

Análisis de componentes principales para la identificación de variables sensibles en la ejecución del gesto motor y desarrollo de una red neuronal artificial como herramienta auxiliar en la clasificación del rendimiento deportivo en taekwondoínes elite de la Ciudad de México

Principal components analysis for the identification of sensitive variables in the execution of the motor gesture and the development of an artificial neural network as an auxiliary tool in the classification of sports performance in elite taekwondo athletes from Mexico City

José Gilberto Franco-Sánchez,* Andrea Pegueros-Pérez,* Héctor Rafael Puig-Hernández,* Diego Mirabent-Amor,* Francisco Figueroa-Cavero,* Gabriel Vega-Martínez,* Virginia Bueyes-Roiz,† Leonardo Eliú Anaya-Campos,† Paris Joaquín Velasco-Acosta,† Ivett Quiñones-Urióstegui†

Palabras clave:

taekwondo, gesto motor, clasificación deportiva, análisis de componentes principales, red neuronal artificial.

Keywords:

taekwondo, motor gesture, sports classification, principal component analysis, artificial neural network.

Resumen

Introducción: la clasificación deportiva es una tarea diaria en la vida del atleta. Es importante relacionar el resultado de las pruebas realizadas a un taekwondoín con la eficiencia de la ejecución de su gesto motor fundamental, la patada, que representa 80% de la actividad en competencia. **Objetivo:** contar con una herramienta que permita identificar y clasificar, utilizando las variables más sensibles (antropométricas y fisiológicas) y relacionarlas con la eficiencia deportiva de una muestra de taekwondoínes de la CDMX. **Material y métodos:** estudio transversal descriptivo para el análisis de 202 variables obtenidas de 74 evaluaciones para identificar aquellas de mayor variabilidad que permitan la estratificación de la población utilizando análisis de componentes principales y su clasificación en cuatro niveles de aptitud, utilizando una red neuronal artificial. **Resultados:** se obtienen 19 parámetros que representan más de 50% de la información contenida en los datos



Citar como: Franco-Sánchez JG, Pegueros-Pérez A, Puig-Hernández HR, Mirabent-Amor D, Figueroa-Cavero F, Vega-Martínez G et al. Análisis de componentes principales para la identificación de variables sensibles en la ejecución del gesto motor y desarrollo de una red neuronal artificial como herramienta auxiliar en la clasificación del rendimiento deportivo en taekwondoínes elite de la Ciudad de México. Invest Discapacidad. 2023; 9 (3): 91-101. <https://dx.doi.org/10.35366/112694>



* Medicina del Deporte.

‡ Laboratorio de Análisis de Movimiento e Ingeniería de Rehabilitación.

Instituto Nacional de Rehabilitación «Luis Guillermo Ibarra Ibarra». CDMX, México.

Correspondencia:

Gabriel Vega-Martínez

E-mail: gvega@inr.gob.mx;
gvegam@outlook.com

Recibido: 12 de Diciembre de 2022

Aceptado: 19 de Julio de 2023

que representan a la población de estudio y se establecen límites con significancia estadística que permiten caracterizar a los atletas identificando debilidades y fortalezas. Se obtuvo una eficiencia de clasificación de 87.5%. **Conclusión:** el uso de tecnologías en el análisis de datos y clasificación basados en inteligencia artificial es una propuesta diferente que busca emular el trabajo realizado por los entrenadores en el proceso de clasificación de los deportistas.

Abstract

Introduction: sports classification is a daily task in the athlete's life. It is important to relate the results of the tests performed on a taekwondoist with the efficiency of the execution of their fundamental motor gesture, the kick, which represents 80% of the activity in competition. **Objective:** the aim is to have a tool that allows to identify and classify the most sensitive variables (anthropometric and physiological) and relate them to the sports efficiency of a sample of taekwondo athletes from Mexico City. **Material and methods:** descriptive cross-sectional study for the analysis of 202 variables gathered from 74 evaluations towards the identification of those with the greatest variability, to stratify the population using principal component analysis and to classify it into four levels of aptitude, using an artificial neural network. **Results:** athletes characterization, identifying weaknesses and strengths, was performed by the representation of more than 50% of the information contained in 19 parameters that are obtained from the data to represent the study population and limit points with statistical significance. Classification efficiency was 87.5%. **Conclusion:** the use of technology tools in the analysis of data and classification based on artificial intelligence is a different proposal that seeks to emulate the work done by coaches in the process of classifying athletes.

INTRODUCCIÓN

Tres rounds de 2 minutos, con un minuto de descanso entre cada asalto es la dinámica de la competencia de un taekwondoísta. En esos minutos de combate el atleta debe ser eficiente en la ejecución de gestos motores para lograr el rendimiento deportivo; que es evaluado como el logro de objetivos alcanzados y los recursos utilizados en la tarea. Es reflejo de un compromiso entre capacidades físicas,¹ psicológicas² y nutricionales.³ Cada disciplina deportiva exige diferentes perfiles para lograr el éxito; son características que pueden ser agrupadas en parámetros antropométricos,⁴ fisiológicos⁵ y cinemáticos.⁶ Las habilidades son otro aspecto importante en los objetivos de un atleta, siendo parámetros que posterior a una intervención pueden mejorar.⁷ La clasificación de un deportista es un proceso complejo y en ocasiones subjetivo. En el deporte, la clasificación no sólo responde a aspectos de seguridad, sino también al principio de competición justa,⁸ por lo cual se definen y agrupan aquellos parámetros, la edad, por ejemplo, que permitan establecer categorías en la búsqueda de una competencia en igualdad de condiciones. Las variables de clasificación más reportadas en la literatura y que describen el perfil de un taekwondoísta son: un porcentaje medio de grasa corporal de aproximadamente $7.5 \pm 1.5\%$ para los atletas masculinos y femeninos internacionales, una potencia anaeróbica pico para competidores

masculinos, categoría internacional de 11.8 ± 2.0 W/kg y femeninos entre 10.2 ± 2.5 W/kg, un $VO_2\max$ de atletas internacionales masculinos y femeninos que oscila entre 55.8 ± 3.9 , y otras como la fuerza, velocidad, agilidad y flexibilidad.⁹

