



## Análisis descriptivo de la cinemática del cuello en sus tres direcciones de movimiento, RA, FL y FE

*Descriptive analysis of the kinematics of the neck in its three directions of movement, RA, FL and FE*

- <sup>1</sup> Fredy Rafael Llulluna Llumiquinga  <https://orcid.org/0000-0001-5981-2394>  
Universidad Católica Andrés Bello (UCAB), Caracas, Venezuela  
[llulluna.fredy@gmail.com](mailto:llulluna.fredy@gmail.com)
- <sup>2</sup> William Ricardo Venegas Toro  <https://orcid.org/0000-0003-3446-7445>  
Escuela Politécnica Nacional (EPN), Quito, Ecuador



### Artículo de Investigación Científica y Tecnológica

Enviado: 14/11/2025

Revisado: 10/12/2025

Aceptado: 13/01/2026

Publicado: 25/03/2026

DOI: <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i1.3652>

### Cítese:

Llulluna Llumiquinga, F. R., & Venegas Toro, W. R. (2026). Análisis descriptivo de la cinemática del cuello en sus tres direcciones de movimiento, RA, FL y FE. *Conciencia Digital*, 9(1), 162-191. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i1.3652>



*CONCIENCIA DIGITAL*, es una revista multidisciplinar, **trimestral**, que se publicará en soporte electrónico tiene como **misión** contribuir a la formación de profesionales competentes con visión humanística y crítica que sean capaces de exponer sus resultados investigativos y científicos en la misma medida que se promueva mediante su intervención cambios positivos en la sociedad. <https://concienciadigital.org>

La revista es editada por la Editorial Ciencia Digital (Editorial de prestigio registrada en la Cámara Ecuatoriana de Libro con No de Afiliación 663) [www.celibro.org.ec](http://www.celibro.org.ec)



Esta revista está protegida bajo una licencia Creative Commons en la 4.0 International. Copia de la licencia: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>



**Palabras claves:**

Cuello,  
cinemática,  
análisis  
descriptivo,  
rotación angular,  
flexión lateral.

**Resumen**

**Introducción:** numerosos estudios emplean variables numéricas del movimiento cervical para estimar la severidad de patologías, la correlación con los niveles de discapacidad es limitada, raramente superando 0.4, y aún menor en casos de dolor cervical inespecífico. **Objetivos:** este estudio propone el uso del Análisis de Datos Funcionales (FDA), específicamente la regresión escalar-sobre-función, para predecir el Índice de Discapacidad Cervical (NDI) en individuos con dolor cervical inespecífico, utilizando el movimiento cervical completo como predictor. **Metodología:** se realizó un estudio transversal con una muestra de individuos con dolor cervical inespecífico. Se registró la cinemática cervical en los planos de rotación axial (RA), flexo-extensión (FE) y flexión lateral (FL) mediante sensores inerciales/electromagnéticos. A diferencia del enfoque tradicional basado en picos máximos, se empleó el Análisis de Datos Funcionales (FDA) para tratar las curvas de movimiento completas como unidades de información. Se implementaron modelos de regresión escalar-sobre-función, utilizando tanto las curvas de posición como de velocidad angular para predecir la puntuación del Índice de Discapacidad Cervical (NDI). **Resultados:** la implementación de varios modelos de regresión funcional duplicó el coeficiente de correlación múltiple obtenido con predictores escalares. **Conclusiones:** el modelo más eficaz, que utiliza las curvas de velocidad angular, alcanzó un coeficiente de correlación múltiple de 0.64. Además de su mayor capacidad predictiva, los modelos funcionales permiten una interpretación más profunda de la relación entre las curvas cinemáticas y el NDI, identificando qué segmentos de las curvas influyen más en las variaciones del NDI. **Área de estudio general:** Biomecánica. **Área de estudio específica:** Model musculoesquelético. **Tipo de artículo:** original.

**Keywords:**

Neck,  
kinematics,  
descriptive  
analysis,  
angular rotation,  
lateral flexion.

**Abstract**

**Introduction:** numerous studies use numerical variables of cervical movement to estimate the severity of pathologies, the correlation with disability levels is limited, rarely exceeding 0.4, and even lower in cases of non-specific neck pain. **Objectives:** this study proposes the use of Functional Data Analysis (FDA), specifically scalar-over-function regression, to predict the Cervical Disability Index (NDI) in individuals with non-specific neck pain, using whole

---

cervical movement as a predictor. **Methodology:** a cross-sectional study was conducted with a sample of individuals with non-specific neck pain. Cervical kinematics were recorded in the planes of axial rotation (AR), flexion-extension (EF) and lateral flexion (FL) using inertial/electromagnetic sensors. Unlike the traditional peak-based approach, Functional Data Analysis (FDA) was employed to treat entire motion curves as units of information. Scalar-over-function regression models were implemented, using both position and angular velocity curves to predict the Cervical Disability Index (NDI) score. **Results:** the implementation of several functional regression models doubled the multiple correlation coefficient obtained with scalar predictors. **Conclusions:** the most effective model, which uses angular velocity curves, achieved a multiple correlation coefficient of 0.64. In addition to their greater predictive power, functional models allow for a deeper interpretation of the relationship between kinematic curves and NDI, identifying which segments of the curves most influence NDI variations. **General area of study:** Biomechanics. **Specific area of study:** Musculoskeletal model. **Type of item:** original.

---

## 1. Introducción

El dolor y molestias en el cuello es una afección compleja que puede deberse a múltiples factores y constituye un problema importante en la sociedad moderna. Es la segunda afección de dolor musculoesquelético más común a nivel mundial y su prevalencia aumento significativamente en las últimas tres décadas (Cieza et al., 2021).

La carga económica del dolor de cuello es considerable e incluye los costos del tratamiento, la reducción de la productividad y los problemas laborales (Cieza et al., 2021; Kleinman et al., 2014 ).

Por lo tanto es importante encontrar un método de diagnóstico rentable para caracterizar mejor las consecuencias del dolor y tratar a los pacientes que lo padecen. El análisis cinemático del cuello es útil para evaluar la gravedad de las lesiones cervicales, ya que el dolor y las pérdidas funcionales están relacionados con las discapacidades de movilidad. Tradicionalmente, la movilidad se cuantifico mediante el rango de movimiento cervical (CROM), cuya reducción se asocia a numerosas patologías (Global Health Metrics et al., 2017). Sin embargo el CROM proporciona información incompleta sobre la cinemática y no explica cómo se produce el movimiento dentro del rango articular. Para

abordar esta limitación, otros estudios se centraron en la medición de movimientos continuos, capturando posiciones angulares, velocidades, aceleraciones y otros parámetros cinemáticos relacionados con la movilidad y la coordinación motora. Generalmente, la reducción del rango de movimiento, la menor velocidad, la menor suavidad y reproducibilidad de los movimientos suelen asociarse con dolor y discapacidad. Existe abundante información disponible sobre estudios cinemáticos, que fue revisada recientemente (Stenneberg et al., 2017).

A pesar de su potencial interés, las variables extraídas de estudios cinemáticos, como el CROM, las velocidades máximas, las aceleraciones y la suavidad del movimiento, presentan una alta variabilidad. Si bien se observaron diferencias entre las medias de estas variables en individuos sanos y en aquellos con patología, estas diferencias no son tan pronunciadas a nivel individual. En consecuencia, establecer valores de corte se vuelve difícil, lo que limita la utilidad clínica de estas técnicas (Stenneberg et al., 2017).

La relación entre las variables cinemáticas y la evaluación obtenida con otras herramientas de evaluación clínica ampliamente utilizadas y documentadas, como los cuestionarios de discapacidad auto informados, es generalmente débil. Herramientas como el Índice de Discapacidad Cervical (CROM) (Franov et al., 2022), la Escala Visual Analógica (EVA) (Vernon, 2008) y la escala TAMPA para kinesofobia (Langley & Sheppard, 1985), entre otras, presentan buenos valores de fiabilidad y se utilizan ampliamente en el ámbito clínico (Hudes, 2011; Howell, 2011).

Se realizó estudios que analizan la relación entre las puntuaciones de la escala y las variables cinemáticas.

La mayoría de los estudios utilizan el CROM como variable de referencia mediante otros métodos de medición, como inclinómetros (Lemeunier et al., 2019; Ris et al., 2019), goniómetros (Murillo et al., 2021; Ylinen et al., 2004; Kumbhare et al., 2005), o radiografías (Muñoz-García et al., 2016; Nicholson et al., 2018).

Aunque la mayoría de los estudios informan una disminución del CROM a medida que aumenta la puntuación del dolor o el índice de discapacidad, las correlaciones son bajas, con valores absolutos entre 0,1 y 0,4 en la mayoría de los estudios (Hudes, 2011).

Sin embargo, es difícil comparar los estudios porque utilizan diferentes técnicas de medición y se aplican a pacientes con diferentes tipos de lesiones y niveles de gravedad. Son menos numerosos los estudios que analizan la relación entre las variables cinemáticas obtenidas a partir de movimientos continuos y los cuestionarios (Lin et al., 2020; Treleaven et al., 2016; Magaña et al., 2021, Pinheiro et al., 2021; Salehi et al., 2021; Devecchi et al., 2022). Estos estudios ofrecen resultados dispersos debido a la variabilidad en el tipo de pruebas realizadas y las diferencias en las patologías analizadas. Sin

embargo, existe evidencia de que, a medida que aumenta el dolor o la discapacidad, los movimientos son más lentos, y las correlaciones tampoco son demasiado altas, generalmente inferiores a 0,4, excepto en algunos estudios con un número reducido de muestras y sujetos con dolor agudo o altos niveles de discapacidad.

