casos sin daños en el músculo (Cramer et al., 2007). En tercer lugar, los fármacos antiinflamatorios (AINE) rara vez ayudan a reducir el DMAR que ha desarrollado la hiperalgesia mecánica (Cheung et al., 2003).

Además, se planteó qué tipo de fibras aferentes son responsables del DMAR. Se cree que la nocicepción muscular es transmitida por fibras aferentes musculares finas (fibras Ad y C) (Graven-Nielsen, Mense, 2001). Para examinar si la actividad de las fibras aferentes musculares finas está sensibilizada en el DMAR, se registró la actividad de una sola fibra de las preparaciones del nervio peroneo común del músculo EDL de rata in vitro 2 días después de la CA y de 33 fibras de animales de control. La única diferencia que encontramos fue la sensibilidad mecánica: el umbral mecánico era inferior a la mitad y la magnitud de la respuesta (número de descargas inducidas) a la estimulación mecánica en rampa (0-196 mN en 10 s) era dos veces mayor en el grupo ejercitado que en los controles no ejercitados. La actividad espontánea y las respuestas a otros estímulos (proporción de fibras que responden y la magnitud de la respuesta a las sustancias algésicas (dolorosas), por ejemplo la bradiquinina y el ATP y a la estimulación térmica) no fueron diferentes entre los grupos. El aumento observado de la sensibilidad a la estimulación mecánica es la base neural de la hiperalgesia mecánica tras el ejercicio, es decir, DMAR. Tras estudiar en profundidad la actividad de dichas fibras, se concluyó que las fibras aferentes C son

esenciales en la transmisión de la información nociceptiva del músculo ejercitado en el DMAR, y que las fibras gruesas A no están involucradas de manera crucial en el DMAR.

Preguntándose que es aquello que provoca los DMAR, se llegó a la conclusión de que para su prevención y tratamiento el antagonista del receptor B2, el inhibidor de la COX-2, el anticuerpo anti-NGF y el anticuerpo anti-GDNF pueden, en teoría, ser útiles. Por el momento, los únicos fármacos aplicables en humanos son los inhibidores de la COX-2. Como se ha descrito, la eficacia de los antiinflamatorios no esteroideos (AINE) contra el DMAR es variable, dependiendo del tiempo de administración y de la dosis. Una reciente revisión sistemática (Singla et al., 2015) de un gran número de informes sobre los efectos de los AINE descubrió que muchos no seguían un diseño experimental adecuado. Por lo tanto, realizaron un experimento aleatorio, doble ciego y controlado con placebo dentro de los sujetos. Se aplicó gel sódico tópico de diclofenaco (moderadamente selectivo para la COX-2) al 1 % sobre la pierna ejercitada cada 3 horas durante 24 horas y se comprobó que ayudaba a reducir el DMAR. Además, se ha informado de que el ejercicio consistente en un pequeño número de contracciones isométricas máximas (Chen et al., 2012) o una AC débil previa (hasta 2 semanas antes) (Chen et al., 2011) es eficaz para prevenir las DMAR.

A pesar de todo, este estudio (Mizumura, Taguchi, 2016) indica que todavía hay que estudiar varios aspectos del DMAR. Cuando se bloquea una de las vías descritas en dicho estudio (la vía del receptor B2 de la bradicinina y el GNF y la vía de la COX-2-GDNF) mediante un antagonista del receptor B2 de la bradicinina o un inhibidor de la COX-2, no se produce el DMAR. Esto podría sugerir una interacción entre las dos vías. Además, se cree que existe un evento muy temprano que induce la liberación de adenosina (posiblemente ATP) del músculo o que activa la COX-2 muscular durante la CA, y que podría estar relacionado con el mecanismo de adaptación. Esto debe estar íntimamente relacionado con la razón por la que sólo la CA, y no la contracción de acortamiento, induce el DMAR, y debe estudiarse.

Continuando con el factor electrónico, existe un artículo científico (Berry et al., 1990) que asegura que los cambios que ocurren en los músculos durante contracciones excéntricas provocan un efecto duradero que disminuye la capacidad muscular para generar fuerza durante un ejercicio, generando lo que se cataloga como fatiga de baja frecuencia, que produce que la frecuencia de potencia media (MPF) se desplace hacia frecuencias más bajas.

4.1.1.4 Factor psicológico

Un factor intrínseco al que cada vez se le otorga mayor importancia es el factor psicológico. Uno de los estudios que se tratará más adelante (Ayala et al., 2019) midió las variables de calidad del

sueño y de agotamiento de un deportista mediante 2 escalas de Likert validadas y utilizadas en todo el mundo. Las principales características relacionadas con la categoría psicológica del burnout (agotamiento físico/emocional y reducción de la sensación de logro) fueron importantes, pero específicamente la calidad del sueño fue un factor de riesgo importante ya que fue la variable más consistente presente en los clasificadores (5 de 10 clasificadores). La sensación de frustración que experimentan los jugadores con un historial de lesiones por distensión de los isquiotibiales (HSI en sus siglas en inglés) a corto plazo podría llevarles a perder la concentración y esto puede perjudicar la preparación neuromuscular para realizar acciones intermitentes de alta intensidad tanto durante el entrenamiento como durante el partido, y por tanto podría aumentar el riesgo de HSI.

Una vez expuestos estudios que han tratado con profundidad los factores intrínsecos más importantes, y teniendo en cuenta que los factores o eventos extrínsecos son mucho más controlables y previsibles que estos, el siguiente paso en este trabajo debe dirigirse hacia la inclusión de estudios que apliquen métodos tecnológicos innovadores con el objetivo de buscar el mayor porcentaje posible de precisión a la hora de predecir lesiones. Es importante señalar que la estadística y el dato van a jugar un papel crucial en cada análisis.

4.2 En busca de la predicción: métodos de intervención y papel de la IA

El objetivo de todos los estudios que van a ser revisados a continuación es el mismo: conseguir un método para intervenir antes de que ocurra la lesión (intervención primaria). Esto puede lograrse mediante la modificación de los factores de riesgo intrínsecos y extrínsecos explicados anteriormente. El enfoque de intervención óptimo puede ser de naturaleza individual. Para maximizar su eficacia, las estrategias de prevención dirigidas a grupos pueden requerir una personalización individual sobre la base de los niveles individuales y la variabilidad de los factores de riesgo a lo largo del tiempo (y posiblemente, su interacción). Evidentemente, la maximización de la eficacia de cualquier estrategia de prevención dependerá también de la capacidad de captar con precisión los cambios en los niveles de cualquier factor de riesgo mediante métodos de medición adecuados.