Aún con las descripciones mencionadas son los equipos técnicos y entrenadores los que identifican las potencialidades y debilidades en los atletas en la ejecución deportiva. Ante la capacidad tecnológica actual con la que se pueden utilizar diversos tipos de sensores y registrar un mayor número de parámetros de diferentes pruebas, surge la necesidad de proponer algoritmos que puedan procesar esta cantidad de datos, pero sobre todo integrar y ponderar cada prueba para identificar potencialidades y debilidades de manera similar a la tarea de los entrenadores. En el campo de la inteligencia artificial es donde se reportan diversas propuestas para esta tarea, que van desde la enseñanza de la práctica deportiva,¹⁰ hasta el análisis de la ejecución de la patada,¹¹ la clasificación de diversos tipos de patada,¹² pero sobre todo las potenciales aplicaciones que podrán desarrollarse.¹³

Para poder relacionar los resultados de las evaluaciones con la ejecución de la patada es necesario el uso de herramientas tecnológicas, desarrollar algoritmos capaces de aprender relaciones no lineales en los datos, con la capacidad para aprender patrones y relaciones complejas. Estas herramientas son útiles para clasificar a un deportista en diferentes niveles de

aptitud física debido a su capacidad de aprendizaje, extracción automática de características, manejo de datos complejos, adaptabilidad y escalabilidad. Esto permite una clasificación novedosa, precisa y automatizada en comparación con otros enfoques.

En el presente trabajo se propone la utilización de dos algoritmos para el manejo de datos obtenidos de diversas pruebas realizadas a taekwondoínes elite de la Ciudad de México. El primero, el análisis de componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés), para la identificación de los parámetros con más variabilidad que permitan caracterizar al taekwondoín; y el segundo, la arquitectura de una red neuronal artificial (RNA) que integre los datos obtenidos por el PCA, pondere los resultados de las pruebas y clasifique al atleta en cuatro niveles de aptitud física: óptima, buena, promedio y mejorable.

MATERIAL Y MÉTODOS

Se trata de un estudio transversal descriptivo que se basa en el uso de algoritmos para el procesamiento de datos basados en inteligencia artificial. La muestra está conformada por 43 atletas mexicanos, 31 de los deportistas cuentan con 5 a 7.7 años de práctica, 10 deportistas con una experiencia entre 7.7 y 10.4 años de práctica y dos deportistas con más de 10 años de experiencia, 11 de ellos con experiencia en olimpiadas nacionales y participando en los primeros lugares. El resto se distingue en competencias estatales, nacionales e internacionales. A estos deportistas se les realizaron 74 evaluaciones (algunos cuentan con dos evaluaciones). Todos ellos afiliados a la Asociación Capitalina de Taekwondo, A.C. de la Ciudad de México y a quienes se les explicó detalladamente los propósitos de las pruebas. Se obtuvo asentimiento y consentimiento informado y fueron integrados al protocolo registrado ante el Comité de Investigación y Ética del Instituto Nacional de Rehabilitación «Luis Guillermo Ibarra Ibarra» (INR LGII) en la Ciudad de México (INR 13/20 AC).

Pruebas

Cada evaluación realizada a los atletas está compuesta por seis pruebas: análisis de composición corporal por bioimpedancia eléctrica, valoración isocinética de la fuerza muscular de tren inferior, determinación de potencia anaeróbica (salto vertical), determinación de la coordinación y equilibrio y finalmente determinación de los tiempos de reacción-decisión. Todas las pruebas se realizaron por la mañana y en la secuencia mencionada, con intervalos de recuperación, además

se realizaron pruebas complementarias y de seguridad de acuerdo con los criterios de la Subdirección de Medicina del Deporte del INR LGII.

El equipo que se utilizó para la prueba de composición corporal es el INBODY 370s, el tiempo de la evaluación es de 15 segundos, durante los cuales se registran 18 parámetros.

La valoración isocinética es una prueba que permite evaluar la fuerza máxima que produce la musculatura en la articulación de la rodilla en todo el rango de movimiento y se utilizó un dinamómetro electrónico BIODEX, modelo System 4 Pro. El protocolo se realiza a velocidades angulares de 30, 60 y 90°/seg para determinar fuerza, trabajo y potencia. Se registran 18 parámetros por cada atleta.

La potencia aeróbica es la capacidad que tiene un atleta para realizar actividades físicas intermitentes y de alta intensidad. Para su medición se hace uso de una plataforma de contacto MICHECEVI. El protocolo utilizado exige que el atleta realice 10 saltos continuos sin parar realizando su máximo esfuerzo. Se registran ocho parámetros por cada atleta.