Por lo tanto, cabe considerar la razón por la que las variables asociadas con el movimiento tienen relaciones tan bajas con los índices de discapacidad cuya fiabilidad y utilidad clínica fueron probadas (Hudes, 2011). Una posible causa es la dispersión en la respuesta individual en las pruebas cinemáticas, que implican movimientos voluntarios con notable variabilidad, lo que da lugar a valores elevados de la diferencia mínima detectable (Tsang et al., 2022).

Esta dispersión es aún más significativa en el caso de variables como la velocidad y la aceleración (Fletcher & Bandy, 2008). Por otro lado la fiabilidad del ROM no es mejor que la reportada para escalas como el NDI, cuyos valores del Coefficiente de Correlación Intraclase (CCI) superan el valor de 0,9 en muchas patologías (Venegas et al., 2020; McCarthy et al., 2007).

Estos valores nunca se alcanzan para variables como velocidades o aceleraciones en pruebas cinemáticas (Fletcher & Bandy, 2008; Jorritsma et al., 2012).

Además de estas causas, asociadas a la limitada reproducibilidad de las técnicas cinemáticas, también cabe preguntarse qué información se extrae de los registros de movimiento continuo y qué uso se hace de dicha información. La mayoría de los estudios reducen la información de la curva de movimiento a unos pocos parámetros, como la velocidad máxima o mínima, la aceleración o un valor medio. Utilizar los rangos o los valores máximos es una forma sencilla de obtener valores numéricos de una curva. Sin embargo, supone una pérdida de información importante, ya que unos pocos valores reducen la información cinemática de cada curva. Además, dichas variables se eligen de forma a lo mejor arbitraria, generalmente en puntos fáciles de identificar. El movimiento de una articulación se describe mediante las curvas de posiciones, velocidades y aceleraciones que, desde un punto de vista matemático, pueden describirse y tratarse como variables funcionales en el marco del llamado Análisis Funcional de Datos (AFD). Esta rama de la estadística extiende y generaliza los métodos clásicos de variables numéricas a las variables funcionales (Röijezon et al., 2010; Ramsay & Silverman, 2005).

El uso de las técnicas de AFD presenta ventajas esenciales sobre la descripción clásica del movimiento, ya que conserva toda la información contenida en las curvas (y en sus derivadas) sin reducirlas a un conjunto de valores numéricos (máximos, mínimos, duraciones de eventos) que no representan las relaciones asociadas con la coordinación motora y la dinámica del movimiento. Se realizaron numerosos estudios en el campo de la biomecánica basada en la FDA (Kokoszka & Reimherr, 2017; Ullah & Finch, 2013),

que incluyen generalizaciones de técnicas clásicas para describir la variabilidad de las curvas mediante análisis de componentes principales funcionales (Dannenmaier et al., 2020; Warmenhoven et al., 2019), analizar las diferencias asociadas a factores mediante ANOVA funcional (Yu et al., 2021; Hébert-Losier et al., 2018), y la variación de la forma de las curvas asociadas con variables numéricas mediante regresión funcional y técnicas de clasificación basadas en curvas. No se encontraron estudios que examinen la correlación entre las curvas de movimiento y los índices clínicos que representan dolor o discapacidad. En el ámbito clínico, existen múltiples índices para evaluar el dolor o la discapacidad causada por este. El NDI es la herramienta más utilizada para evaluar la discapacidad autoevaluada en pacientes con dolor cervical.

Este instrumento abarca diversos dominios clínicos, como la intensidad del dolor y la capacidad para realizar actividades cotidianas básicas e instrumentales. Para explorar la relación entre las curvas de movimiento y este índice clínico cervical, se podría utilizar una variante de regresión funcional con respuesta numérica (por ejemplo, el NDI) y predictores funcionales (curvas de movimiento), es decir, la regresión escalar sobre función. El enfoque matemático general fue propuesto por Ramsay & Silverman (2005). Sin embargo, existen algunas aplicaciones médicas de este tipo de regresiones y técnicas de clasificación basadas en curvas.

No encontraron estudios que examinen la correlación entre las curvas de movimiento y los índices clínicos que representan dolor o discapacidad. En el ámbito clínico, existen múltiples índices para evaluar el dolor o la discapacidad causada por este. El NDI es la herramienta más utilizada para evaluar la discapacidad autoevaluada en pacientes con dolor cervical. Este instrumento abarca diversos dominios clínicos, como la intensidad del dolor y la capacidad para realizar actividades cotidianas básicas e instrumentales. Para explorar la relación entre las curvas de movimiento y este índice clínico cervical, se podría utilizar una variante de regresión funcional con respuesta numérica (por ejemplo, el NDI) y predictores funcionales (curvas de movimiento), es decir, la regresión escalar sobre función. El enfoque matemático general fue propuesto por Ramsay & Silverman (2005) y Røijezon et al. (2010). Sin embargo, existen algunas aplicaciones médicas de este tipo de regresión.

Se investigaron de manera sistémica y no se utilizaron para interpretar la relación entre las curvas de movimiento y los índices de discapacidad. El objetivo de este trabajo es utilizar la regresión funcional para identificar la relación funcional entre las curvas de movimiento y las puntuaciones del NDI en una muestra de sujetos con dolor cervical inespecífico. Se verificará cómo mejora la correlación entre las variables cinemáticas y el NDI utilizando toda la información sobre las curvas de movimiento. También proporciona una forma de interpretar la contribución de cada parte del movimiento al incremento o decremento de la respuesta dada, es decir, el índice considerado.

## 2. Metodología

Los datos sobre la cinemática del movimiento cervical corresponden a un estudio previo diseñado para analizar el efecto de una sesión de manipulación en pacientes con dolor cervical inespecífico. En dicho estudio, solo se analizaron variables numéricas convencionales (rangos de movimiento y velocidad), aunque se registraron datos funcionales del movimiento completo, que son los analizados en el presente estudio. Participaron veintiocho sujetos. Los participantes elegibles para su inclusión cumplieron los siguientes criterios: dolor cervical de inicio no traumático y naturaleza mecánica (es decir, dolor exacerbado por factores mecánicos y aliviado en posiciones específicas).

Además, se detectaron síntomas identificables mediante pruebas de provocación clínica local. Los criterios de exclusión de los participantes incluyeron antecedentes de cirugía cervical, hallazgos radiológicos como fracturas vertebrales o tumores, dolor cervical irradiado o dolor acompañado de vértigo, trastornos psicológicos diagnosticados y señales de alerta como dolor nocturno, espasmos musculares severos y pérdida de peso involuntaria. La discordancia sintomática, definida como síntomas inexplicables fuera del contexto clínico, también se consideró en los criterios de exclusión. Se obtuvieron medidas del movimiento y el estado funcional para cada persona, antes y después del tratamiento. Se utilizaron ambas medidas para cada sujeto debido a las diferencias significativas en los valores del NDI antes y después del tratamiento y a que se obtuvieron en diferentes sesiones. Para este tamaño de muestra, se obtiene una potencia de 0,8 (con  $\alpha = 0,05$ ) para coeficientes de correlación superiores a  $r = 0,2244$ .

Todos los participantes firmaron un consentimiento informado y los protocolos del estudio fueron aprobados por el Comité de Ética de la Universidad de Valencia. Todos los procedimientos se realizaron de acuerdo con la última revisión de la Declaración de Helsinki. El estudio cinemático realizó pruebas de flexión-extensión cervical según el protocolo descrito en Venegas et al. (2020) cuyas líneas generales se describen a continuación. El sujeto se sentó en una silla diseñada para este fin, lo que permite fijar la posición del tronco y las piernas de modo que solo se permita el movimiento del cuello y la cabeza. Dicho movimiento se registró mediante un sistema de video fotogrametría (Kinescan-IBV) con ocho marcadores reflectantes en una diadema fijada a la cabeza del sujeto. Como posición de referencia inicial, se pidió a los participantes que se miraran a los ojos en un pequeño espejo ( $3 \times 8$  cm) colocado a 2,5 m frente a ellos, a la altura de los ojos. Se realizó una medición de calibración adicional para definir un sistema de referencia anatómico en esta posición. Este sistema se definió mediante un conjunto adicional de cinco marcadores ubicados en el trago izquierdo y derecho de la oreja, en el hueso nasal y en los huesos infraorbitales izquierdo y derecho; estos tres últimos marcadores se montaron en una montura de gafas. Tras la calibración, se retiraron los marcadores anatómicos.

En cada sesión de medición (antes y después del tratamiento), los sujetos debían realizar movimientos cíclicos y continuos de flexión-extensión del cuello a la velocidad máxima que consideraran cómoda. A partir de las coordenadas de los marcadores, se calcularon los ángulos desde la posición de referencia y las velocidades mediante el proceso de cálculo descrito en Page et al . Se obtuvo un registro continuo en cada sesión, dividido en ciclos completos de extensión-flexión (7 por sujeto), de los cuales se descartaron el primero y el último; es decir, se obtuvieron cinco ciclos por individuo. Posteriormente, la escala de tiempo se normalizó linealmente para que todos los movimientos se representaran como porcentajes de la duración del ciclo. Posteriormente, se obtuvo la media funcional de las cinco curvas de posición y velocidad angular, que se utilizaron como variables funcionales independientes en este trabajo. Además, se calcularon los Rangos de Movimiento (ROM) como la diferencia entre los ángulos máximo y mínimo y los rangos de velocidad angular correspondientes, que son los predictores del modelo de regresión. La versión española del Índice de Discapacidad del Cuello (NDI) fue la variable dependiente.

