



Modelos computacionales en la posturografía

Computational models in posturography

Lely Adriana Luengas Contreras¹, Luis Felipe Wanumen Silva²

Fecha de Recepción: 26 de mayo de 2021

Fecha de Aceptación: 20 de abril de 2022

Cómo citar: Luengas-Contreras., L.A. y Wanumen-Silva., L.F. (2022). Modelos computacionales en la posturografía. *Tecnura*, 26(73), 30-48. <https://doi.org/10.14483/22487638.18060>

Resumen

Objetivo: Realizar la clasificación y el mapeo de parámetros de balanceo corporal a partir de datos de posturografía estática para diferenciar individuos amputados transtibiales unilaterales de no amputados, utilizando técnicas de aprendizaje automático y minería de datos.

Metodología: El balanceo corporal se midió en 74 individuos, 37 amputados por mina antipersonal y 37 controles sanos. Se clasificó la estabilidad según el grupo, mediante el uso de aprendizaje automático. Se desarrolló un mapa bidimensional continuo de las alteraciones de la postura, a partir de la teoría de la información de Shannon. La prueba de U Mann-Whitney ($p < 0,05$) fue usada con el fin de identificar diferencias entre grupos.

Resultados: Se entrenaron cinco algoritmos de aprendizaje automático, un árbol de decisión, reglas de decisión, una red neuronal, una máquina de soporte vectorial y el clúster. La validación y la comparación se llevaron a cabo con las métricas obtenidas de la matriz de confusión, por validación cruzada para obtener dos subconjuntos. La condición de postura más discriminadora se clasificó como el desplazamiento del centro de presión (CoP, por su sigla en inglés), lado no amputado (contralateral), dirección anteroposterior. El algoritmo de mayor desempeño fue la máquina de soporte vectorial, y el de menor desempeño, el clúster; sin embargo, todos los modelos realizaron clasificación de grupos con una puntuación F1 mayor a 0,4.

Conclusiones: El mapeo de las características del desplazamiento del balanceo en el espacio 2D reveló agrupaciones claras entre amputados y controles, lo cual confirma que el aprendizaje automático puede ayudar en la clasificación de patrones de balanceo clínico medidos con posturografía estática. Los modelos computacionales permiten evaluar de forma objetiva la estabilidad, así como reconocer el aporte de la extremidad contralateral en el control de la postura bípeda estática ya que compensa la no existencia de los aferentes y eferentes de ipsilateral.

Financiamiento: Artículo de investigación científica derivado del proyecto de investigación "Caracterización de la estabilidad en amputados transtibiales unilaterales", financiado por la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia.

Palabras clave: amputados transtibiales, aprendizaje automático, estabilidad estática, modelos computacionales.

¹ Doctor en Ingeniería, Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

Email: laluengasc@udistrital.edu.co

² Magíster en Ingeniería de Sistemas y Computación. Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

Email: lwanumen@udistrital.edu.co

Abstract

Objective: To perform the classification and mapping of body sway parameters from static posturography data to differentiate unilateral transtibial amputees from non-amputees using machine learning and data mining techniques.

Methodology: Body sway was measured in 74 individuals, 37 landmine amputees and 37 healthy controls. Stability was classified by group using five machine learning algorithms. A continuous two-dimensional map of posture alterations was developed using Shannon's information theory, the U Mann-Whitney test ($p < 0,05$) was used to identify differences between groups.

Results: Five machine learning algorithms (decision tree, decision rules, neural network, vector support machine and clustering) were trained. Validation and comparison were carried out with the metrics obtained from the confusion matrix, using cross-validation to obtain two subsets. The most discriminatory posture condition was classified as displacement of the center of pressure (CoP) on the non-amputated side, anteroposterior direction. The algorithm with the highest performance was the vector support machine and the one with the lowest performance was the cluster; however, all the models performed group classification with an F1 score greater than 0,4.