Se plantea como posibilidad (Meeuwisse et al., 2007) ver el análisis de los eventos de lesión en relación con una exposición particular como una simple tabla de contingencia si se dicotomiza el resultado (ejemplo, 1 si el atleta sufre una lesión; 0 en caso contrario) y la exposición (ejemplo, 1 si está expuesto en el tiempo etiológicamente relevante; 0 si no). El odds ratio proporciona una medida de la asociación entre el factor de riesgo y el resultado. Si solo se tienen en cuenta uno o unos pocos factores de confusión potenciales, podemos utilizar técnicas de análisis

estratificado (Mantel et al., 1959). como factores de ajuste para nuestra relación exposición-enfermedad.

4.2.1 Machine Learning

4.2.1.1 Algoritmos de árboles de decisión y técnica SCV triple

Uno de los estudios revisados (Ayala et al., 2019) empleó un marco de análisis estadístico para analizar y comparar los comportamientos de varias técnicas de aprendizaje automático (*machine learning*, ML, en inglés) con el objetivo de encontrar el mejor modelo para predecir las HSI en jugadores de fútbol profesionales se basó en una perspectiva de aprendizaje supervisado, una técnica para deducir una función a partir de datos de entrenamiento. Desde un punto de vista estadístico, el problema se planteó de la siguiente manera: dado un conjunto de características F (en nuestro caso factores de riesgo) y una variable objetivo (discreta) (en nuestro caso HSI [sí o no]), denominada clase (C), se quiso aprender una función de mapeo de datos (proceso de extraer campos de datos de uno o varios archivos de origen y relacionarlos con sus campos de destino relacionados en el destino. El mapeo de datos también ayuda a consolidar los datos extrayéndolos, transformándolos y cargándolos en un sistema de destino) $M:F \rightarrow C$. Por lo tanto, el análisis estadístico comprende 2 etapas:

1) Preprocesamiento de los datos. En esta etapa se preparó el conjunto de datos para aplicar las técnicas de aprendizaje automático (ML). Para optimizar este aspecto, se aplicaron métodos de preprocesamiento como la limpieza de datos y la discretización de los mismos.

2) Procesamiento de los datos. En esta etapa, se aplicaron las técnicas más potentes reportadas en estudios anteriores (Elkarami et al., 2016) (Galar et al., 2012) para abordar el aprendizaje con conjuntos de datos desequilibrados, con el fin de construir modelos de predicción de HSI. Se utilizaron tres algoritmos clásicos de árboles de decisión como clasificadores de base en cada método: J48, ADTree y SimpleCart. Un árbol de decisión es un modelo predictivo que divide el espacio de los predictores agrupando observaciones con valores similares para la variable respuesta o dependiente.

Para evaluar el rendimiento de los algoritmos de árboles de decisión, se utilizó la técnica de validación cruzada estratificada (SCV) triple. La validación cruzada es una técnica utilizada para evaluar los resultados de un análisis estadístico y garantizar que son independientes de la partición entre datos de entrenamiento y prueba. Consiste en repetir y calcular la media aritmética obtenida de las medidas de evaluación sobre diferentes particiones. En este caso, al ser estratificada triple, se dividió el conjunto de datos en 3 pliegues, cada uno de los cuales contenía el 33,3% de los patrones del conjunto de datos. Para cada pliegue, el algoritmo se

entrenó con los ejemplos contenidos en los pliegues restantes y luego se probó con el pliegue actual. La técnica SCV permite obtener una amplia gama de medidas de rendimiento de la clasificación.

El modelo de este estudio sugiere que el ángulo del par máximo medido durante los movimientos excéntricos (isquiotibiales) de extensión de la rodilla es importante para predecir el HSI en la temporada, ya que esta variable está presente en algunos clasificadores. Este hallazgo apoya la hipótesis de un estudio (Brockett et al., 2004) que sugiere que para prevenir la HSI es más relevante que los jugadores sean capaces de alcanzar el par máximo a lo largo del rango de movimiento (RDM) dado que el valor del par máximo neto. El modelo construido también proporciona un papel principal a las características de fuerza isocinética para predecir futuras HSI, con 45 características de 66.

En términos de aplicaciones prácticas, en el modelo se emplearon clasificadores, teniendo cada uno un voto o decisión (sí [alto riesgo de HSI] o no [bajo riesgo de HSI]), y la decisión final sobre si un jugador puede o no sufrir una lesión se basa en la combinación de los votos de cada clasificador individual a cada clase (sí o no), donde el peso del voto de cada clasificador es una función de su precisión. Por ejemplo, si un jugador obtiene 4 respuestas o votos afirmativos en los clasificadores (números 1, 4, 7 y 9); mientras que el resto de respuestas a los otros clasificadores son No, entonces la decisión final se calculará de la siguiente manera:

- Sí = 2,29 (clasificador 1) + 3,8 (clasificador 4) + 2,59 (clasificador 7) + 2,56 (clasificador 9) = 11,24
- No = 2,44 (clasificador 2) + 3,49 (clasificador 3) + 2,62 (clasificador 5) + 2,41 (clasificador 6) + 2,76 (clasificador 8) + 2,65 (clasificador 10) = 16,37
- Decisión final = Peso del No > Peso del Sí \Rightarrow No (bajo riesgo de HSI).

Cada clasificador (Figura 3) estuvo compuesto por ramas principales que fueron abordadas, y las puntuaciones obtenidas en cada rama (resultantes de la entrada de datos en los nodos padre e hijo [si es necesario]) deben ser sumadas a la puntuación inicialmente reportada por el nodo raíz para obtener el voto final del clasificador (sí=puntuación negativa [alto riesgo de lesión] o no=puntuación positiva [bajo riesgo de lesión]).