Este cuestionario evalúa la capacidad de los usuarios para realizar tareas funcionales de la vida diaria. El NDI consta de diez preguntas categorizadas en los siguientes dominios: intensidad del dolor, cuidado personal, levantar peso, lectura, dolores de cabeza, concentración, trabajo, conducción, sueño y ocio. En cada pregunta, los encuestados eligen entre seis posibles respuestas, con puntuaciones que van de 0 (sin discapacidad) a 5 (con discapacidad total). Las puntuaciones individuales de cada sección se suman. La puntuación general se presenta en una escala de 0 a 50, donde 0 representa la puntuación óptima, que indica ausencia de discapacidad, y 50 la puntuación más baja, que indica el mayor nivel de discapacidad. Este cuestionario se completó antes de cada sesión de medición (antes y después del tratamiento) para disponer de una medición de la variable numérica dependiente para cada observación de las variables funcionales independientes.

### 2.1. Método modelo

El objetivo es modelar la distribución condicional de un escalar dadas funciones y escalares. Una práctica común que acabamos de mencionar es describir cada predictor funcional con descriptores numéricos, de modo que las funciones y los escalares se utilicen conjuntamente como escalares, lo que resulta en pérdida de información. Esta práctica nos permite utilizar modelos lineales

y modelos lineales generalizados para modelar la distribución de la respuesta condicional a predictores numéricos dados. Este artículo intenta ampliar el punto de vista y mostrar cómo utilizar predictores funcionales por sí solos. Demostremos el camino desde el modelo de regresión simple hasta la regresión funcional.

Si tenemos un único predictor escalar,  $x_i$ , y una respuesta escalar,  $y_i$ , entonces nuestro conjunto de datos consiste en  $(x_i, y_i)$  con  $i = 1, \dots, n$ , donde un  $x_i$  dado podría corresponder a diferentes respuestas. El interés reside en modelar la distribución de probabilidad de la respuesta aleatoria  $Y_i$  dado el predictor  $x_i$ , y el modelo de regresión más simple como se indica en **Ecuación 1**.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i, \quad (1)$$

donde se supone que los errores aleatorios  $\epsilon_i$  son independientes y se distribuyen normalmente con media nula y varianza común  $\sigma^2$ , es decir,  $\epsilon_i$  son *i.i.d.* (independientes e idénticamente distribuidos) con  $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ . Si se utilizan varios predictores escalares,  $x_i \in \mathbb{R}^p$  entonces el modelo de regresión múltiple supone que  $Y_i$  dado  $x_i$  está dado por **Ecuación 2**:

$$Y_i = \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j + \epsilon_i = x_i^T \beta + \epsilon_i, \quad (2)$$

Donde es la transpuesta del vector columna  $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$  y  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)$  con  $\epsilon_i$  son *i.i.d.* con  $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$  es decir, se supone que  $Y_i \sim N(x_i^T \beta, \sigma^2)$ .

Si se dispone de un predictor funcional,  $x_i$ , y una respuesta escalar aleatoria,  $Y_i$ , entonces la extensión natural del modelo de regresión simple como se muestra en **Ecuación 3**.

$$Y_i = \beta_0 + \int \beta_1(t) x_i(t) dt + \epsilon_i, \quad (3)$$

con los errores aleatorios  $\epsilon_i$  *i.i.d.* con  $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ . Se supone que  $x \in L^2$  es decir,  $\int x^2(t) dt < \infty$  es decir, el cuadrado

de la función es integrable. Recordemos que para dos funciones definidas como un dominio  $T$ ,  $f, g \in L^2(T)$ , el producto interno se define como  $\langle f, g \rangle = \int T f(t)g(t) dt$ .

El modelo **Ecuación 3** puede reescribirse como **Ecuación 4**.

$$Y_i = \beta_0 + \langle x_i, \beta_1 \rangle + \epsilon_i \text{ para } i = 1 \dots, n. \quad (4)$$

Un coeficiente numérico correspondiente a un predictor escalar se reemplaza por un coeficiente funcional correspondiente con un predictor funcional en el modelo de regresión simple dado en (1). Las funciones  $x_i$  y  $\beta_1$  se expresan en (posiblemente) base diferente:

$$x_i(t) = \sum_{r=1}^{K_{x1}} C_{ir} \psi_r(t) \text{ y } \beta_1(t) = \sum_{s=1}^{K_{\beta}} b_s \theta_s(t)$$

$$\int \beta_1(t) x_i(t) dt = \int_T \sum_{r=1}^{K_{\beta_1}} b_r \theta_r(t) \sum_{k_2=1}^{K_{x_1}} C_{ik_2} \psi_{k_2}(t) y \beta_1(t)$$

$$\int \beta_1(t) x_i(t) dt = \int_T \sum_{r=1}^{K_{\beta_1}} b_r \theta_r(t) \sum_{k_2=1}^{K_{x_1}} C_{ik_2} \psi_{k_2}(t) y \beta_1(t)$$

$$\sum_{k_1=1}^{K_{\beta_1}} \sum_{k_2=1}^{K_x} b_{k_1} C_{ik_2} \int \theta_{k_1}(t) \psi_{k_2}(t) dt = \sum_{k_1=1}^{K_{\beta_1}} \sum_{k_2=1}^{K_x} C_{ik_2} j_{k_1 k_2} b_{k_1} \quad (5) = \sum_{k_1=1}^{K_{\beta_1}} v_{k_1} b_{k_1}$$

Donde  $v_{k_1} = \sum_{k_2=1}^{K_x} C_{ik_2} j_{k_1 k_2}$  entonces la regresión del modelo sería la **Ecuación 5**.

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^{K_{\beta_1}} v_j b_j + \epsilon_i, \quad (5)$$

donde los  $b_j$  son los coeficientes. Los coeficientes  $c_{ik}$  se estiman utilizando mínimos cuadrados. La base elegida y el

El número de funciones de esta base son fundamentales en la forma de la función de coeficiente. Si varios predictores funcionales  $x_i^{(s)}$  con  $s = 1, \dots, S$  se consideran además de los predictores escalares  $u_i \in \mathbb{R}^q$  entonces el modelo de regresión funcional se puede formular en **Ecuación 6**.

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{s=1}^S \langle x_i^{(s)}, \beta_s \rangle + \sum_{r=1}^q \beta_r^{(u)} u_{ir} + \epsilon_i. \quad (6)$$

Se pueden elegir diferentes funciones base para las diferentes funciones de coeficiente  $\beta_s$ . Además, se debe tomar en consideración que los predictores funcionales deben expresarse en su propia base.

## 2.2. Número de funciones básicas

Existen dos procedimientos para estimar la función coeficiente  $\beta_s$  (3). Ambos procedimientos utilizan expansiones de base de  $\beta_s$ , con la siguiente diferencia: el primero

utiliza una base de baja dimensión para  $\beta_s$ , mientras que el segundo utiliza una combinación de una base de alta dimensión con una penalización por rugosidad. Para esta investigación, se prefiere la primera opción debido a la mejor interpretación de la función coeficiente de regresión y a los buenos resultados obtenidos, que se explicarán más adelante. Se requiere una base de funciones para la función coeficiente. Existen varias posibilidades: B-splines, Fourier, exponencial, etc.

Para datos periódicos, como el movimiento de flexión-extensión del cuello, se suele utilizar la base de la función de Fourier. La base de la función B-splines, también ampliamente utilizada, se utiliza más para datos funcionales no periódicos<sup>30</sup>. Se eligió la base de Fourier:  $\{1, \sin(\omega t), \cos(\omega t), \sin(2\omega t), \cos(2\omega t), \text{etc.}, \sin(k\omega t), \cos(k\omega t), \dots\}$ .

A continuación, se requiere establecer un criterio para elegir el número óptimo de funciones base que proporcione una buena aproximación de los datos y un modelo robusto. Obviamente, un mayor número de funciones base corresponderá a un coeficiente de correlación múltiple mayor, pero a un modelo menos robusto. Además, la función de coeficiente tiene una interpretación más compleja con respecto al movimiento analizado. Para elegir la dimensión base, se tendrán en cuenta tres criterios diferentes. El primer criterio es lograr una buena correlación múltiple (denotada por  $r$ ).

En segundo lugar se comprobó si todos los coeficientes pueden considerarse simultáneamente nulos; es decir, se comparan el modelo anidado con todos los predictores y el modelo con solo la constante. Se puede utilizar el estadístico F habitual o el valor p correspondiente. Finalmente, el tercer criterio es el ampliamente utilizado Criterio de Información de Akaike (AIC), definido como menos el doble de la máxima log-verosimilitud del modelo más el doble del número de parámetros del modelo. Un buen número de funciones base se corresponderá con valores más altos del coeficiente de correlación  $r$ , un AIC más bajo y un valor razonable del estadístico F. Todos los cálculos se realizaron con el modelo de regresión funcional de velocidad, que es el más simple.

### 2.3. Análisis estático

Para comprobar las hipótesis, se ajustaron los siguientes modelos de regresión. En todos ellos, el NDI es la respuesta y los diferentes predictores se muestran en la **Tabla 1**.