Conclusions: Mapping of sway displacement characteristics into 2D space revealed clear clusters between amputees and controls, confirming that machine learning can aid in the classification of clinical sway patterns measured with static posturography. Computational models allow to objectively evaluate the stability, as well as to recognize the contribution of the contralateral limb in the control of the static bipedal posture, since it compensates for the non-existence of the ipsilateral afferents and efferents.

Funding: Scientific research article derived from the research "Characterization of Stability in Unilateral Transtibial Amputees", funded by "Francisco José de Caldas District University".

Keywords: transtibial amputees, machine learning, static stability, computational models.

Tabla de Contenidos

	Página
Introducción	32
Metodología	34
Pacientes y protocolo de estudio	34
Examen posturográfico	34
Análisis	34
Generación de los modelos	35
Resultados	36
Discusión	39
Conclusiones	41
Referencias	42

INTRODUCCIÓN

El desequilibrio postural es un síntoma ambiguo y clave de diversos trastornos tanto musculoesqueléticos como neurológicos; se incluye la amputación, la pérdida adquirida de disfunción de la función sensorial (visual, vestibular o somatosensorial), cerebelosa o extrapiramidal, debido a trastornos degenerativos del cerebro o trastornos funcionales somatomorfos (Cordero-Civantos y Calle-Cabanillas, 2017, Luengas y Toloza, 2019, Peydro de Moya *et al.*, 2005). Algunas de estas afecciones pueden diagnosticarse de manera fácil y confiable mediante síntomas fisiológicos asociados. Otros son difíciles de diferenciar clínicamente y requieren una evaluación cuantitativa adicional de la postura y la marcha. Con este fin, la posturografía estática registra la postura y el comportamiento de balanceo de los pacientes mientras están de pie sobre un sistema de medición de fuerza, ya sea plataforma o plantillas instrumentadas (Haid *et al.*, 2018, Yamamoto *et al.*, 2015). En la posturografía estática, la oscilación del cuerpo (reflejada en los desplazamientos del centro de presión, CoP) se mide y puntúa en función de características específicas, es decir, parámetros característicos que cuantifican la amplitud y varianza del desplazamiento del CoP (Audiffren *et al.*, 2016, Safi *et al.*, 2017).

Las evaluaciones clínicas del control postural, aunque simples y confiables, solo observan el desempeño físico, y carecen de la evaluación de causas adicionales de la inestabilidad postural. Medidas como la posturografía y los análisis de la marcha permiten evaluaciones cuantitativas de la inestabilidad postural (Giovanini *et al.*, 2018, Goble y Baweja, 2018). Sin embargo, la posturografía estática se ha limitado al nivel del estudio de correlación (Funato *et al.*, 2016, Qiu y Xiong, 2015, Rhea *et al.*, 2015, Roman-Liu, 2018), a pesar de que se ha comprobado la existencia de una relación no lineal entre parámetros clásicos (valor del CoP ya sea de desplazamiento, velocidad o valor RMS, por citar algunos) y la estabilidad (Luengas y Toloza, 2020a, Toloza y Zequera, 2017). Por lo anterior, varios investigadores han empleado otros tipos de análisis de datos del centro de presión (Giovanini *et al.*, 2017, Rhea *et al.*, 2014, Şencan *et al.*, 2017, De Vassimon-Barroso *et al.*, 2017). Como se muestra en varios trabajos, la clasificación diagnóstica se puede computarizar mediante el uso de estadísticas multiparámetro (Buldt *et al.*, 2018, Giovanini *et al.*, 2018, Moghadam *et al.*, 2011), también de algoritmos de aprendizaje automático supervisado, como redes neuronales artificiales (RNA), árboles de decisión, reglas de decisión, entre otros (Hahn *et al.*, 2005, Shan *et al.*, 2004).

La identificación de medidas apropiadas para diferenciar los grupos poblaciones con características específicas mediante el uso de técnicas de aprendizaje automático, ha facilitado la observación del desempeño de varios enfoques (Luengas y Penagos, 2016, Rosado Gómez y Verjel Ibáñez, 2015, Sallarte y Castro, 2012). Sun *et al.*, 2019 encontraron que el algoritmo de reglas de predicción permite clasificar resultados como el deterioro del equilibrio, además puede evaluar y catalogar variables con respecto a su capacidad para predecir el resultado de clasificación.