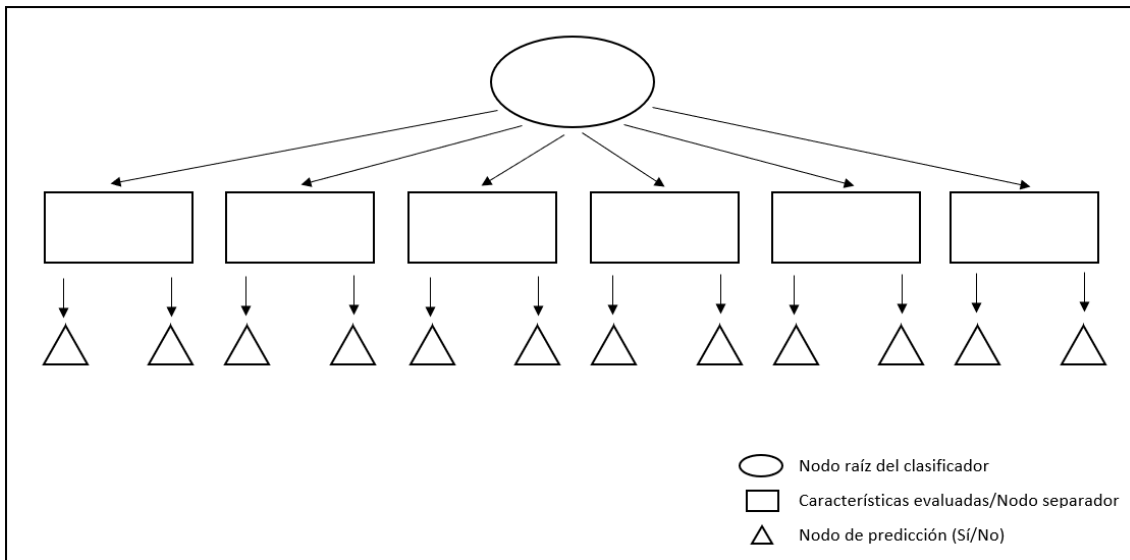


Figura 3. Esquema de la estructura de un clasificador. (Ayala et al., 2019).

Desgraciadamente, aunque el modelo cumplió el objetivo para el que fue construido (hacer predicciones), su complejidad (10 clasificadores diferentes y 66 predictores) no permitió responder a la pregunta de por qué se produce la HSI. Este fue el primer estudio que utilizó un proceso de validación cruzada mediante técnicas de minería de datos para explorar simultáneamente una amplia gama de factores de riesgo de HSI y poder identificar a los futbolistas de alto riesgo. Esta técnica parece permitir la identificación de jugadores de fútbol de alto riesgo con un valor AUC de 0,837, significativamente más alto que el reportado previamente. El presente estudio refuerza que la HSI es multifactorial debido al número y rango de variables identificadas en los clasificadores. Esto supone un reto adicional para los profesionales que deseen examinar a los deportistas e identificarlos como de alto o bajo riesgo debido a las limitaciones de tiempo en los entornos del mundo real.

4.2.1.2 Proceso de *boosting* y enfoque SHAP

Otro estudio revisado (Rommers et al., 2020) empleó un enfoque de aprendizaje automático (ML) para evaluar el riesgo de lesión en jugadores de fútbol de élite juveniles, basado en medidas antropométricas, de rendimiento motor y demográficas. El primer objetivo fue utilizar los resultados de las pruebas de pretemporada para evaluar la precisión de un modelo de aprendizaje automático (ML) que predice las lesiones durante la temporada. El segundo fue aplicar un modelo similar para clasificar correctamente entre lesiones por sobrecarga y lesiones agudas.

Para realizar este enfoque, las características básicas de los jugadores se presentaron como medias y desviaciones estándar para todas las variables. Todos los análisis fueron realizados en Python utilizando la aplicación XGBoost (versión 0.81), una biblioteca de refuerzo de gradiente distribuido optimizado. XGBoost es una herramienta muy flexible y versátil que fue construida con el propósito de mejorar el rendimiento del modelo y la velocidad de cálculo, pues admite el ajuste fino y escrupuloso del modelo y la adición de parámetros de regularización para controlar el sobreajuste (Chen, Guestrin, 2016). Por ello, fue una aplicación adecuada para el propósito de este segundo estudio revisado.

Se construyó un modelo utilizando el 80% de los datos de entrenamiento recogidos en dicho estudio. Durante el proceso de *boosting* (meta-algoritmo de aprendizaje automático (ML) que reduce el sesgo y varianza en un contexto de aprendizaje supervisado), se combina un conjunto de aprendices/clasificadores débiles para mejorar la precisión de la predicción, es decir, para hacerlos clasificadores robustos. Por último, para optimizar la función de coste, se utilizó la pérdida de bisagra, una función de pérdida que se utiliza para entrenar clasificadores. La pérdida de bisagra penaliza las predicciones tanto cuando son incorrectas como cuando son correctas pero no seguras. Una vez construido el modelo, se evaluó mediante validación cruzada. Además, se realizó una búsqueda en cuadrícula para optimizar los hiperparámetros (resultados de la validación cruzada), pues puede ayudar a identificar rápidamente áreas de un espacio de búsqueda que pueden merecer más atención (es decir, efectúa una optimización, como se ha dicho). Por último, el modelo con mejor rendimiento se probó con los datos de prueba, que fueron el 20% restante de todos los datos recopilados.

Para interpretar y visualizar el resultado de cada modelo, se utilizó el enfoque *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) (gráfico de resumen SHAP) (Lundberg et al., 2018). Este enfoque visualiza cada jugador o caso de lesión y ofrece una visión general de las variables del modelo por orden de importancia (características enumeradas verticalmente), teniendo las superiores un mayor impacto global en el modelo que las inferiores. Los valores SHAP representan el impacto de una variable en el proceso de toma de decisiones, representando los positivos una mayor probabilidad de una predicción positiva (es decir, de ser dañado). Cada punto está coloreado por el valor medido de la característica para un individuo, donde el azul representa los valores más bajos (por ejemplo, una altura corporal menor), y el rojo los valores más altos (por ejemplo, una altura corporal mayor). Para evaluar el valor de los modelos, se calculó la precisión (relación entre el número de observaciones positivas verdaderas y el número total de observaciones positivas predichas), la recuperación o sensibilidad (relación entre las observaciones positivas predichas correctamente y todas las observaciones que fueron realmente positivas) y la

puntuación f1 (media armónica de la precisión y la recuperación) tanto para el conjunto de datos de entrenamiento (80%) como para el conjunto de datos de prueba (20%).

Se vio que las cinco variables más importantes que predicen las lesiones (primer modelo) son las medidas antropométricas. Interpretando los valores de SHAP, se observó que una mayor edad predicha en la velocidad máxima de la altura (PHV), unas piernas más largas, una mayor altura corporal y un menor porcentaje de grasa corporal aumentaron el riesgo de lesión (Figura 4).