Se eligieron la posición y la velocidad (numérica o funcional) por ser las más utilizadas en la práctica clínica. En el caso de los modelos con predictores escalares y funcionales, solo se consideró la velocidad angular como variable funcional, ya que ofrece mejores ajustes que el ángulo, como se verificará más adelante. En el primer análisis, cada modelo se evaluó utilizando el coeficiente de correlación múltiple ( $r$ ), el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), el estadístico F, que prueba todos los coeficientes excepto la constante como nulos, y el valor p correspondiente a este estadístico F. Se utilizó la misma

base en todos los modelos funcionales seleccionados según los criterios mencionados anteriormente.

**Tabla 1**

*Modelos predictores*

Tipo	Modelo
Escalar	$ndi\ RoM$
	$ndi\ RoV$
	$ndi\ RoM + RoV$
	$ndi\ RoM + RoV + RoM : RoV$
Función	$ndi\ (t)$
	$ndi\ \omega(t)$
Escalar y función	$ndi\ \omega(t) + RoV$
	$ndi\ \omega(t) + RoV + RoM$

De esta manera, si el valor  $p$  es alto, no hay evidencia para rechazar la hipótesis nula, por lo que las variables de la hipótesis más modelo complejo no mejora el modelo más simple. Por otro lado, si el valor  $p$  es pequeño, hay evidencia para rechazar la hipótesis nula, entonces los coeficientes no son nulos y las variables agregadas al modelo  $M0$  mejoran los resultados del modelo más simple. Todos los análisis se realizaron con los paquetes R  $fda48$  y  $fda.usc$ .

Por otro lado, se ajustó un modelo anidado para evaluar la mejora de los modelos funcionales en comparación con los no funcionales. En el primer análisis, se analiza la mejora del modelo  $NDI$  vs.  $\omega(t)$  al añadir las variables escalares  $RoM$  y  $RoV$ . A continuación, se estudia la mejora al añadir la variable funcional a las dos variables escalares. Se realiza una prueba de hipótesis donde la hipótesis nula  $H0$  es que ambos modelos no son diferentes, es decir, todos los coeficientes son nulos en el modelo más complejo, pero no en el más simple.

**3. Resultados**

Los resultados de este estudio se estructuran partiendo de la caracterización clínica de la muestra y la validación de las señales cinemáticas obtenidas. En primera instancia, el análisis descriptivo de los 28 participantes confirmó una reducción estadísticamente significativa en los niveles de discapacidad cervical tras la intervención, lo que establece un rango de variabilidad del NDI (de 12.2 a 8.6 puntos) idóneo para el modelado predictivo. Tras la exclusión de una muestra por artefactos técnicos, se procesaron 55 registros cinemáticos cuyas trayectorias de ángulo y velocidad angular (**Figura 1**), muestran una consistencia morfológica adecuada para el tratamiento mediante Análisis de Datos Funcionales Esta base de datos permitió comparar la eficacia de los predictores escalares tradicionales frente a las funciones de movimiento completo, cuyos criterios de selección y bondad de ajuste se detallan a continuación.

### 3.1. Participantes y análisis cinemático

Los estudios de movimiento cinemático presentan los siguientes resultados. En la **Tabla 2** se muestran algunas descripciones numéricas de los sujetos que participaron en el estudio. Se midieron el movimiento del cuello y el NDI de 28 sujetos (18 mujeres y 10 hombres) antes y después del tratamiento. Se encontraron diferencias significativas en las medias del NDI antes y después del tratamiento (valor  $p < 0,001$  obtenido mediante una prueba t pareada).

Por lo tanto hay 56 observaciones diferentes, de las cuales solo 55 se consideraron en este trabajo debido a que una de ellas presentó errores en la medición de las curvas de movimiento. Las curvas de ángulo y velocidad angular se muestran en la **Figura 1**, donde se representan las curvas de todas las observaciones ( $N = 55$ ), así como la curva media y las curvas de la media con una desviación estándar mayor o menor, respectivamente.

**Tabla 2**

#### *Descripción de los sujetos*

Modelo	Mujer (N=18)	Hombre (N=10)	Total
	Media (sd)	Media (sd)	Media (sd)
Edad	35.8(12.4)	33.3(13.4)	34.9(12.6)
Peso	64.9(10.1)	83.6(11.9)	71.6(14.0)
Estatura	162.6(6.8)	178.8(7.35)	168.4(10.5)
NDI antes	13.6(3.7)	9.4(4.1)	12.2(4.2)
NDI después	9.4(6.2)	7.0(3.5)	8.6(5.5)

Algunas descripciones de los sujetos estudiados: el tamaño de la muestra para mujeres y hombres, la media y desviación estándar de edad, peso, altura y NDI antes y después del tratamiento. Existen diferencias significativas en la NDI antes y después del tratamiento (valor  $p < 0,001$ ).

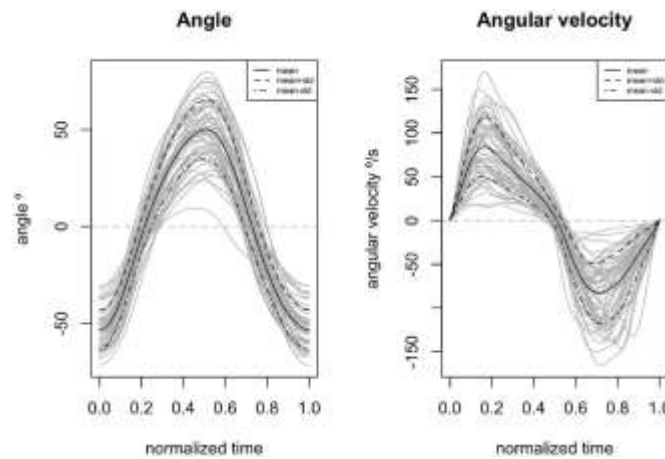
### 3.2. Numero de funciones

En la **Tabla 3** se muestran los resultados correspondientes a los criterios de selección para el número de funciones de la base de Fourier: el coeficiente de correlación múltiple  $r$ , el estadístico  $F$  y AIC. Tenga en cuenta que hay un número impar de funciones porque la base de Fourier tiene pares de funciones seno y coseno. En cuanto a los resultados de la **Tabla 3** el número de funciones debe elegirse considerando los mejores valores de criterio en su conjunto, ya que la mejora de unas implica un empeoramiento de otras. Por lo tanto, aunque cinco funciones proporcionan el valor  $F$  más alto, dan el valor de correlación múltiple más bajo con poca diferencia en el valor de AIC si se consideran siete o nueve funciones. Por lo tanto, elegimos nueve funciones como solución de compromiso con un alto valor de correlación múltiple (0,64), un AIC similar al obtenido con menos funciones,

y una buena F, no el valor más alto pero tampoco el más bajo. En conclusión, consideraremos nueve funciones para definir nuestra base de Fourier, es decir, la constante y cuatro pares de senos y cosenos.

**Figura 1**

*Curvas de ángulo y velocidad angular. Izquierda, ángulo, derecha, velocidad angular.*



Las líneas grises son las curvas. Para cada sujeto, la línea negra es la curva funcional media, la línea negra discontinua es la media funcional más uno desviación estándar y, finalmente, la línea negra punteada es la media funcional menos una desviación estándar.

**Tabla 3**

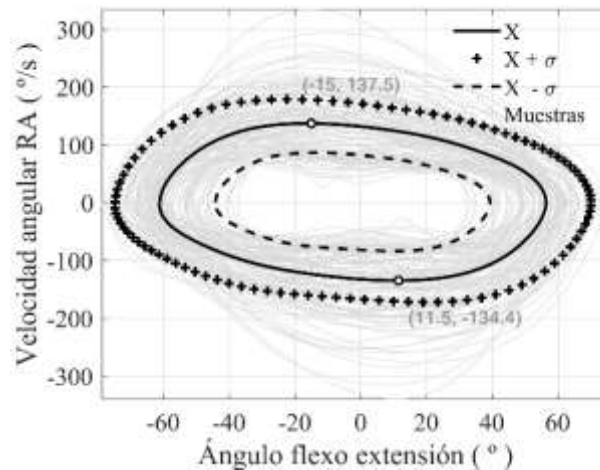
*Criterio de información de Akaike AIC*

Número de base	r	AIC	F	P valor
5	0.58	160.47		0.001
7	0.60	161.62		0.002
9	0.64	161.68		0.003
11	0.64	165.43		0.009

**Tabla 3,** Observado r, Criterio de información de Akaike AIC, estadístico F y valor p para diferentes números de funciones básicas de  $\beta_s$  utilizando como predictor la velocidad angular.

**Figura 2.**

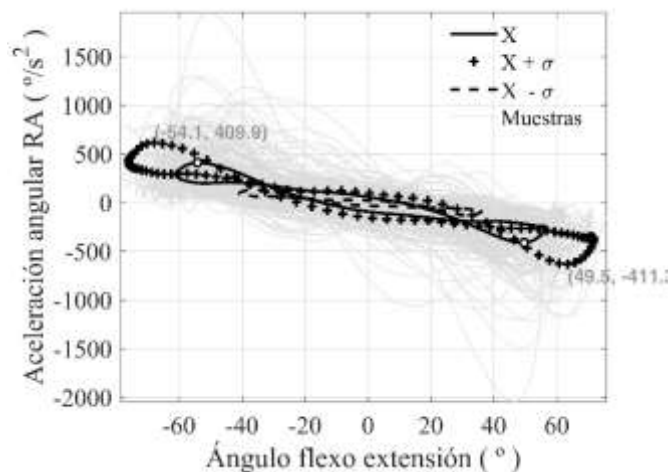
*Curvas de ángulo flexo vs Velocidad angular RA*



Para cada sujeto, la línea negra es la curva funcional media, la línea negra discontinua es la media funcional más uno desviación estándar y, finalmente, la línea negra punteada es la media funcional menos una desviación estándar

**Figura 3**

*Ángulo flexoextensión y aceleración - Angular izquierda*



Las líneas grises son las curvas. Para cada sujeto, la línea negra es la curva funcional media, la línea negra discontinua es la media funcional más uno desviación estándar y, finalmente, la línea negra punteada es la media funcional menos una desviación estándar.