Para la prueba de coordinación y equilibrio, se utilizó el sistema NeuroCom® Balance Master que proporciona una evaluación del control sensorial y voluntario del equilibrio motor. Ésta es una de las pruebas más exigentes, con duración aproximada de 30 minutos, y consta de cinco etapas en las que se cuantifica: 1) la capacidad del atleta de mantener la bipedestación; 2) cómo se desplaza el centro de gravedad del atleta en plataforma firme y posteriormente en plataforma inestable; 3) la influencia de los órganos sensoriales sobre el equilibrio estático de manera unilateral; 4) la velocidad de balanceo; y 5) la capacidad del atleta de mover el centro de gravedad voluntariamente. Los resultados de esta prueba se registran utilizando 128 parámetros por atleta.

Los tiempos de reacción-decisión se evaluaron en el Laboratorio de Análisis de Movimiento y Rehabilitación del INR LGII. Se ejecutaron diversos gestos motores que corresponden a la patada en un espacio libre donde la zona de impacto consistió en una estructura diseñada específicamente para la prueba. Se montaron dos cojines de contacto a dos alturas diferentes y con soportes laterales para colocar 4 pods, elementos funcionales de la plataforma de estimulación visual-motora (T-sensors. Therapy and Testing Medical Technologies®, México).

Se evaluaron diferentes estilos de patadas: *Cut* (patada recta), *Chigo chagui* (patada circular descendente), *Dollyo chagui* (patada lateral superior) y *Pi chagui* (patada lateral inferior). Las patadas se realizaron con

ambas piernas en seis ocasiones cada una, con tiempos de descanso entre 20 y 30 segundos entre repeticiones.

Se evaluaron dos tipos de estímulo con cada tipo de patada y con cada pierna: 1) estímulo visual no condicionado, se generó un estímulo visual al sitio que previamente se indicaba al atleta (arriba o abajo) y a partir del cual debía realizar la patada. 2) Estímulo visual condicionado, prueba en la que se generó el estímulo visual de forma aleatoria y dependiendo del sitio donde encendiera el pod (arriba o abajo) se ejecutaba la patada. Los resultados de la prueba se registran utilizando 30 parámetros por cada atleta.

1. Análisis de componentes principales

Los resultados de las cinco pruebas realizadas en cada evaluación del atleta suman un total de 202 parámetros. Todos estos valores con la característica común de estar altamente correlacionados entre sí (positiva o negativamente).

Esta condición en los datos es denominada multicolinealidad y, aunque algunos autores definen que esto se presenta por experimentos mal diseñados, suele observarse con datos utilizados para definir estados de salud. Una técnica para poder abordar esta característica de los datos es el PCA, el cual es un algoritmo de aprendizaje no supervisado cuyo objetivo es identificar estructuras no observadas en los datos. Su uso también es recomendado cuando se tienen más variables que tamaño de muestra. Su aplicación se basa en la rotación y proyección de datos con la finalidad de reducir dimensiones. El algoritmo toma un número n de dimensiones (parámetros) e identifica las principales fuentes de variabilidad. Cada una de las cinco pruebas es procesada utilizando la técnica PCA e implementada

usando el *software* RStudio (R Core Team 2022). Se seleccionan los parámetros de la primera dimensión y que representan más de 50% de la información, los resultados de cada prueba son almacenados en lo que se denomina como vector de características, conformado por los parámetros más sensibles de cada una de las cinco pruebas realizadas al atleta.

2. Red neuronal artificial

La clasificación del rendimiento y técnica deportiva debe estar representada por parámetros cuantitativos y cualitativos. Esta ponderación la realizan los entrenadores, quienes además de valores objetivos agregan datos como experiencia, competencias ganadas, estado psicológico, estrés y otras. Existen pocos ejemplos en la literatura que utilicen una batería de prueba tan diversa como la que se presenta en este trabajo y para poder integrarlos se propone el uso de una RNA. Su nombre proviene de su símil con el funcionamiento de una neurona biológica y está estructurada por tres capas: entrada, oculta y de salida. Se utilizan varias neuronas interconectadas y con un proceso iterativo (aprendizaje supervisado), se ajustan los pesos sinápticos, y se establece una relación entre los valores de entrada y los valores de salida. La arquitectura de la RNA utilizada es un perceptrón multicapa con tipo de conexión recurrente y totalmente conectada. El tipo de aprendizaje es por retropropagación Levenberg-Marquardt. Los conjuntos de entrenamiento y prueba tienen una proporción 75/25. El número de neuronas en la capa de entrada es de 28 para la arquitectura de las mujeres y de 36 para la de hombres con tres capas intermedias y cuatro neuronas en la capa de salida, cada una relacionada con los cuatro niveles de clasificación propuestos: óptimo,

Tabla 1: Perfil de la población en cada grupo propuesto.

	Mujeres (N = 17)	Hombres (N = 26)	p
Edad [años]	16.6 ± 1.8	16.6 ± 1.7	0.25*
Peso [kg]	62.4 ± 9.6	62.5 ± 9.8	0.08*
Talla [cm]	164.2 ± 26.9	164.4 ± 27.5	0.0001 ^{†,§}
IMC [kg/m ²]	22 ± 2.4	21.9 ± 2.4	0.18*
Porcentaje de grasa corporal	23.3 ± 7.7	22.9 ± 7.2	0.0001 ^{*,§}
Porcentaje de masa muscular	42.1 ± 5.4	42.4 ± 5.4	0.0001 ^{†,§}
Práctica de taekwondo [años]	7.4 ± 2.8	7.4 ± 2.9	0.43*

Los valores se expresan como media ± desviación estándar.