Además, se identificaron las cuatro posibles variables más importantes para predecir una lesión por sobrecarga o una lesión aguda: una mayor edad predicha en la velocidad máxima de la altura (PHV), el rendimiento en la tarea de desplazamiento lateral, el tiempo de sprint de 20 m y la prueba *t* realizada con giros a la izquierda (Figura 5). Ninguna de estas variables individuales fue asociada previamente con las sobrecargas o las lesiones agudas específicamente, por lo que las investigaciones futuras podrían y deberían centrarse en los factores de riesgo de tipos específicos de lesiones, para obtener una visión más concluyente de los perfiles de riesgo.

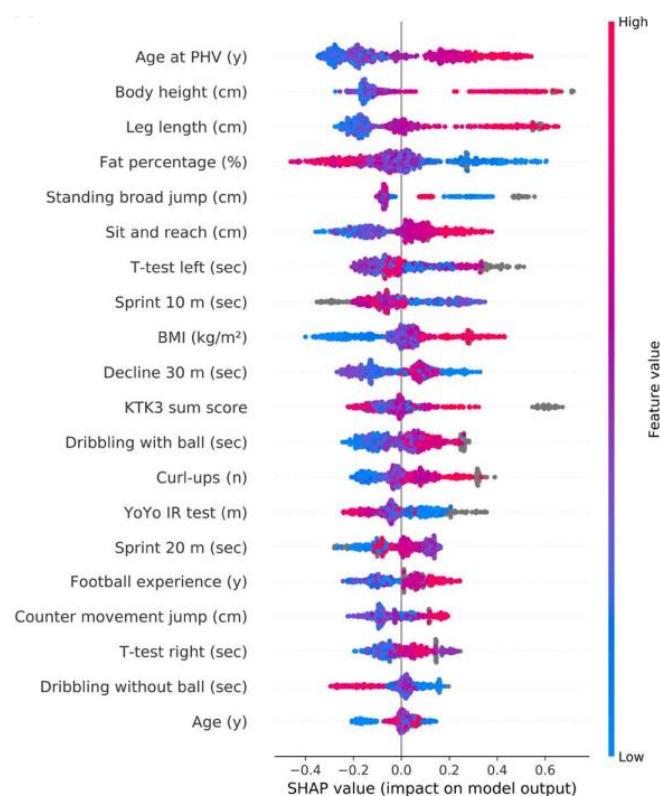


Figura 4. Factores más importantes para la predicción de lesiones (Rommers et al., 2020).

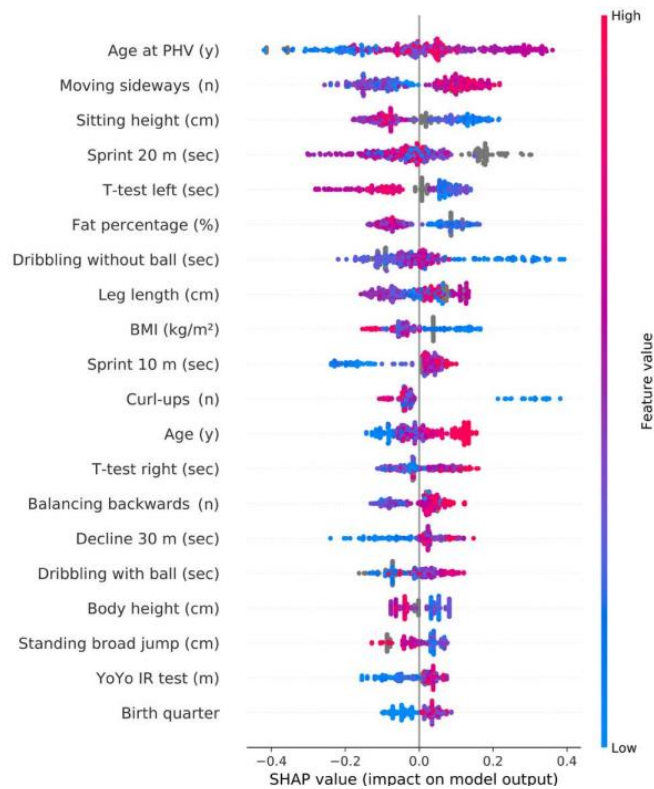


Figura 5. Factores más importantes para la predicción de lesiones agudas o por sobrecarga (Rommers et al., 2020).

Los resultados de este estudio prospectivo muestran que es posible predecir las lesiones a lo largo de la temporada con un 85% de precisión en los datos de prueba no vistos. Sólo se observó un 15% de falsos positivos y un 15% de jugadores lesionados clasificados erróneamente como no lesionados según las medidas antropométricas, de rendimiento motor y demográficas de la pretemporada. Además, estos resultados ofrecen al profesional una estimación de los jugadores que más necesitan iniciativas de gestión del riesgo de lesiones.

En este estudio se ha podido observar que un modelo de aprendizaje automático es razonablemente preciso en la predicción de lesiones en jugadores de fútbol juvenil de nivel de élite basándose en los resultados de las pruebas de pretemporada. Los profesionales podrían utilizar esta información para evaluar el riesgo de determinados tipos de lesiones antes del inicio de la temporada competitiva, permitiéndoles centrar los recursos financieros disponibles para la gestión del riesgo de lesiones en aquellos jugadores con un mayor riesgo de lesión.

4.2.1.3 Red Neuronal Artificial

El estudio que se va a revisar a continuación trata la Red Neuronal Artificial (RNA). Este tipo de red se basa en un conjunto de unidades, llamadas neuronas artificiales, conectadas entre sí para transmitirse señales. La información de entrada atraviesa la red neuronal (donde se somete a

diversas operaciones) produciendo unos valores de salida. Estos sistemas aprenden y se forman a sí mismos, en lugar de ser programados de forma explícita, y sobresalen en áreas donde la detección de soluciones o características es difícil de expresar con la programación convencional.

Para realizar este tipo de aprendizaje automático (ML), normalmente, se intenta minimizar una función de pérdida que evalúa la red en su total. Los valores de los pesos de las neuronas se van actualizando buscando reducir el valor de la función de pérdida. Este proceso se realiza mediante la propagación hacia atrás (retropropagación).