### 3.3. Comparación de modelos

En la **Tabla 4** muestra diferentes medidas de bondad para los modelos ajustados: no funcional, funcional y escalar y funcional. Los modelos no funcionales presentan valores de correlación múltiple pobres,  $r < 0,352$  en el modelo más completo. El ajuste con  $RoV$  es mucho mejor que cuando se usa  $RoM$  ( $r = 0.298$  vs.  $r = 0.017$ ), un modelo cuyo valor  $p$  no es significativo ( $p = 0.902$ ). Agregar variables e interacciones mejora un poco la correlación, pero a costa de reducir el estadístico  $F$  y el valor  $p$ .

**Tabla 4**

#### Regresión

Tipo	Modelo	r	AIC	F	P valor
Escalar	$ndi$ $RoM$	0.017	0.0001	0.0015	0.902
	$ndi$ $RoV$	0.298	0.089	5.174	0.027
	$ndi$ $RoM + RoV$	0.349	0.122	3.597	0.034
	$ndi$ $RoM + RoV + RoM : RoV$	0.352	0.124	2.401	0.078
Función	$ndi$ $\phi(t)$	0.563	0.317	2.322	0.031
	$ndi$ $\omega(t)$	0.640	0.410	3.475	0.002
Escalar y función	$ndi$ $\omega(t) + RoV$	0.640	0.410	3.060	0.005
	$ndi$ $\omega(t) + RoV + RoM$	0.643	0.413	2.755	0.009

**Tabla 4**, cuatro modelos de regresión no funcional con diferentes predictores, rango de ángulo ( $RoM$ ) y velocidad angular ( $RoV$ ), dos modelos funcionales considerando las curvas de ángulo  $\phi(t)$  y velocidad angular  $\omega(t)$ , y dos modelos funcionales con predictores escalares. La notación utilizada es la misma que la de la **Tabla 1**, también muestra los valores de correlación múltiple  $\phi r$  y coeficiente de determinación  $R^2$  del modelo, así como el estadístico  $F$  y el valor  $p$ .

Los modelos funcionales mejoran la correlación con el NDI y presentan valores  $F$  significativos. Así, el modelo que ajusta los ángulos  $\phi(t)$  muestra una correlación múltiple  $r = 0,563$ , en comparación con  $r = 0,017$  cuando se utiliza el  $RoM$ . La mejora también es notable en el caso de la velocidad angular ( $r = 0,640$  en el caso funcional, en comparación con  $r = 0,298$  en el  $RoV$ ). El modelo de velocidad angular  $\omega(t)$  es mejor que el basado en el ángulo  $\phi(t)$  en todos los indicadores. Presenta una mayor correlación múltiple (0,64 frente a 0,563), un valor  $F$  mayor (3,475 frente a 0,317) y un valor  $p$  menor (0,002 frente a 0,301). Además de presentar peores ajustes, cabe destacar que la función  $\phi(t)$  es una variable geométrica que depende de la referencia tomada como posición neutral. Por el contrario,  $\omega(t)$  es una variable física que toma valores asociados con el movimiento que no dependen de ninguna referencia geométrica.

Por lo tanto,  $\omega(t)$  se utilizaron como único predictor funcional en los modelos funcionales más escalares, junto con los demás predictores escalares. Estos modelos funcionales más escalares no mejoran sustancialmente el modelo funcional más simple basado en la velocidad angular. Por lo tanto, el modelo que añade RoV presenta el mismo  $r$ , pero valores  $F$  más bajos (3,060 frente a 3,475) y valores  $p$  más altos (0,005 frente a 0,002). El modelo que utiliza  $\omega(t)$ , RoV y RoM apenas aumenta el coeficiente de correlación múltiple en unas pocas milésimas (0,643 frente a 0,640), con una reducción notable de  $F$  (2,755 frente a 3,475) y un aumento del valor  $p$  (0,009 frente a 0,002). Para comprobar la hipótesis de que el modelo funcional basado en la velocidad angular es superior a los modelos escalares, se analizó el modelo que incluye el predictor funcional  $\omega(t)$  y los dos escalares RoM y RoV.

Este modelo, M1, se comparó con dos modelos anidados simples (**Tabla 5**). El primer modelo, M01, es el modelo funcional simple con  $\omega(t)$  como único predictor. El segundo, M02, es el modelo con los dos predictores escalares. Los resultados de la **Tabla 5** muestran que la mejora del modelo al incorporar las dos variables escalares no es significativa (valor  $p = 0,884$ ), lo que implica que no se puede rechazar que los coeficientes correspondientes a los predictores escalares sean nulos. Asimismo, la mejora en el modelo puramente escalar al añadir el predictor funcional es significativa ( $p = 0,028$ ).

### 3.4. Interpretación del coeficiente en la función

Además de mejorar la capacidad predictiva del modelo, la regresión funcional puede ayudar a interpretar la relación entre la curva predictora y la respuesta escalar. Para ello, describiremos la contribución de cada parte de la curva  $\omega(t)$  al valor del NDI en función del valor del producto  $1(t)$  ( $t$ ) a lo largo del ciclo de movimiento. La **Figura 2** muestra las curvas correspondientes a tres casos con diferentes NDI (4, 9 y 14, respectivamente). Cada gráfico muestra la curva de velocidad angular  $\omega(t)$  en línea discontinua negra, la curva del coeficiente de ajuste  $1(t)$  en azul y la curva del producto  $1(t)$  ( $t$ ) en línea continua negra. Según la configuración funcional, el valor del NDI se estimará a partir de una constante  $\beta_0 = 14,95$  más la integral  $\beta_1(t)\omega(t)dt$ , que se obtiene mediante las áreas de las regiones verdes (valores positivos) y naranjas (valores negativos) en los ejemplos de la **Figura 2**.

Como se puede observar en la **Figura 2** en los tres casos analizados, hay tres áreas con una contribución positiva y tres con una contribución negativa. Si bien la descripción se basará en estos tres ejemplos, el patrón es similar en todos los registros. Si las áreas marcadas en verde son mayores que las naranjas, el NDI previsto será mayor que el promedio. En caso contrario, será menor. La principal contribución al aumento del NDI se encuentra en la zona positiva desde el inicio del ciclo (máxima extensión, hasta alcanzar la velocidad máxima de extensión). Luego, otras dos zonas contribuyen en

mucha menor medida: un alrededor de la mitad del ciclo (máxima extensión) y otra con un pequeño pico tras pasar por la posición neutra tras la velocidad máxima de flexión.

Las zonas de área negativa y contribución a la disminución del NDI previsto también son tres y aparecen después del pico de velocidad de extensión, durante la fase de aceleración hasta después de alcanzar el máximo al final. El RoV está relacionado con las velocidades máximas en los movimientos de flexión y extensión, que son variables correlacionadas. Además, sus contribuciones al NDI estimado son opuestas. Por ello, la correlación entre el RoV y el NDI es tan limitada. De hecho, es relativamente común encontrar sujetos con valores de RoV similares pero con diferencias en el NDI, ya que presentan diferentes formas de las curvas. En la **Figura 3** aparecen dos pares de sujetos con estas características.

Se utilizaron estos ejemplos para ilustrar mejor la contribución de cada parte de la curva al aumento o disminución del NDI. Las líneas negras corresponden al sujeto con el NDI más bajo (5 en el caso izquierdo y 4 en el derecho), y las líneas rojas corresponden al sujeto con el NDI más alto (14 y 15, respectivamente). Las líneas discontinuas representan las velocidades de cada sujeto. Las líneas continuas muestran la función producto  $\beta_1(t)\omega(t)$ , escalada para un NDI mayor con el ratio RoV. Se sombrea tres zonas de movimiento designadas con A, B y C para una mejor explicación de los resultados.

**Tabla 5**

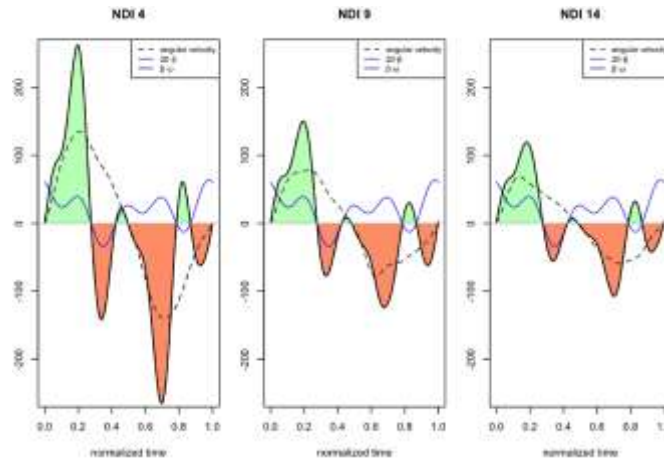
*Zonas de movimiento*

Modelos anidado	Modelo	F	pvalue
M01: Funcional	$ndii\_oi(t)$		
M1: Funcional and scalar predictors	$ndii\_oi(t) + RoV + RoM$	0.124	0.884
M02: Scalar	$ndi\_RoM + RoV$		
M1: Funcional and scalar predictors	$ndii\_oi(t) + RoV + RoM$	2.378	0.028

**Tabla 5.** Valores de la estadística *F* y *valor p* para comparar los modelos anidados para evaluar si la adición de predictores al modelo más simple M0 lo mejora. Se comparan dos casos de modelos anidados, el primero en el que se agregan variables escalares al modelo de velocidad funcional M01. El segundo es cuando se agrega la velocidad funcional al modelo no funcional M02. La notación utilizada en el modelo es la misma utilizada en la **Tabla 4**.