* Prueba t pareada. [†] Prueba U de Mann-Whitney. [§] Significancia estadística (p < 0.05).

bueno, promedio y mejorable. El procesamiento se ha implementado utilizando el software MATLAB® (The MathWorks, Inc.). La eficiencia de la arquitectura de la RNA se logra cuando se clasifica correctamente al menos a 85% de los atletas y para validar los resultados se utilizó la matriz de confusión.

Análisis estadístico

Para evaluar la normalidad de las variables se utiliza la prueba Shapiro-Wilk. Para los cambios intragrupo se utilizó la prueba t pareada para muestras independientes y la prueba de U de Mann-Whitney. Para diferenciar los cuatro niveles de clasificación en cada una de las evaluaciones se utiliza la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis asumiendo que los datos no siguen una distribución normal. Aun cuando esta prueba puede manejar muestras de diferentes tamaños todas tuvieron la misma longitud. En todos los casos, el nivel de significancia fue determinado por $p < 0.05$.

RESULTADOS

La edad promedio de los participantes fue de 16.5 ± 1.8 años y para realizar el análisis de los datos la muestra se dividió en dos grupos, el primero conformado por 17 mujeres con 28 evaluaciones y el segundo compuesto por 26 hombres y 36 evaluaciones. Los atletas evaluados tienen perfiles similares en cada uno de los grupos, como se presentan en la *Tabla 1*.

El análisis de componentes principales realizado en R consta de cinco etapas: 1) normalización de los datos; 2) cálculo de los valores PCA para cuantificar como aportan las dimensiones y el porcentaje de varianza de cada parámetro; 3) análisis de contribución de cada uno de los parámetros que componen la prueba (*Figura 1A*); 4) la variable más sensible se divide en cuatro grupos utilizando el método k-medias (*Figura 1B*); y 5) se realiza prueba estadística para validar las diferencias entre los grupos propuestos (*Figura 1C*).

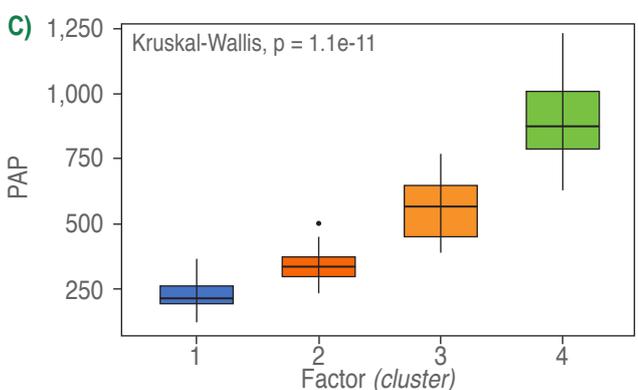
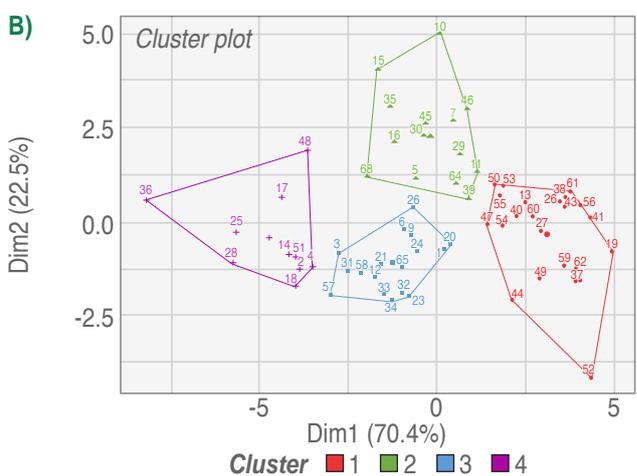
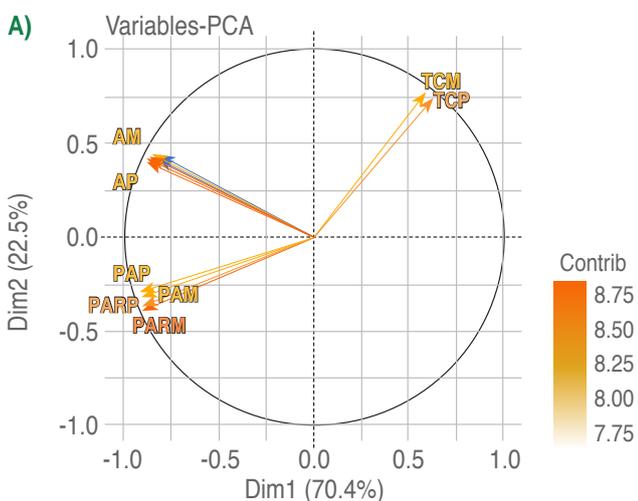


Figura 1: **A)** Dimensiones y aporte de los resultados por análisis de componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés) para la prueba de potencia anaeróbica. **B)** Significancia estadística en el agrupamiento de cuatro clases utilizando el método de k-medias y el parámetro con más variabilidad (PAP [potencia anaeróbica promedio]). **C)** Cuatro clusters para clasificación, cada número representa a un atleta, se observa como la variable PAP permite la segmentación de los datos.

AM = altura mejor (cm). AP = altura promedio (cm). TCM = tiempo de contacto mejor (ms). TCP = tiempo de contacto promedio (ms). PAP = potencia anaeróbica promedio (Watts). PAM = potencia anaeróbica mejor (Watts). PAR = potencia anaeróbica relativa (Watts/Kg).