El objetivo de la red neuronal es resolver los problemas de la misma manera que el cerebro humano, aunque las redes neuronales son más abstractas. Las redes neuronales actuales suelen contener desde unos miles a unos pocos millones de unidades neuronales.

Cada ejemplo utilizado por una RNA consta de entradas y una o varias salidas. Las entradas son atributos que pueden ser relevantes para predecir las salidas. Por ejemplo, la carga de trabajo de un jugador y la puntuación de la prueba de fuerza durante una semana (entradas) pueden ser relevantes para predecir si es probable que el jugador se lesione o no (la salida).

La RNA se entrenó en este estudio (McCullagh, Whitfort, 2013) utilizando los parámetros concretos del mismo que se obtuvieron realizando una serie de pruebas en las que se variaron los parámetros y se evaluó el efecto en el resultado de la red neuronal. Se utilizó una validación cruzada diez veces consecutivas para entrenar y evaluar el rendimiento de la red neuronal. El rendimiento se promedió en los diez conjuntos de pruebas.

Los resultados porcentuales correctos del 97,3% y el 92,2% para las lesiones con y sin contacto, respectivamente, indican el potencial para predecir diferentes tipos de lesiones. Los resultados demuestran que las RNA pueden ser útiles como otra herramienta de toma de decisiones para evaluar el potencial de lesión de un jugador junto con el personal médico. Las RNA también pueden ayudar a mejorar la precisión de la predicción, ya que es probable que los jugadores con diferentes formas corporales y que juegan en diferentes posiciones puedan presentar características que indiquen un mayor riesgo de lesión. Esto puede adoptar la forma de crear una red especializada para los jugadores de posiciones clave y una red separada para todos los demás jugadores.

Se puede concluir esta sección con el apunte realizado por otro estudio revisado (Claudino et al., 2019). Dicho estudio indicó (Figura 6) que en los últimos 5 años desde su publicación (2014-2019), En los últimos 5 años, la principal técnica o método de IA utilizado para la evaluación del

riesgo de lesión y la predicción del rendimiento deportivo fue la RNA (el 10% de los estudios de riesgo de lesión y el 26% de los de predicción del rendimiento deportivo, informaron de su uso). En los estudios de evaluación del riesgo de lesión, el clasificador de árbol de decisiones y la máquina de vectores de apoyo (5%) fueron las siguientes técnicas y métodos más utilizados. La IA para la evaluación del riesgo de lesión se aplicó al fútbol (12% de los estudios), al baloncesto, al fútbol americano, al fútbol australiano y al balonmano (3%), mientras que el baloncesto (19%), el fútbol (14%) y el voleibol (9%) fueron los deportes que más utilizaron algoritmos de predicción del rendimiento.

Para más información, el estudio se complementó con un documento adicional (Anexo) que recoge todos los métodos de IA empleados tanto para conocer el posible rendimiento deportivo como para conocer el riesgo de lesión.



Figura 6. Métodos de IA más empleados para predecir riesgo de lesiones en varios deportes (Claudino et al., 2019)

Como se ha podido apreciar, existen métodos de IA varios para tratar de conseguir el fin de este trabajo, la predicción de lesiones. Algunos son más empleados que otros dada su mayor precisión y eficiencia, pero todos son contemplados, pues cada método de los vistos en este trabajo (incluidos los del Anexo) y cada resultado puede ser determinante en la consecución del objetivo.

Los métodos de IA son tan variados debido al crecimiento de la tecnología en nuestra sociedad, que adquiere un carácter exponencial. Un ejemplo claro se observa en los nuevos dispositivos electrónicos que van saliendo a la luz y que están siendo empleados en el ámbito sanitario. A continuación, se procede a destacar varios que se piensa que, con estudios suficientes, podrían emplearse en un futuro como complemento perfecto para poder efectuar de forma inmediata en nuestro cuerpo todo análisis relativo a la predicción de lesiones musculares y ofrecer al usuario un informe detallado de su estado muscular al momento.

4.3 Dispositivos actuales: la base de los dispositivos futuros para la predicción

El empleo de biosensores es real en el mundo actual. El portal web ConSalud informó en enero de este año que un nuevo estudio de la Universidad de Waterloo descubrió que la tecnología de sensores portátiles es factible para el monitoreo remoto del comportamiento relacionado con la salud en personas con afecciones relacionadas con el corazón. Según el artículo, Karen Van Ooteghem, investigador en kinesiología y ciencias de la salud en Waterloo, declaró que la información de los dispositivos portátiles puede proporcionar información sobre los patrones de comportamiento relacionados con la salud y los síntomas de una enfermedad a medida que ocurren durante días y semanas, lo que puede ser importante para monitorear la progresión de una enfermedad y el impacto de la terapéutica, como complemento a las evaluaciones realizadas en la clínica.

Aplicándose a este trabajo, los biosensores podrían perfilarse hacia la obtención de información sobre los factores que pueden conducir hacia la lesión muscular, sobre los que ya se ha hablado, para poder monitorizar la situación de los músculos o de un músculo concreto del usuario en un momento concreto.

Continuando con los biosensores, Agencia Sins, otro portal web, informó en 2018 que físicos de la Universidad Autónoma de Madrid mejoraron algunas características de las nanopartículas biosensoras fabricadas a partir del galio, un metal líquido. En concreto optimizaron sus propiedades plasmónicas, relacionadas con la focalización de luz por excitación de electrones, un avance que puede ayudar a detectar precozmente patologías, pues los biosensores basados

en nanopartículas de galio permiten atrapar biomarcadores específicos de una enfermedad en muestras de sangre, saliva, o lágrimas.

Otro apartado en el ámbito de los sensores inteligentes destinados a la salud es el aplicado al mundo textil. El portal web Roche+ lanzó un artículo en 2020 que informó sobre la existencia de camisetas inteligentes de control para pacientes crónicos, indicando que la implementación de redes de sensores en una sencilla camiseta permite realizar electrocardiografías a los pacientes, medir su respiración torácica o la temperatura de la piel.

El artículo señala que estas camisetas inteligentes, mucho más complejas que las que utilizan los deportistas, pero igual de funcionales, fáciles de usar y hasta lavables, llevan incorporado un dispositivo portátil con una red de sensores que permite monitorizar en tiempo real elementos fundamentales para conocer el estado de salud de los pacientes crónicos como la electrocardiografía, la respiración torácica y abdominal, la temperatura de la piel, la impedancia torácica y la actividad física. Con estos datos, los profesionales sanitarios pueden llevar a cabo un control minucioso y a distancia de datos clínicos relevantes para los pacientes con enfermedades crónicas, incluida la predicción de cuadros agudos. Destaca también que utiliza ingeniería neuromórfica (IA) para el análisis de todos los datos necesarios.