**Figura 4**

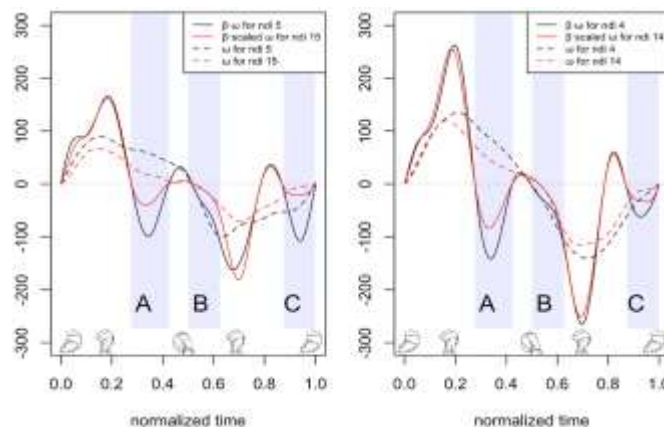
*Resultados para sujetos con diferentes niveles de NDI: izquierda, NDI = 4; NDI medio = 9 y derecho NDI = 14.*



La línea negra discontinua es la velocidad con el NDI correspondiente, la línea azul continua corresponde a la función de coeficiente escalado, y la línea negra continua corresponde al producto de la velocidad y la función de coeficientes. También se rellena en verde (área positiva) y rojo (negativo), las regiones correspondientes a la función del producto obtenida multiplicando los coeficientes y las funciones de velocidad. Los tres sujetos que se muestran en la **Figura 5** se seleccionaron tres valores de NDI bajo, medio y alto de acuerdo con los datos disponibles cuyo residuo es bajo, es decir, el NDI predicho es similar al observado.

**Figura 5**

*Productos a escala funciones de beta y función de velocidad para dos sujetos con NDI diferente, pero rango de velocidad similar.*



La función graficada se escala por la constante obtenida dividiendo los valores máximos de velocidad del sujeto con NDI bajo y alto. Las funciones de velocidad de cada sujeto no se escalan. Los dibujos esquemáticos de las posiciones de la cabeza muestran como guía la fase del movimiento correspondiente, sin embargo, es diferente entre los sujetos debido al tiempo normalizado.

También se proporcionó figuras esquemáticas del movimiento de la cabeza para ayudar a comprender qué fase de movimiento corresponde a cada zona. Como se muestra en la **Figura 3**, en la **Figura 4** y **Figura 5** el máximo y el mínimo de la función del producto escalado toman medidas similares valores en cada par de sujetos, aunque tienen un NDI muy diferente. Por lo tanto, la contribución de la RdV a las diferencias en el NDI no puede ser sustancial. Se observan las diferencias entre las curvas  $\beta_1(t)\omega(t)$  sobre todo en las zonas sombreadas A, B y C. Las zonas A y C corresponden a la fase de frenado de la extensión y movimientos de flexión, respectivamente. Aquí, el pico para sujetos con un NDI más bajo es más prominente, por lo que hay un área más grande bajo la curva y, por lo tanto, el valor total del NDI disminuye.

El área sombreada B corresponde al comienzo de la flexión, y los sujetos con un NDI más bajo tienen una velocidad angular más alta que aquellos con un alto NDI, por lo que tienen un área más grande en esta área. Estas áreas negativas explicarían más las diferencias en el NDI que los extremos de las velocidades angulares.

#### 4. Discusión

El análisis de la cinemática cervical es útil para evaluar las alteraciones funcionales asociadas a las patologías cervicales.

Numerosos estudios asocian el dolor y la gravedad de las lesiones con una Disminución del Rango de Movimiento (ROM) y movimientos más lentos (Lin et al., 2020).

Sin embargo, sorprendentemente, la correlación entre la cinemática y las escalas de evaluación más utilizadas para cuantificar el nivel de dolor o las pérdidas funcionales, como el DASH, el NDI y otras escalas, es generalmente baja, con valores inferiores a 0,4 (Lemeunier et al., 2019; Piva et al., 2006; Murillo et al., 2021; Lin et al., 2020; Magaña et al., 2021). Dado que las escalas mencionadas tienen buenas características clinimétricas y son ampliamente utilizadas en la práctica clínica (Hudes, 2011), cabe preguntarse cuáles son las razones de esta débil relación, que pone en duda la utilidad clínica de las técnicas cinemáticas.

Una de las posibles causas es la forma de representar la información contenida en las curvas de movimiento, que suele limitarse a valores o rangos extremos, lo que representa una pérdida de información. Además, es posible que las alteraciones funcionales no estén relacionadas únicamente con los valores extremos, sino con otras características de las

curvas de movimiento, que se pierden al elegir solo estos extremos. Este artículo propone un enfoque funcional para establecer la relación entre las variables cinemáticas (curvas de posición y velocidad) y el estado funcional cuantificado mediante la escala NDI en una muestra de pacientes con dolor cervical inespecífico y niveles de discapacidad moderados y bajos.

Los modelos funcionales presentan un problema de dimensionalidad, ya que una curva continua puede contener cientos de observaciones asociadas con instantes de muestreo. Este problema se resuelve representando las curvas mediante bases funcionales. En nuestro ejemplo, las bases de Fourier limitan la dimensionalidad a los coeficientes de unas pocas funciones sin perder información de las curvas originales. Hemos desarrollado un procedimiento para identificar el número óptimo de funciones para preservar toda la información de la curva, lograr un buen ajuste del modelo y garantizar su robustez.

Se compararon los resultados de diferentes modelos de regresión que utilizan variables numéricas (RoM, RoV, RoM+RoV) con modelos funcionales basados en ángulo, velocidad angular y modelos mixtos numéricos y funcionales.

Los resultados muestran que los modelos funcionales tienen una relación mucho más estrecha con la escala NDI que los correspondientes basados en variables numéricas. En cuanto a las variables numéricas, el modelo basado en el rango de velocidad es mejor que el que utiliza RoM ( $r = 0,298$  frente a  $r = 0,017$ ). Estos resultados son consistentes con otros estudios, donde la velocidad de movimiento parece estar más relacionada con la discapacidad o el dolor que el rango 20,22,23.

Sin embargo, las correlaciones con el NDI son mucho mayores cuando las variables funcionales reemplazan los rangos. Así, basándose en la curva de velocidad, el modelo funcional más simple presenta una correlación con el NDI de  $r = 0,640$ , más del doble del modelo.

Además, el ajuste es notablemente mejor, como lo demuestran el valor F y el nivel de significancia. Por otro lado, la comparación de los modelos anidados confirma que el modelo funcional basado en la curva de velocidad es significativamente mejor que cualquier modelo basado en rangos. Por lo tanto, añadir las variables de rango al modelo funcional no proporciona una mejora significativa, pero añadir la curva de velocidad a un modelo de rango representa una mejora sustancial en el ajuste (**Tabla 5**). Este resultado confirma que el máximo y los rangos de movimiento o velocidad no son necesariamente los mejores parámetros para representar el nivel de movilidad ni para establecer relaciones con la discapacidad. Al considerar la curva completa, se conserva más información, lo que refuerza la relación. Nuestros valores son superiores a los obtenidos en otros estudios como los de Lemeunier et al. (2019), Piva et al. (2006), Murillo et al.

(2021), Lin et al. (2020) y Magaña et al. (2021) en los que se analizaron pacientes con un rango mucho mayor en los valores de NDI.

Por otro lado, el enfoque funcional ofrece una manera de interpretar qué partes de la curva de movimiento están más relacionadas con la variación del índice NDI. De hecho, aunque, en términos generales, los valores más altos de NDI se asocian con valores más bajos de velocidad máxima de flexión y extensión, esta débil tendencia general no explica por qué pacientes con valores de RoV similares tienen valores de NDI muy diferentes. Por otro lado, estas diferencias pueden interpretarse desde un punto de vista funcional. Así, como se menciona en la sección de resultados, las áreas de la curva  $\beta_1(t)\omega(t)$  que establecen las diferencias aparecen inmediatamente después del pico de velocidad de extensión (zona A de movimiento en el punto más alto en la **Figura 3**), en la zona de inicio del movimiento de flexión (zona B, movimiento en el punto medio en la **Figura 3**), y el frenado al final del ciclo de flexión (zona C cuando se detiene en el punto más bajo en la **Figura 3**). Los sujetos con mayor NDI presentan una velocidad angular menor después del pico de velocidad de extensión (zona A, **Figura 3**), comienzan con una velocidad angular menor en el movimiento de flexión (zona B, **Figura 3**), y se detienen antes al final del movimiento de flexión (zona C, **Figura 3**).

En el modelo funcional, se observa que la contribución de las velocidades máximas de extensión y flexión contribuye de forma opuesta al aumento del NDI, lo que podría explicar la escasa correlación entre RoV y NDI. La regresión escalar sobre función se aplicó en aplicaciones médicas, pero hasta donde sabemos es el primer trabajo que utiliza un enfoque funcional para analizar la relación entre las variables biomecánicas y la incidencia de discapacidad. El modelo implantado está disponible en diferentes paquetes de R y no presenta complejidad ni coste computacional.