Los árboles de decisión, que usan una característica para dividir un nodo y normalizar el número de muestras que divide, han demostrado una precisión excelente en la discriminación de los partici-

pantes con enfermedad neurológicas en función de la marcha y las medidas posturales ([Arora et al., 2014](#)).

El diagnóstico de alteraciones neurofisiológicas se ha validado a partir de la posturografía, donde el análisis de particularidades ha sido un desafío debido a la heterogeneidad de los datos y la variable contribución humana, pero se ha realizado con éxito con el uso de redes neuronales artificiales ([Amato et al., 2012](#)).

Por su parte, [Gholipour y Arjmand, 2016](#) recurrieron a redes neuronales para predecir la postura de la columna vertebral, ellos realizaron el entrenamiento de dos redes con datos de postura adquirida en diferentes posiciones, con el fin de conocer la rotación de la columna vertebral con respecto a una posición neutra.

El algoritmo de máquinas de vectores de soporte (SVM, por su sigla en inglés) ha sido empleado exitosamente por [Lau et al., 2008](#) en la clasificación de las condiciones de caminata; mientras que [Muniz et al., 2010](#) lo usaron para evaluar el efecto de la estimulación cerebral profunda en sujetos con enfermedad de Parkinson sobre la marcha, observando que esta técnica ofrece mayores resultados en comparación con el uso sólo de fármacos.

El *clustering*, también conocido como *aprendizaje no supervisado*, o análisis de datos exploratorios, cuyo objetivo es explorar la naturaleza desconocida de una agrupación de datos a través de la separación en subconjuntos de datos finitos y discretos con estructuras naturales, ha permitido desarrollar estrategias para la detección temprana de inestabilidad con el fin de reducir el riesgo de caídas tanto en personas mayores como aquellas con trastornos del equilibrio debido a patologías ([Baig et al., 2012](#)).

En los últimos años se han llevado a cabo escasos estudios exploratorios del comportamiento del *centro de presión* (CoP) en amputados transtibiales, en su mayoría se enfocan en términos de tiempo y frecuencia para proporcionar información sobre los mecanismos involucrados en el control de la postura bípeda estática. Tales análisis concluyen que cuanto más irregular o impredecible es la serie, la estabilidad disminuye, y sugieren que la regularidad de la fluctuación de CoP podría considerarse un marcador del control de la postura bípeda; de las medidas más estudiadas se encuentra el desplazamiento del CoP ([Albertsen et al., 2017](#), [Luengas y Toloza, 2020b](#), [Sadeghisani et al., 2016](#)).

El presente estudio fue diseñado para verificar el comportamiento de modelos computacionales según el análisis de los desplazamientos bilaterales del CoP, lo que posibilita el análisis del control postural en individuos que sufren de deterioro postural por amputación transtibial unilateral. La estabilidad postural estática en amputados de miembros inferiores no se ha investigado mediante modelos computacionales; estudios anteriores han realizado análisis postural con técnicas que relacionan linealmente la variable de desplazamiento con la estabilidad ([Kamali et al., 2013](#), [Kolarova et al., 2013](#), [Lamoth et al., 2010](#), [Molero-Sánchez et al., 2015](#)). Por lo anterior, se propuso emplear cinco algoritmos (reglas de decisión, árboles de decisión, redes neuronales, máquina de soporte vectorial y clúster) para evaluar la estabilidad en la postura bípeda estática en amputados unilaterales transtibiales, a través de medidas posturográficas espaciotemporales como el desplazamiento del CoP. En

este artículo se da a conocer la investigación realizada para la medición y análisis del CoP en dos grupos de estudio (amputados y controles), con los algoritmos mencionados para así comprender la actividad postural que a futuro permitirá mejorar la adaptación de las prótesis.