El funcionamiento del dispositivo es sencillo: la camiseta emplea tecnología Bluetooth para transmitir los datos que obtiene del paciente a la app del dispositivo móvil con el que está emparejada, y a continuación, reenvía esta información al servidor del equipo médico de forma confidencial. Estos datos permiten comprobar el estado de salud del paciente de manera inmediata, conocer cualquier disfunción que pueda sufrir en un momento determinado, e incluso anticipar una posible crisis. Este dispositivo tecnológico se aproxima a la idea final de este trabajo.

El mismo portal web publicó también en 2020 un escrito que informaba acerca de unas “tiritas” capaces de analizar la composición del sudor en busca de enfermedades, pues se trata de una sustancia que contiene mucha información sobre nosotros, nuestro cuerpo y nuestro estado de salud, es decir, no se limita a delatarnos cuando estamos nerviosos o acalorados, sino que también regula nuestra temperatura corporal y es capaz de avisarnos cuando hay cambios significativos en nuestro metabolismo que pueden ser indicativo de que se padece una enfermedad. Por ello, un grupo de investigadores de diversas universidades de todo el mundo quiso y consiguió desarrollar el primer *wearable* eficaz para monitorizar nuestra salud gracias a este fluido biológico.

El aparato en cuestión apenas mide unos pocos centímetros y es similar a una tirita. Se trata de una especie de tira que se adhiere fácilmente a la piel y que, gracias a una red de cinco sensores, recoge en tiempo real información de la composición del sudor del portador. Este método no requiere de pinchazos ni de nada que atraviese la piel. El artículo indica que, tal y como explican los propios investigadores, el sudor entra al dispositivo a través de agujeros diminutos y fluye a través de una red de microcanales, cada uno del grosor de un cabello, hasta unos depósitos. Los datos que recogen los sensores se transmiten directamente al móvil del usuario a través de una aplicación.

En 2021, el diario El Economista informó que el Instituto de Biomecánica de Valencia (IBV) trabaja en un gemelo digital. En declaraciones a este medio, el responsable de innovación en el deporte de la IBV comentó que hoy, con la grabación de los entrenamientos, el uso de GPS y todo tipo de sensores hay una cantidad enorme de datos de cada profesional, y que la idea es que con ese volumen de datos se cree un modelo biomecánico de ese deportista, su gemelo digital, y que gracias a las cámaras durante las sesiones se pueda detectar riesgos de sobrecargas o movimientos que no son habituales, de forma que se pueda alertar antes de que se produzca la lesión.

En el mismo año, el Fútbol Club Barcelona, en su portal web Barça Innovation Hub, señaló a la Realidad Aumentada (RA) como una tecnología muy indicada para su futuro uso en análisis de datos en directo durante la competición por parte de los analistas del club para mejorar el rendimiento de los jugadores, incluso pudiendo tener ellos esa misma información. En el fútbol americano, donde se juega con casco, Chris Kluwe anunció en una charla TED en 2014 que el jugador podrá acceder a los datos, tales como velocidad del balón, posición de los jugadores, etcétera para mejorar su rendimiento mediante unas gafas de RA. Si se puede acceder a esta clase de datos, ¿por qué no poder acceder a los datos que cualquier dispositivo de los anteriores, mejor desarrollados e implementados para la situación, o nuevos dispositivos, puedan emitir relacionados con la prevención de lesiones del deportista en riguroso directo?

Para terminar esta sección, no se puede dejar de mencionar los relojes inteligentes, dispositivos al alcance de todos los públicos y que son ya una realidad bien instaurada en nuestra sociedad. Con ellos, podría investigarse la posibilidad de realizar mediciones de toda sustancia anteriormente vista en este trabajo mediante el empleo de cualquier IA que pueda otorgar al usuario los datos relevantes para la predicción necesaria.

El problema indicado por el portal web Roche+ es que este *wearable* no es un dispositivo que siempre lleve el usuario puesto, por lo que dicha web presenta una alternativa que fue ideada

para el coronavirus: el anillo inteligente. Capaz de medir el ritmo cardíaco, la respiración y la temperatura corporal, está demostrando ser especialmente útil. El *Oura* parece una simple pieza de joyería, pero en la Universidad de California, según este artículo, creen que podría ser clave para llevar a cabo un seguimiento masivo de personal sanitario y otros miembros de la población especialmente vulnerables a coronavirus. La app de este wearable ofrecería una invitación a participar en el estudio que, además de analizar las variables físicas, permitirá a los usuarios responder a cuestionarios sobre su salud en general. El objetivo es desarrollar un algoritmo predictivo, no ya solo para el coronavirus, sino también a efectos de otras dolencias, por lo que se podría extender a la predicción de lesiones musculares empleándose el algoritmo adecuado.

V CONCLUSIONES

Tras la realización del trabajo y según los objetivos propuestos, se determinan los siguientes puntos:

- 1) Se ha visto que las lesiones musculares son consecuencia de multitud de factores, por lo que es preciso continuar estudiando cuáles o cuántos son los que, empleándose el modelo de IA apropiado, se aproximan más al 100% de predicción de dichas lesiones ya que ningún estudio revisado ha sido certero.
- 2) En la línea de lo anterior, se debe focalizar la búsqueda precisa de factores intrínsecos, especialmente biomarcadores, dados los diferentes resultados de los estudios presentados, y se les debe tratar con preferencia, ya que suelen suponer una condición determinante para la prevención de la lesión más que otros factores.
- 3) Por otro lado, también es necesario mejorar los métodos de IA existentes y los algoritmos desarrollados para, en la línea de lo comentado, aumentar la precisión al máximo en cada estudio.
- 4) Además, es importante que tanto el usuario como los médicos/analistas que le estén realizando un seguimiento puedan disponer de los datos extraídos y de la información recabada en cualquier momento y a cualquier hora portando un dispositivo tecnológico fácilmente llevable (*wearable*) por el usuario y/o por los médicos/analistas que pueda ser diseñado para ello y que emita alertas cuando la lesión esté a punto de ocurrir.
- 5) Asimismo, se insta a la fabricación de un *wearable* cómodo e insignificante perjudicialmente hablando, para que el usuario no sienta que corre ningún riesgo al utilizarlo y sienta que son todo ventajas. Se cree posible que este futuro *wearable* pueda otorgar además al usuario o a sus médicos/analistas los pasos a seguir para que no ocurra la lesión, véanse ejercicios para

evitarla, dieta adecuada, tratamientos, etcétera, para el mantenimiento de una correcta salud y estado físico tanto de un profesional deportivo como de una persona con alguna enfermedad relativa al músculo esquelético.