En esta investigación, se analizó un movimiento simple, la flexión cervical, y, en una patología específica, el dolor cervical inespecífico. La muestra de pacientes encuestados corresponde a sujetos con valores bajos de NDI, por lo que se espera que los resultados sean mejores en otros con un rango más amplio de niveles de gravedad, ya que son sujetos con mayor variabilidad en las variables cinemáticas y el NDI.

Es difícil comparar nuestros resultados con los obtenidos en otros estudios debido a la dispersión en los tipos de movimientos, las patologías analizadas y los niveles de discapacidad. Dado que no hemos encontrado ningún trabajo que utilice regresión funcional, limitaremos la comparación de nuestros coeficientes de correlación numérica entre el NDI y el RoM o el RoV con los obtenidos en otros estudios donde se analizaron movimientos continuos para obtener esta correlación.

En cuanto a la correlación NDI-RoM, nuestro resultado ( $r = 0,017$ ) es similar, aunque ligeramente inferior, al de otros estudios en los que se estudiaron pacientes con dolor

crónico y niveles similares de discapacidad. Por ejemplo en otro estudio Lin et al. (2020) se obtuvo un  $r = 0,105$ , y en otro22 un  $r = 0,11$ . Otros estudios mostraron correlaciones más fuertes,  $r = 0,24320$  y ( $r = 0,250$ )21. Sin embargo, estos estudios se centraron en pacientes con otras patologías (cáncer de cuello y migrañas, respectivamente) y con un rango mucho más amplio de niveles de NDI. En cualquier caso, la mejora en la correlación al aplicar regresión funcional es evidente en comparación con la obtenida con variables numéricas en cualquiera de estos estudios.

En cuanto a la correlación NDI-RoV, nuestros resultados coinciden con los citados previamente en Lin et al. (2020), Magaña et al. (2021) y Pinheiro et al. (2021) con valores de  $r$  de 0,30 o inferiores. Los resultados reportados en otros estudios Treleaven et al. (2016) son algo superiores ( $r = 0,4$  en movimientos lentos), pero cabe destacar que este trabajo analiza pacientes con patologías y niveles de discapacidad muy diferentes a los nuestros. La mejora al aplicar el método funcional representa más del doble del  $r$  con el RoV y es mucho mayor que cualquiera de los  $r$  obtenidos en los estudios citados. En todos los artículos consultados, la correlación entre el NDI y el RoV es mayor que entre el NDI y el RoM. Este resultado también aparece en un estudio más detallado con correlaciones parciales (Salehi et al., 2021; Franov et al., 2022), y es consistente con nuestros resultados obtenidos con los enfoques numérico y funcional.

Este estudio es pionero en el uso de todos los datos de la curva de movimiento para evaluar el grado de discapacidad causado por el dolor, según lo indicado por el NDI. Si bien los resultados son prometedores, existen algunas limitaciones a considerar. En primer lugar, el estudio solo evaluó uno de los tres planos de movimiento del cuello (el plano de flexión-extensión), ya que es uno de los movimientos más utilizados en las Actividades de la Vida Diaria (AVD) y tiene un mayor impacto en estas actividades.

Finalmente, cabe destacar que en los estudios citados se utilizan registros continuos de movimiento continuo, pero solo para obtener variables numéricas correspondientes a los valores extremos, que, como se muestra en los resultados de nuestro estudio, no son la característica más relacionada con los niveles de discapacidad medidos con el NDI. Por el contrario, el enfoque funcional nos permite identificar qué características de las curvas de movimiento se asocian con diferencias en el NDI.

Sin embargo, estudios futuros también deberían abordar los movimientos de rotación cervical, que también son comunes en las AVD, así como la lateralización, que a menudo se asocia con la rotación. Además, el tamaño de la muestra podría ampliarse especificando subgrupos según el tipo de patología. Actualmente, el estudio incluye diversas patologías que comparten la misma sintomatología de dolor. Al caracterizar las lesiones o los niveles de afectación de una patología determinada, este enfoque podría utilizarse para mejorar la comprensión de los tipos específicos de dolor que experimentan los pacientes. Aunque los resultados de este estudio preliminar parecen prometedores, es necesario verificar si

las ventajas descritas pueden extrapolarse al estudio de otros movimientos de interés clínico, como el análisis de la marcha, donde, además, aparecen patrones de movimiento con información más compleja que los analizados aquí. En cualquier caso, es lógico esperar que el uso de curvas de movimiento completas, que ya contienen en su información los máximos, los rangos y otras variables numéricas utilizadas en los análisis cinemáticos, contribuya a mejorar la bondad de ajuste entre las variables cinemáticas y las escalas de evaluación utilizadas en la práctica clínica.

## 5. Conclusión

- La investigación demuestra de manera concluyente que el Análisis de Datos Funcionales (FDA) captura la complejidad del movimiento cervical con una precisión significativamente mayor que los métodos tradicionales. Al utilizar la curva de movimiento completa en lugar de valores aislados o picos máximos, el modelo logra duplicar la capacidad predictiva de la discapacidad percibida por el paciente, elevando el coeficiente de correlación hasta un valor de 0.64.
- Los resultados validan que la velocidad angular es una variable física mucho más robusta y fiable para estimar la severidad del dolor cervical inespecífico que el rango de movimiento (RoM). Mientras que el RoM tradicional mostró una relación casi nula con el índice de discapacidad, la dinámica de la velocidad permite identificar patrones sutiles de aceleración y frenado que están directamente vinculados con la limitación funcional del sujeto.
- El enfoque funcional permitió determinar que no todo el movimiento contribuye de igual forma a la percepción de discapacidad. Las fases de "frenado" al final de la extensión y el inicio de la flexión son los momentos donde se observan las mayores diferencias entre sujetos sanos y afectados. Esta capacidad de interpretación segmentaria ofrece una herramienta diagnóstica de gran valor para orientar tratamientos de rehabilitación específicos.
- Se confirma que el uso de bases de Fourier para tratar señales periódicas cervicales resuelve eficazmente el problema de la dimensionalidad de los datos sin perder información esencial. Este marco estadístico no solo mejora el ajuste de los modelos, sino que proporciona una interpretación más profunda de la coordinación motora, superando las limitaciones de las técnicas cinemáticas convencionales que a menudo arrojan resultados clínicos dispersos.

## 6. Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con el artículo presentado.

## 7. Declaración de contribución de los autores

Todos autores contribuyeron significativamente en la elaboración del artículo.

## 8. Costos de financiamiento

La presente investigación fue financiada en su totalidad con fondos propios de los autores.

## 9. Referencias Bibliográficas

- Cieza, A., Causey, K., Kamenov, K., Hanson, S. W., Chatterji, S., & Vos, T. (2021). Global estimates of the need for rehabilitation based on the Global Burden of Disease study 2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019. *Lancet*, 396(10267), 2006–2017. [https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736\(20\)32340-0/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736(20)32340-0/fulltext)
- Dannenmaier, J., Kaltenbach, C., Kölle, T., & Krischak, G. (2020). Application of functional data analysis to explore movements: walking, running and jumping - a systematic review. *Gait & posture*, 77, 182–189. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2020.02.002>
- Devecchi, V., Alalawi, A., Liew, B., & Falla, D. (2022). A network analysis reveals the interaction between fear and physical features in people with neck pain. *Scientific Reports*, 12(1), 11304. <https://www.nature.com/articles/s41598-022-14696-8#citeas>
- Fletcher, J. P., & Bandy, W. D. (2008). Intrarater reliability of CROM measurement of cervical spine active range of motion in persons with and without neck pain. *The Journal of Orthopaedic and Sports Physical Therapy*, 38(10), 640–645. <https://doi.org/10.2519/jospt.2008.2680>
- Franov, E., Straub, M., Bauer, C. M., & Ernst, M. J. (2022). Head kinematics in patients with neck pain compared to asymptomatic controls: a systematic review. *BMC musculoskeletal disorders*, 23(1), 156. <https://doi.org/10.1186/s12891-022-05097-z>
- Global Health Metrics, Hay SI, Alemu Abajobir A, Hassen Abate K, Abbafati C, Abbas KM, Abd-Allah F, et al. (2017). Global, regional, and national disability-adjusted life-years (DALYs) for 333 diseases and injuries and healthy life expectancy (HALE) for 195 countries and territories, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *The Lancet*, 390(10100), 1260-1344. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(17\)32130-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)32130-X)