METODOLOGÍA

Pacientes y protocolo de estudio

Durante la investigación se aplicaron técnicas modernas de aprendizaje automático y extracción de datos a dos clases de subconjuntos en un grupo de datos clínicos con información de 74 personas. El grupo de amputados contó con 37 sujetos amputados transtibiales unilaterales ($31,625 \pm 3,42$ años, 100 % hombres, 100 % amputación por trauma mina antipersonal), reclutados en el Hospital Militar Central. El grupo de no amputados o individuos de control fue de 37 ($56,7 \pm 5,3$, 100 % hombres) sin complicación de salud. Los criterios de inclusión para los participantes con amputación incluyeron la capacidad de permanecer de pie durante 30 s sin ayuda y no poseer trastornos de alteración de estabilidad; en cuanto a los controles sanos, no requerían antecedentes de patología neurológica u ortopédica que pudieran influir en el equilibrio o la movilidad, y la capacidad de permanecer de pie durante 30 s sin ayuda. El protocolo experimental fue aprobado y realizado según las pautas y regulaciones pertinentes del Comité de Bioética de la Investigación de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, y todos los participantes proporcionaron su consentimiento informado por escrito antes de participar.

Examen posturográfico

Se siguió el protocolo de examen posturográfico de [Krafczyk et al., 2006](#). Los sujetos fueron examinados mientras estaban de pie sobre las plantillas instrumentadas marca Pedar® (Novel, Alemania), se empleó una plantilla en cada pie. El protocolo constó de tres ensayos, con un tiempo de 10 s en cada ensayo, durante los cuales los sujetos tenían que mantener la estabilidad en posición erguida estática, pies uno al lado del otro, con los brazos colgando y con la mirada fija en una pared blanca. Los balanceos longitudinal (y) y lateral (x) del cuerpo (CoP en mm) se midieron durante la postura erguida con las plantillas.

Análisis

Se tomaron muestras de los datos de CoP durante 30 s a 50 Hz; estos fueron almacenados y organizados en *MATLAB*®; se estableció que el lado amputado fuera el derecho y el no amputado el izquierdo; luego se trabajaron con un filtro paso bajo (Butterworth de 4.º orden) a 10 Hz ([Buldt et al., 2018](#)); se calculó el desplazamiento del CoP de cada pie y en cada dirección, de lo que se obtuvieron las variables de entrada de la tabla 1. Para comparar las mediciones del desplazamiento entre grupos

de estudio con el fin de encontrar diferencias estadísticamente significativas se utilizó la prueba de U Mann-Whitney (Luengas y Toloza, 2020a) con un nivel de significancia de 0,05.

Tabla 1. Variables utilizadas en la investigación

Variable	Unidades	Definición conceptual
MLI	mm	Desplazamiento del CoP en dirección medio-lateral lado no amputado-izquierdo
API	mm	Desplazamiento del CoP en dirección anteroposterior lado no amputado-izquierdo
MLD	mm	Desplazamiento del CoP en dirección medio-lateral lado amputado-derecho
APD	mm	Desplazamiento del CoP en dirección anteroposterior lado amputado-derecho

Fuente: elaboración propia.

Generación de los modelos

Con el fin de proporcionar resultados significativos en la verificación del desempeño de los modelos computacionales de reglas de decisión, árboles de decisión, redes neuronales, máquina de soporte vectorial y clúster para la identificación de alteración de la estabilidad en amputados transtibiales unilaterales, el procedimiento contempló el preprocesamiento de los datos, la validación cruzada y la clasificación de los datos. El preprocesamiento se realizó mediante la normalización del rango de datos para cada característica de oscilación. La normalización aplicó una transformación a la distribución de media cero ($\mu = 0$) y varianza unitaria ($\sigma^2 = 1$) para cada característica de oscilación. Para la evaluación de la solidez de la clasificación, se empleó la validación cruzada estratificada de k veces; esta proporciona dos subconjuntos, uno de prueba y otro de entrenamiento, a partir del conjunto de datos. Para obtener estadísticas sólidas de validación cruzada se usaron $k = 50$ divisiones aleatorias y estratificadas al 75 % de entrenamiento frente al 25 % de datos de prueba para cada clase. El desempeño de la clasificación se evaluó por medio de métricas de clasificación estándar (precisión, sensibilidad especificidad y F1) derivadas de la matriz de confusión (De la Hoz Manotas *et al.*, 2013, Wu *et al.*, 2018). La precisión se calculó con la ecuación (1):