Los parámetros con más variabilidad y que permiten establecer cuatro grupos con significancia estadística en la primera dimensión son: a) para el análisis de composición corporal son tres: masa grasa segmental derecha, izquierda y masa musculo esquelética; b) para la valoración isocinética de la fuerza son cuatro: valor real de flexores y extensores tanto derechos como izquierdos; c) con respecto a la determinación de potencia anaeróbica son cuatro: potencia absoluta y relativa expresada en el valor máximo y promedio; d) en la determinación de la coordinación y equilibrio se seleccionan cuatro parámetros de la etapa *Weight Bearing-Squat* a 30 y 60 grados en lado izquierdo y derecho; y finalmente e) la determinación de los tiempos de reacción-decisión, en donde se seleccionan la patada *Cut* izquierda y derecha con estímulo condicionado y la patada *Chigo chagui* izquierda y derecha con estímulo no condicionado. Con esto el vector de características queda conformado por 19 parámetros provenientes de las cinco pruebas de cada evaluación de los atletas.

Con el agrupamiento utilizando el método k-medias se establecen valores máximos y mínimos dentro de cada una de las opciones de clasificación propuestas: óptimo, bueno, promedio y mejorable. Este proceso permite establecer los límites para clasificar a los taekwondoínes en cuatro niveles de aptitud física. En la *Tabla 2* se reportan los límites obtenidos por PCA para las pruebas de análisis de composición corporal por bioimpedancia eléctrica, valoración isocinética de la fuerza muscular de tren inferior y determinación de potencia anaeróbica (salto vertical). En la *Tabla 3* se reportan los límites obtenidos por PCA para las pruebas de determinación de la coordinación y equilibrio y finalmente determinación de los tiempos de reacción-decisión.

Los valores de las *Tablas 2 y 3* componen los elementos de entrada de la red neuronal artificial. La red se entrena para clasificar a los atletas en cuatro niveles de aptitud; óptimo, que son los valores máximos encontrados en la muestra de taekwondoínes en el protocolo. Posteriormente el nivel bueno y promedio como etapas intermedias y finalmente, en la muestra estudiada, el nivel mejorable que serían los atletas que tiene los resultados más bajos en las pruebas.

La integración de los parámetros en la RNA para la clasificación del atleta es similar al trabajo realizado por el equipo de entrenadores. No es necesario que un atleta obtenga todos los resultados de sus pruebas en el nivel óptimo para tener un rendimiento deportivo y técnico alto. Se implementan dos arquitecturas

de RNA, una para procesar los resultados de las mujeres y otra para los hombres. Para validar la arquitectura se utiliza la proporción 75/25, 20 registros para entrenar y ocho para prueba en el grupo de las mujeres y 27 para entrenar y nueve para prueba en el grupo de hombres. Para validar a la RNA se utilizan parámetros de atletas que no han sido procesados en ninguna ocasión por la arquitectura desarrollada. Utilizando la matriz de confusión se reporta una clasificación correcta de 87.5%. La velocidad con la que se ejecuta la patada es un parámetro relacionado con la eficiencia del gesto deportivo. Se utilizó este valor para comparar la clase asignada por la RNA a cada atleta y su velocidad de patada registrada. En la *Tabla 4* se presentan ejemplos de la asignación de clases (óptimo, bueno, promedio y mejorable) en los rangos establecidos por PCA. Los números en las celdas representan el identificador del atleta y su posición en la tabla el resultado obtenido para cada uno de los cuatro niveles posibles. La clasificación por la RNA se representa en la tabla con un código de color en la celda de cada atleta, se observa que para la asignación de clase no es necesario que todos los parámetros estén en el mismo rango en las cinco pruebas realizadas. Finalmente, en la columna asignada a la velocidad promedio (evaluación cinemática independiente a las pruebas realizadas) se observa que aquellos atletas que tienen velocidades mayores se relacionan con resultados de las pruebas en las clases óptimo y bueno. De manera contraria, aquellos atletas con velocidades bajas en la ejecución de la patada son asignados a las clases promedio y mejorable.

DISCUSIÓN

En este estudio se clasificó en cuatro niveles de aptitud física a 43 atletas de élite a partir de cinco evaluaciones deportivas. De estas pruebas se obtuvieron 202 variables; la técnica PCA permitió reducirlas a 19 parámetros para representar el conjunto de datos con aquéllos de mayor aporte. Con la implementación de una arquitectura RNA se logró una clasificación con una eficiencia de 87.5%. El análisis presentado también permitió identificar las áreas de oportunidad de mejora para los deportistas.

La clasificación deportiva es un proceso continuo, donde el principal objetivo es identificar potencialidades y debilidades del atleta, por parte de los entrenadores. La literatura se enfoca especialmente en agrupar las variables de clasificación en parámetros

Tabla 2: Valores límites para estratificar a los taekwondoínes utilizando los parámetros de composición corporal, valoración isocinética y potencia anaeróbica.