- Hébert-Losier, K., Schelin, L., Tengman, E., Strong, A., & Häger, C. K. (2018). Curve analyses reveal altered knee, hip, and trunk kinematics during drop-jumps long after anterior cruciate ligament rupture. *The Knee*, 25(2), 226–239. <https://doi.org/10.1016/j.knee.2017.12.005>
- Howell, E. R. (2011). The association between neck pain, the neck disability index and cervical ranges of motion: a narrative review. *The Journal of the Canadian Chiropractic Association*, 55(3), 211–221. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21886283/>
- Hudes, K. (2011). The Tampa Scale of Kinesiophobia and neck pain, disability and range of motion: a narrative review of the literature. *The Journal of the Canadian Chiropractic Association*, 55(3), 222–232. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21886284/>
- Jorritsma, W., Dijkstra, P. U., de Vries, G. E., Geertzen, J. H., & Reneman, M. F. (2012). Detecting relevant changes and responsiveness of neck pain and disability scale and neck disability index. *European Spine Journal: official publication of the European Spine Society, the European Spinal Deformity Society, and the European Section of the Cervical Spine Research Society*, 21(12), 2550–2557. <https://doi.org/10.1007/s00586-012-2407-8>
- Kleinman, N., Patel, A. A., Benson, C., Macario, A., Kim, M., & Biondi, D. M. (2014). Economic burden of back and neck pain: effect of a neuropathic component. *Population Health Management*, 17(4), 224–232. <https://doi.org/10.1089/pop.2013.0071>
- Kokoszka, P., & Reimherr, M. (2017). *Introduction to functional data analysis*. Chapman and Hall/CRC. <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9781315117416/introduction-functional-data-analysis-piotr-kokoszka-matthew-reimherr>
- Kumbhare, D. A., Balsor, B., Parkinson, W. L., Harding Bskin, P., Bedard, M., Papaioannou, A., & Adachi, J. D. (2005). Measurement of cervical flexor endurance following whiplash. *Disability and Rehabilitation*, 27(14), 801–807. <https://doi.org/10.1080/09638280400020615>
- Langley, G. B., & Sheppard, H. (1985). The visual analogue scale: its use in pain measurement. *Rheumatology International*, 5(4), 145–148. <https://doi.org/10.1007/BF00541514>
- Lemeunier, N., da Silva-Oolup, S., Olesen, K., Shearer, H., Carroll, L. J., Brady, O., Côté, E., Stern, P., Tuff, T., Suri-Chilana, M., Torres, P., Wong, J. J.,

- Sutton, D., Murnaghan, K., & Côté, P. (2019). Reliability and validity of self-reported questionnaires to measure pain and disability in adults with neck pain and its associated disorders: part 3-a systematic review from the CADRE Collaboration. *European Spine Journal*, 28(5), 1156–1179. <https://doi.org/10.1007/s00586-019-05949-8>
- Lin, T., Wang, Z., Chen, G., & Liu, W. (2020). Is cervical sagittal balance related to the progression of patients with cervical spondylotic myelopathy? *World Neurosurgery*, 137, e52–e67. <https://doi.org/10.1016/j.wneu.2019.12.148>
- Magaña, L. C., Murati, S., Riffitts, M., Harrison, C., Harris, A., Sowa, G., Johnson, J. T., Bell, K., & Nilsen, M. (2021). Subjective and objective measures in assessing neck disability and pain in head and neck cancer. *The Laryngoscope*, 131(9), 2015–2022. <https://doi.org/10.1002/lary.29488>
- McCarthy, M. J., Grevitt, M. P., Silcocks, P., & Hobbs, G. (2007). The reliability of the Vernon and Mior neck disability index, and its validity compared with the short form-36 health survey questionnaire. *European Spine Journal: official publication of the European Spine Society, the European Spinal Deformity Society, and the European Section of the Cervical Spine Research Society*, 16(12), 2111–2117. <https://doi.org/10.1007/s00586-007-0503-y>
- Muñoz-García, D., Gil-Martínez, A., López-López, A., Lopez-de-Uralde-Villanueva, I., La Touche, R., & Fernández-Carnero, J. (2016). Chronic neck pain and cervicocraniofacial pain patients express similar levels of neck pain-related disability, pain catastrophizing, and cervical range of motion. *Pain Research and Treatment*, 2016, 7296032. <https://doi.org/10.1155/2016/7296032>
- Murillo, C., Treleaven, J., Cagnie, B., Peral, J., Falla, D., & Lluch, E. (2021). Effects of dry needling of the obliquus capitis inferior on sensorimotor control and cervical mobility in people with neck pain: double-blind, randomized sham-controlled trial. *Brazilian Journal of Physical Therapy*, 25(6), 826–836. <https://doi.org/10.1016/j.bjpt.2021.07.005>
- Nicholson, K. J., Millhouse, P. W., Pflug, E., Woods, B., Schroeder, G. D., Anderson, D. G., Hilibrand, A. S., Kepler, C. K., Kurd, M. F., Rihn, J. A., Vaccaro, A., & Radcliff, K. E. (2018). Cervical sagittal range of motion as a predictor of symptom severity in cervical spondylitis myelopathy. *Spine*, 43(13), 883–889. <https://doi.org/10.1097/BRS.0000000000002478>
- Pinheiro, C. F., Oliveira, A. S., Will-Lemos, T., Florencio, L. L., Fernández-de-Las-Peñas, C., Dach, F., & Bevilaqua-Grossi, D. (2021). Neck active movements

- assessment in women with episodic and chronic migraine. *Journal Of Clinical Medicine*, 10(17), 3805. <https://doi.org/10.3390/jcm10173805>
- Piva, S. R., Erhard, R. E., Childs, J. D., & Browder, D. A. (2006). Inter-tester reliability of passive intervertebral and active movements of the cervical spine. *Manual Therapy*, 11(4), 321–330. <https://doi.org/10.1016/j.math.2005.09.001>
- Ramsay, J. & Silverman, B. W. (2005). *Functional data analysis* (Springer Series in Statistics). [https://nzdr.ru/data/media/biblio/kolxoz/M/MV/MVsa/Ramsay%20J.,%20Silverman%20B.W.%20Functional%20data%20analysis%20\(2ed.,%20Springer,%202005\)\(ISBN%20038740080X\)\(O\)\(447s\)\\_MVsa\\_.pdf](https://nzdr.ru/data/media/biblio/kolxoz/M/MV/MVsa/Ramsay%20J.,%20Silverman%20B.W.%20Functional%20data%20analysis%20(2ed.,%20Springer,%202005)(ISBN%20038740080X)(O)(447s)_MVsa_.pdf)
- Ris, I., Barbero, M., Falla, D., Larsen, M. H., Kraft, M. N., Sjøgaard, K., & Juul-Kristensen, B. (2019). Pain extent is more strongly associated with disability, psychological factors, and neck muscle function in people with non-traumatic versus traumatic chronic neck pain: a cross-sectional study. *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine*, 55(1), 71–78. <https://doi.org/10.23736/S1973-9087.18.04977-8>
- Röijezon, U., Djupsjöbacka, M., Björklund, M., Häger-Ross, C., Grip, H., & Liebermann, D. G. (2010). Kinematics of fast cervical rotations in persons with chronic neck pain: a cross-sectional and reliability study. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 11, 222. <https://doi.org/10.1186/1471-2474-11-222>
- Salehi, R., Rasouli, O., Saadat, M., Mehravar, M., Negahban, H., & Shaterzadeh Yazdi, M. J. (2021). Cervical movement kinematic analysis in patients with chronic neck pain: a comparative study with healthy subjects. *Musculoskeletal Science & Practice*, 53, 102377. <https://doi.org/10.1016/j.msksp.2021.102377>
- Stenneberg, M. S., Rood, M., de Bie, R., Schmitt, M. A., Cattrysse, E., & Scholten-Peeters, G. G. (2017). To what degree does active cervical range of motion differ between patients with neck pain, patients with whiplash, and those without neck pain? A systematic review and meta-analysis. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 98(7), 1407–1434. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2016.10.003>
- Treleaven, J., Chen, X., & Sarig Bahat, H. (2016). Factors associated with cervical kinematic impairments in patients with neck pain. *Manual Therapy*, 22, 109–115. <https://doi.org/10.1016/j.math.2015.10.015>

- Tsang, S. M. H., Szeto, G. P. Y., So, B. C. L., Lau, R. W. L., & Tai, J. J. (2022). Using cervical movement velocity to assist the prediction of pain and functional recovery for people with chronic mechanical neck pain. *Clinical Biomechanics* (Bristol, Avon), 93, 105607. <https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2022.105607>
- Ullah, S., & Finch, C. F. (2013). Applications of functional data analysis: a systematic review. *BMC Medical Research Methodology*, 13, 43. <https://doi.org/10.1186/1471-2288-13-43>
- Venegas, W., Inglés, M., Page, Á., & Serra-Añó, P. (2020). Paths of the cervical instantaneous axis of rotation during active movements-patterns and reliability. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 58(5), 1147–1157. <https://doi.org/10.1007/s11517-020-02153-5>
- Vernon, H. (2008). The neck disability index: state-of-the-art, 1991-2008. *Journal of Manipulative and Physiological Therapeutics*, 31(7), 491–502. <https://doi.org/10.1016/j.jmpt.2008.08.006>
- Warmenhoven, J., Cobley, S., Draper, C., Harrison, A., Bargary, N., & Smith, R. (2019). Considerations for the use of functional principal components analysis in sports biomechanics: examples from on-water rowing. *Sports Biomechanics*, 18(3), 317–341. <https://doi.org/10.1080/14763141.2017.1392594>
- Ylinen, J., Takala, E. P., Kautiainen, H., Nykänen, M., Häkkinen, A., Pohjolainen, T., Karppi, S. L., & Airaksinen, O. (2004). Association of neck pain, disability, and neck pain during maximal effort with neck muscle strength and range of movement in women with chronic non-specific neck pain. *European Journal of Pain* (London, England), 8(5), 473–478. <https://doi.org/10.1016/j.ejpain.2003.11.005>
- Yu, L., Mei, Q., Xiang, L., Liu, W., Mohamad, N. I., István, B., Fernandez, J., & Gu, Y. (2021). Principal component analysis of the running ground reaction forces with different speeds. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 9, 629809. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2021.629809>

El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Conciencia Digital**.



El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Conciencia Digital**.



Open policy finder  
Formerly Sherpa services