6) Para finalizar, se plantea que si en un futuro se lograra con éxito desarrollar todo lo expuesto, se trate de aplicar con precisión a todo campo sanitario con el fin de conseguir que enfermedades raras puedan ser solucionadas o incluso evitadas con éxito.

VI BIBLIOGRAFÍA

Ayala, F., López-Valenciano, A., Gámez Martín, J. A., de Ste Croix, M., Vera-García, F., García-Vaquero, M., Ruiz-Pérez, I., Myer, G. (2019). A Preventive Model for Hamstring Injuries in Professional Soccer: Learning Algorithms. *International Journal of Sports Medicine*, 40(05), 344–353.

Bahr, R., Krosshaug, T. (2005). Understanding injury mechanisms: a key component of preventing injuries in sport. *British Journal of Sports Medicine*, 39(6), 324–329.

Bergstrom, H. C., Housh, T. J., Dinyer, T. K., Byrd, T. M., Jenkins, N. D. M., Cochrane-Snyman, K. C., Succi, P. J., Schmidt, R. J., Johnson, G. O., Zuniga, J. M. (2020). Neuromuscular responses of the superficial quadriceps femoris muscles: muscle specific fatigue and inter-individual variability during severe intensity treadmill running. *Journal of Musculoskeletal & Neuronal Interactions*, 20(1), 77–87.

Berry, C. B., Moritani, T., Tolson, H. (1990). Electrical Activity and Soreness in Muscles after Exercise. *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, 69(2), 60–66.

Bittencourt, N. F. N., Meeuwisse, W. H., Mendonça, L. D., Nettel-Aguirre, A., Ocarino, J. M., Fonseca, S. T. (2016). Complex systems approach for sports injuries: moving from risk factor identification to injury pattern recognition—narrative review and new concept. *British Journal of Sports Medicine*, 50(21), 1309–1314.

Brockett, C. L., Morgan, D. L., Proske, U. (2004). Predicting Hamstring Strain Injury in Elite Athletes. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 36(3), 379–387.

Chen, T., Guestrin, C. (2016). XGBoost. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794.

Chen, H.-L., Nosaka, K., Chen, T. C. (2012). Muscle damage protection by low-intensity eccentric contractions remains for 2 weeks but not 3 weeks. *European Journal of Applied Physiology*, 112(2), 555–565.

Chen, H.-L., Nosaka, K., Pearce, A. J., Chen, T. C. (2012). Two maximal isometric contractions attenuate the magnitude of eccentric exercise-induced muscle damage. *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism*, 37(4), 680–689.

Cheung, K., Hume, P. A., Maxwell, L. (2003). Delayed Onset Muscle Soreness. *Sports Medicine*, 33(2), 145–164.

Claudino, J. G., Capanema, D. de O., de Souza, T. V., Serrão, J. C., Machado Pereira, A. C., Nassis, G. P. (2019). Current Approaches to the Use of Artificial Intelligence for Injury Risk Assessment and Performance Prediction in Team Sports: a Systematic Review. *Sports Medicine - Open*, 5(1), 28.

Cleary, M. A. (2016). Creatine Kinase, Exertional Rhabdomyolysis, and Exercise-Associated Hyponatremia in Ultra-Endurance Athletes: A Critically Appraised Paper. *International Journal of Athletic Therapy and Training*, 21(6), 13–15.

Crameri, R. M., Aagaard, P., Qvortrup, K., Langberg, H., Olesen, J., Kjaer, M. (2007). Myofibre damage in human skeletal muscle: effects of electrical stimulation *versus* voluntary contraction. *The Journal of Physiology*, 583(1), 365–380.

Diario El Economista. Inteligencia artificial para prevenir las lesiones deportivas. Portal web El Economista. 2021 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: <https://revistas.eleconomista.es/sanidad/2021/septiembre/inteligencia-artificial-para-prevenir-las-lesiones-deportivas-XJ8847761>

Elkarami, B., Alkhateeb, A., Rueda, L. (2016). Cost-sensitive classification on class-balanced ensembles for imbalanced non-coding RNA data. *2016 IEEE EMBS International Student Conference (ISC)*, 1–4.

Galar, M., Fernandez, A., Barrenechea, E., Bustince, H., Herrera, F. (2012). A Review on Ensembles for the Class Imbalance Problem: Bagging-, Boosting-, and Hybrid-Based Approaches. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(4), 463–484.

García, L. Los biosensores portátiles pueden ayudar a los pacientes con problemas de salud complejos. Portal web ConSalud. 2022 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: https://www.consalud.es/tecnologia/tecnologia-sanitaria/biosensores-portatiles-ayudar-pacientes-problemas-salud-complejos_107800_102.html?utm_medium=Social&utm_source=Twitter#Echobox=1641550485-1

González, A. Realidad virtual y aumentada en el deporte: el inicio de una nueva era. Barça Innovation Hub. 2021 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: <https://barcainnovationhub.com/es/realidad-virtual-y-aumentada-en-el-deporte-el-inicio-de-una-nueva-era/>

Graven-Nielsen, T., Mense, S. (2001). The Peripheral Apparatus of Muscle Pain: Evidence From Animal and Human Studies. *The Clinical Journal of Pain*, 17(1), 2–10.

Hubal, M. J., Devaney, J. M., Hoffman, E. P., Zambraski, E. J., Gordish-Dressman, H., Kearns, A. K., Larkin, J. S., Adham, K., Patel, R. R., Clarkson, P. M. (2010). *CCL2* and *CCR2* polymorphisms are associated with markers of exercise-induced skeletal muscle damage. *Journal of Applied Physiology*, 108(6), 1651–1658.

Knechtle, B., Nikolaidis, P. T. (2018). Physiology and Pathophysiology in Ultra-Marathon Running. *Frontiers in Physiology*, 9.