Análisis de composición corporal	Masa magra segmental (kg)		Masa musculoesquelética (kg)	
	Derecha Máx.-mín.	Izquierda Máx.-mín.	Máx.-mín.	
Mujeres (Kruskal-Wallis, $p = 1.8 \times 10^{-11}$)				
Óptimo	7.75-7.09	7.55-6.98	25.2-23.3	
Bueno	7.07-5.99	6.97-5.95	25.7-22	
Promedio	5.9-5.31	5.71-5.3	22-18.9	
Mejorable	5.3-4.94	5.19-4.93	20.2-20.2	
Hombres (Kruskal-Wallis, $p = 1.8 \times 10^{-11}$)				
Óptimo	11.93-8.88	11.91-8.81	38.5-33.4	
Bueno	8.85-8.42	8.75-8.44	33.5-33.9	
Promedio	8.4-7.58	8.2-7.57	30.4-24.5	
Mejorable	7.36-6.56	7.26-6.52	24.3-23	
Valoración isocinética	Flexores (Nm)		Extensores (Nm)	
	Izquierdos Máx.-mín.	Derechos Máx.-mín.	Izquierdos Máx.-mín.	Derechos Máx.-mín.
Mujeres (Kruskal-Wallis, $p = 6 \times 10^{-07}$)				
Óptimo	82-70.6	90.1-79.3	165.9-132.7	181.9-160.3
Bueno	69.1-62.8	75.8-65.4	136.4-128.2	134.9-132.8
Promedio	62-51.6	59.5-52.6	129.8-122.5	112.9-118.2
Mejorable	51.1-26	51.1-35.4	79.8-58.3	97.4-81.5
Hombres (Kruskal-Wallis, $p = 6 \times 10^{-07}$)				
Óptimo	130.3-90.7	115.4-88	205.7-153.3	219.2-191.7
Bueno	87.9-82.6	81.2-87.2	156.9-139.3	154.6-146.3
Promedio	79.2-70	67.5-59.9	160.6-137.7	140.2-153
Mejorable	69.8-38	66.7-37	134.6-98	126-96
Potencia anaeróbica (PA)	Potencia Anaeróbica Absoluta (W)		Potencia Anaeróbica Relativa (W/kg)	
	Promedio Máx.-mín.	Mejor Máx.-mín.	Mejor Máx.-mín.	Promedio Máx.-mín.
Mujeres (Kruskal-Wallis, $p = 1.1 \times 10^{-11}$)				
Óptimo	860.6-448	970.2-564.9	14.7-8.31	13-6.6
Bueno	401.75-238.6	449.35-264.3	8.74-5.51	7.85-5
Promedio	214.2-203.2	244.9-232.4	3.5-4.56	3.1-4
Mejorable	193.5-125.5	278.2-177.4	5.15-3.7	3.6-2.6
Hombres (Kruskal-Wallis, $p = 1.1 \times 10^{-11}$)				
Óptimo	1232.8-678	1327.4-866.9	18.7-10.7	17.4-8.4
Bueno	661.4-455.1	798.2-472.4	13.76-9.42	11.4-8.9
Promedio	448.9-340	595.9-427.5	9.77-8.38	7.4-6.7
Mejorable	332.3-4.8	371.6-4.8	5.235-4.8	4.65-4.8

Tabla 3: Valores límites para estratificar a los taekwondoínes utilizando los parámetros de coordinación-equilibrio y determinación de los tiempos de reacción-decisión.

Coordinación-equilibrio	Weight bearing/squat			
	Izquierda 30° Máx.-mín.	Derecha 30° Máx.-mín.	Derecha 60° Máx.-mín.	Izquierda 60° Máx.-mín.
Mujeres (Kruskal-Wallis, $p = 1.1 e^{-06}$)				
Óptimo	57-47	43-53	42-51	58-49
Bueno	46-44	54-56	54-54	46-46
Promedio	44-43	56-57	54-66	46-34
Mejorable	42-35	58-65	50-63	50-37
Hombres (Kruskal-Wallis, $p = 1.1 e^{-06}$)				
Óptimo	55-49	45-51	42-53	58-47
Bueno	49-47	51-53	56-56	44-44
Promedio	47-44	53-56	52-58	48-42
Mejorable	44-37	56-63	48-65	52-35
Tiempos de reacción-decisión	Patada <i>Cut</i> con estímulo condicionado arriba (m)		Patada <i>Chigo chagui</i> con estímulo no condicionado (m)	
	Derecha Máx.-mín.	Izquierda Máx.-mín.	Izquierda Máx.-mín.	Derecha Máx.-mín.
Mujeres (Kruskal-Wallis, $p = 1 e^{-07}$)				
Óptimo	0.37-0.53	0.53-0.45	0.96-0.67	0.64-0.57
Bueno	0.54-0.68	0.54-0.76	0.73-0.67	0.71-0.76
Promedio	0.72-0.77	0.83-0.81	0.98-0.74	0.92-0.74
Mejorable	0.79-1.1	0.67-0.54	0.84-1.05	0.77-1.13
Hombres (Kruskal-Wallis, $p = 1 e^{-07}$)				
Óptimo	0.32-0.39	0.27-0.37	0.38-0.47	0.42-0.6
Bueno	0.42-0.56	0.43-0.68	0.55-0.76	0.65-0.7
Promedio	0.58-0.72	0.71-0.95	0.67-0.84	0.75-0.92
Mejorable	0.76-0.82	0.57-0.83	0.58-0.78	0.76-1.1

antropométricos, fisiológicos y cinemáticos; pero son pocos los trabajos que estudian la interacción de estos con la ejecución del gesto motor fundamental del deportista.

En el entrenamiento diario, todo empieza con la búsqueda de talentos en edades tempranas, a los cinco años los niños manifiestan de 20 a 40% de las habilidades motrices que desarrollarán, mientras que las niñas 40 a 60%. En esta etapa una de las variables más utilizadas es la altura, continuando con su crecimiento, entre 11 y 14 años la capacidad aeróbica ya puede ser evaluada, así como el salto vertical y flexiones. De acuerdo con algunas investigaciones la maduración está relacionada con el aumento de fuerza en hombres y una mayor cantidad de grasa en mujeres.

Para evaluar esta maduración se establecen relaciones de las capacidades motrices con la escala de Tanner, en donde efectivamente en las fases III y IV se establecen mejores resultados que en aquellos jóvenes que se encuentran en fase II. Sin embargo, variables como los años de práctica del deporte no permiten establecer una diferencia con esta escala. Para poder competir en igualdad de condiciones es utilizada la edad como categoría de clasificación, pero no es una medida justa ya que la velocidad o ritmo de maduración es diferente para cada joven, en ocasiones un joven de 10 años puede tener un desarrollo similar de alguien con mayor edad.

Por ello, es necesario contar con herramientas que permitan ponderar los resultados de diferen-

Tabla 4: Relación PCA, clase RNA y velocidad promedio en la ejecución de la patada.

	Análisis de composición corporal	Valoración isocinética	Potencia anaeróbica	Coordinación-equilibrio	Tiempos de reacción-decisión	Velocidad promedio en la ejecución de la patada (vel. m/s)
Mujeres						
Óptimo	8	36	36	36	8	36 (4.75)
	36	8		8	36	8 (4.78)
Bueno	1	1	1	37	37	37 (4.61)
	37	37		38	41	1 (4.39)
Promedio	38	14	38		38	38 (4.16)
	14		14			14 (4.08)
Mejorable	41		37			
	40	38	40	40	40	41 (3.66)
	40	40	41	41	14	40 (2.98)
		41	8	14	1	
Hombres						
Óptimo	12	13	7	13	13	7 (4.08)
	7	7	13			13 (4.56)
Bueno	13	12				
		3	3	3	3	3 (4.51)
Promedio			15	15	15	15 (4.17)
			6		7	
Mejorable	33	33	33	12	12	12 (4.06)
			12	6	5	33 (4.03)
Mejorable	3	15	5	7	33	5 (3.74)
	6	6		33	6	6 (3.25)
	15	5		5		
	5					

En cada columna se observa la asignación por PCA de ocho atletas representado por un número de identificador. La asignación de color en cada celda se debe al resultado de la clasificación por la RNA. La última columna contiene la velocidad promedio de la patada de cada atleta.
 PCA = análisis de componentes principales (por sus siglas en inglés). RNA = red neuronal artificial.

tes pruebas objetivamente. El análisis por PCA es útil especialmente en casos con colinealidad de los datos, sobre todo cuando se trata de variables relacionadas con el desempeño. Además, permite establecer rangos estadísticamente significativos seleccionando aquellos parámetros con mayor variabilidad, lo que da como resultado la posibilidad de economizar en el análisis de datos. Asimismo, el análisis PCA utilizando el método k-medias permite caracterizar a los atletas, al asignar los resultados de las pruebas en cuatro posibles niveles de aptitud. En este trabajo se logra reducir el número de parámetros procesados, de 202 a 19, mientras siguen siendo representativos del total de los valores. No se

eliminan los aportes de las demás variables, ya que se utilizan las proyecciones en la primera dimensión, asegurando que esta representa más de 50% de la información de todas las variables. Parte de los retos de este análisis es la homogeneidad de la población analizada (Tabla 1). Por lo que era necesario encontrar un parámetro que permitiera caracterizar a los taekwondoínes identificando las variables sensibles en la disciplina deportiva.

El resultado de la clasificación de la RNA es producto de la integración de los resultados de las cinco pruebas realizadas a los 43 atletas, de manera similar al proceso que realizan los entrenadores (Figura 2). Se diseñaron dos arquitecturas de la RNA, una para