Lecina, M., Castellar, C., Pradas, F., López-Laval, I. (2022). 768-km Multi-Stage Ultra-Trail Case Study-Muscle Damage, Biochemical Alterations and Strength Loss on Lower Limbs. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(2), 876.

Lundberg, S. M., Erion, G. G., Lee, S.-I. (2018). *Consistent Individualized Feature Attribution for Tree Ensembles*.

Mantel, N., Haenszel, W. (1959). Statistical aspects of the analysis of data from retrospective studies of disease. *Journal of the National Cancer Institute*, 22(4), 719–748.

Martínez-Navarro, I., Montoya-Vieco, A., Hernando, C., Hernando, B., Panizo, N., Collado, E. (2021). The week after running a marathon: Effects of running vs elliptical training vs resting on neuromuscular performance and muscle damage recovery. *European Journal of Sport Science*, 21(12), 1668–1674.

Martínez-Navarro, I., Sánchez-Gómez, J. M., Aparicio, I., Priego-Quesada, J. I., Pérez-Soriano, P., Collado, E., Hernando, B., Hernando, C. (2020). Effect of mountain ultramarathon distance competition on biochemical variables, respiratory and lower-limb fatigue. *PLOS ONE*, 15(9), e0238846.

McCullagh, J., Whitfort, T. (2013). An Investigation into the Application of Artificial Neural Networks to the Prediction of Injuries in Sport. *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Medical, Health, Biomedical, Bioengineering and Pharmaceutical Engineering*, 7, 356-360.

Meeuwisse, W. H., Tyreman, H., Hagel, B., Emery, C. (2007). A Dynamic Model of Etiology in Sport Injury: The Recursive Nature of Risk and Causation. *Clinical Journal of Sport Medicine*, 17(3), 215–219.

Mizumura, K., Taguchi, T. (2016). Delayed onset muscle soreness: Involvement of neurotrophic factors. *The Journal of Physiological Sciences*, 66(1), 43–52.

Newham, D. J. (1988). The consequences of eccentric contractions and their relationship to delayed onset muscle pain. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 57(3), 353–359.

Pruna, R., Artells, R. (2015). Cómo puede afectar el componente genético la lesionabilidad de los deportistas. *Apunts. Medicina de l'Esport*, 50(186), 73–78.

Pruna, R., Artells, R., Ribas, J., Montoro, B., Cos, F., Muñoz, C., Rodas, G., Maffulli, N. (2013). Single nucleotide polymorphisms associated with non-contact soft tissue injuries in elite

professional soccer players: influence on degree of injury and recovery time. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 14(1), 221.

Pruna, R., Ribas, J., Montoro, J. B., Artells, R. (2015). The impact of single nucleotide polymorphisms on patterns of non-contact musculoskeletal soft tissue injuries in a football player population according to ethnicity. *Medicina Clínica*, 144(3), 105–110.

Roche Farma. Camisetas inteligentes de control para pacientes crónicos. Portal web Roche Plus. 2020 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: <https://www.rocheplus.es/innovacion/investigacion-ciencia/camisetas-inteligentes-de-control-para-pacientes-cronicos.html>

Roche Farma. Relojes y pulseras inteligentes, nuevas herramientas de diagnóstico de Covid-19. Portal web Roche Plus. 2020 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: <https://www.rocheplus.es/innovacion/investigacion-ciencia/relojes-y-pulseras-inteligentes-nuevas-herramientas-de-diagnostico-del-covid19.html>

Roche Farma. Una tirita analiza la composición del sudor en busca de enfermedades. Portal web Roche Plus. 2020 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: <https://www.rocheplus.es/innovacion/investigacion-ciencia/wearable-sudor-detectar-enfermedades.html>

Rojas-Valverde, D., Sánchez-Ureña, B., Crowe, J., Timón, R., & Olcina, G. J. (2021). Exertional rhabdomyolysis and acute kidney injury in endurance sports: A systematic review. *European Journal of Sport Science*, 21(2), 261–274.

Rommers, N., Rössler, R., Verhagen, E., Vandecasteele, F., Verstockt, S., Vaeyens, R., Lenoir, M., D'Hondt, E., Witvrouw, E. (2020). A Machine Learning Approach to Assess Injury Risk in Elite Youth Football Players. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 52(8), 1745–1751.

Sáez, J. Placa motora. Portal web Paradigmia. 2019 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: <https://paradigmia.com/curso/locomotor/modulos/generalidades-de-los-musculos/temas/placa-motora/>

Sanchis-Gomar, F., Alis, R., Rodríguez-Vicente, G., Lucia, A., Casajús, J. A., Garatachea, N. (2016). Blood and Urinary Abnormalities Induced During and After 24-Hour Continuous Running. *Clinical Journal of Sport Medicine*, 26(5), e100–e102.

Scheer, V., Basset, P., Giovanelli, N., Vernillo, G., Millet, G. P., Costa, R. J. S. (2020). Defining Off-road Running: A Position Statement from the Ultra Sports Science Foundation. *International Journal of Sports Medicine*, 41(05), 275–284.

Sherratt, M. J. (2009). Tissue elasticity and the ageing elastic fibre. *AGE*, 31(4), 305–325.

SINC. Biosensores con nanopartículas de galio para detectar enfermedades. Agencia Sinc. 2018 [en línea]. [Consultado en Julio 2022]. Disponible en: <https://www.agenciasinc.es/Noticias/Biosensores-con-nanoparticulas-de-galio-para-detectar-enfermedades>

Singla, N., Desjardins, P. J., Cosca, E. B., Parulan, C., Arriaga, A., Poole, K. C., Batz, D. M., Chang, P. D. (2015). Delayed-onset muscle soreness. *Pain*, 156(6), 1036–1045.

Zeng, W., Liu, L., Tong, Y., Liu, H. M., Dai, L., & Mao, M. (2011). A66G and C524T polymorphisms of the methionine synthase reductase gene are associated with congenital heart defects in the Chinese Han population. *Genetics and Molecular Research*, 10(4), 2597–2605.

VII ANEXO: SUMARIO DE MÉTODOS DE IA EMPLEADOS HASTA HOY

Anexo correspondiente a un artículo empleado en el trabajo (Claudino et al., 2019) que detalla los métodos de IA empleados hasta hoy en el ámbito tratado por este TFG. Disponible en:

https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6609928/bin/40798_2019_202_MOESM2_ESM.pdf