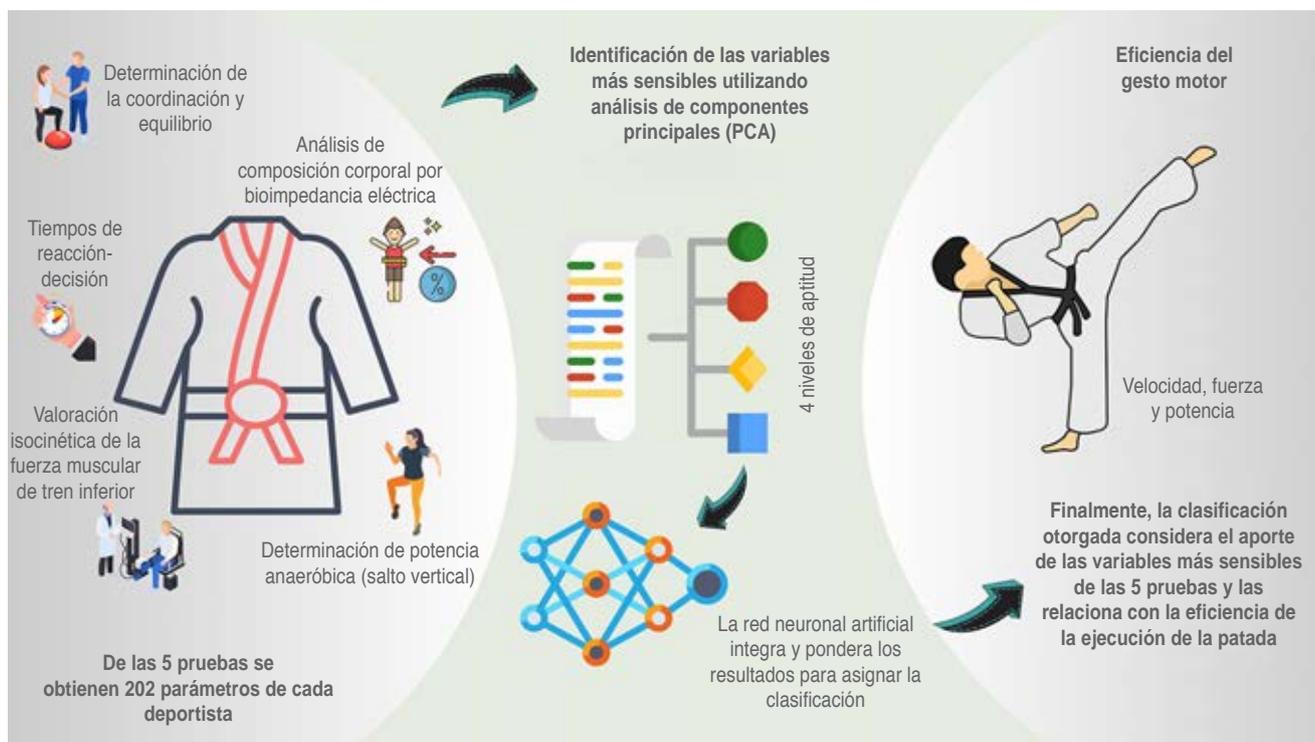


Figura 2: Resumen gráfico. De las 5 pruebas realizadas, se obtienen 202 parámetros de cada deportista. Para la selección de parámetros sensibles y clasificación en 4 niveles de aptitud deportiva se utilizan algoritmos basados en inteligencia artificial. Finalmente, la propuesta desarrollada permite clasificar al deportista considerando la eficiencia en la ejecución del gesto motor fundamental en el taekwondo, la patada.

mujeres y una para hombres, identificando erróneamente sólo uno de cada ocho registros analizados.

El análisis de datos utilizando algoritmos de inteligencia artificial es una herramienta útil en el procesamiento de grandes cantidades de datos. Las diferentes técnicas nos permiten identificar estructuras en los mismos que no son evidentes. La experiencia aquí presentada puede ser utilizada en diversas disciplinas deportivas.

CONCLUSIONES

Se desarrolló un sistema que permite la identificación de los parámetros principales que definen una población que comparte características, lo que dificulta su estratificación. Se proponen rangos para la clasificación en cuatro niveles de aptitud para 19 parámetros que se obtienen de las cinco pruebas realizadas de los atletas. Su aplicación permite identificar debilidades y fortalezas, y la posibilidad de desarrollar intervenciones para fortalecer el rendimiento deportivo.

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer a la Secretaría de Educación, Ciencia, Tecnología e Innovación de la Ciudad de México (SECTEI) por su apoyo con el proyecto SECTEI/214/219.

Referencias

1. Besson T, Macchi R, Rossi J, Morio CYM, Kunimasa Y, Nicol C et al. Sex differences in endurance running. *Sports Med.* 2022; 52 (6): 1235-1257.
2. Tharawadeepimuk K, Wongsawat Y. Quantitative EEG in sports: performance level estimation of professional female soccer players. *Health Inf Sci Syst.* 2021; 9 (1): 14.
3. Burke LM. Nutritional approaches to counter performance constraints in high-level sports competition. *Exp Physiol.* 2021; 106 (12): 2304-2323.
4. McHugh C, Hind K, O'Halloran A, Davey D, Farrell G, Wilson F. Body mass and body composition changes over 7 years in a male professional rugby union team. *Int J Sports Med.* 2021; 42 (13): 1191-1198.

5. El-Ashker S, Chaabene H, Prieske O. Maximal isokinetic elbow and knee flexor-extensor strength measures in combat sports athletes: the role of movement velocity and limb side. *BMC Sports Sci Med Rehabil.* 2022; 14 (1): 40.
6. Blanco Ortega A, Isidro Godoy J, Szwedowicz Wasik DS, Martínez Rayón E, Cortés García C, Ramón Azcaray Rivera H et al. Biomechanics of the upper limbs: a review in the sports combat ambit highlighting wearable sensors. *Sensors (Basel).* 2022; 22 (13): 4905.
7. Zemková E, Zapletalová L. The role of neuromuscular control of postural and core stability in functional movement and athlete performance. *Front Physiol.* 2022; 13: 796097.
8. Richter K, Mushett CA, Ferrara MS, McCann C. Integrated classification: a faulted system. *Adapt Phys Activ Q.* 1992; 9: 5-13.
9. Bridge CA, Ferreira da Silva Santos J, Chaabene H, Pieter W, Franchini E. Physical and physiological profiles of taekwondo athletes. *Sports Med.* 2014; 44 (6): 713-733.
10. Hailong L. Role of artificial intelligence algorithm for taekwondo teaching effect evaluation model. 2021; 40 (2): 3239-3250.
11. Weian L, Xiaotao L. Application and analysis of taekwondo techniques, tactics, and movement trajectories based on multi-intelligent decision making. *Math Probl Eng.* 2022; 8411550.
12. Dharmmesta RA, Jaya IGP, Rizal A, Istiqomah. Classification of foot kicks in taekwondo using SVM (support vector machine) and KNN (K-nearest neighbors) algorithms. 2022 IEEE International Conference on Industry 4.0, Artificial Intelligence, and Communications Technology (IAICT). Bali, Indonesia: 2022. pp. 36-41.
13. Ke Y. Research on the application of artificial intelligence in taekwondo sport. 2021 2nd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE). Zhuhai, China: 2021. pp. 571-574.