$$\text{Precisión}(\alpha) = \frac{VN + VP}{VP_i + VN_i + FP_i + FN_i} \quad (1)$$

La sensibilidad se obtuvo con la ecuación (2):

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{FN + VP} \quad (2)$$

La especificidad se dedujo con la ecuación (3):

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{FN + FP} \quad (3)$$

Donde, FP son los falsos positivos, VN los verdaderos negativos, VP los verdaderos positivos y FN los falsos negativos.

La medida $F1$ se considera como la media armónica de la precisión y la sensibilidad se calcula mediante la ecuación (4):

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Sensibilidad} \cdot \text{Precisión}}{\text{Sensibilidad} + \text{Precisión}} \quad (4)$$

Los clasificadores reglas de decisión y árbol de decisión identificaron la importancia de cada característica de entrada, mediante el cálculo de la impureza de disminución media (IDM), definida como el número de veces que se usa una característica para dividir un nodo, ponderada por la cantidad de muestra que divide. En otras palabras, si una característica se usa varias veces para dividir una gran cantidad de datos, se identifica como una característica sustancial.

A través de la técnica de clasificación clúster (*clustering*), se obtuvo un mapa 2D de la distribución del patrón del desplazamiento del CoP. Para esto se empleó la teoría de la información de [Shannon, 2001](#), que arroja una proyección no lineal de los vectores, teniendo en cuenta la cantidad de información que cada uno de ellos posee. La proyección conserva la distribución estocástica de puntos de datos en el espacio de alta dimensión en el espacio de baja dimensión (2D), alineando sus respectivas distribuciones. El mapa 2D permite la evaluación simultánea de la similitud de balanceo relativa de todos los sujetos en el conjunto de datos, junto con la distribución de sus clases de diagnóstico.

La red neuronal se entrenó con los datos adquiridos de las mediciones para establecer la relación no lineal de este complejo sistema a través de la obtención de los patrones de los grupos examinados. El modelo fue una red neuronal convolucional, ya que facilita la clasificación, extracción de características y aprendizaje de transferencia; este tipo de algoritmo emplea varias capas ocultas con el fin de reconocer características complejas con las que se detectan o categorizan objetos.

La máquina de soporte vectorial implementada tenía kernel gaussiano, puesto que se ha verificado su alto desempeño al resolver problemas no lineales en dimensiones superiores donde la separación lineal no es posible; esto se considera más flexible que los núcleos lineales o polinomiales, ya que puede modelar muchos más sistemas con su espacio de funciones.

RESULTADOS

Las características del desplazamiento del CoP de cada grupo de estudio se resumen en la tabla 2, donde se muestra el valor medio bajo cada pie y en cada una de las dos posibles direcciones (medio-lateral ML y anteroposterior AP). En general, se observaron diferencias de grupo significativas ($p < 0,05$) en cada una de las medidas.

Tabla 2. Valores medios del desplazamiento del CoP

Variables	MLI (mm)	API (mm)	MLD (mm)	APD (mm)
Amputados	0,23	4,64	0,37	1,55
Controles	0,12	0,5	0,15	0,75

Nota: ML: medio-lateral; AP: anteroposterior; I: izquierdo; D: derecho.

Fuente: elaboración propia.

En cuanto a los modelos de aprendizaje automático para el reconocimiento del comportamiento de estabilidad postural estática de los amputados transtibiales, en el subconjunto de entrenamiento la precisión media de todos los métodos de aprendizaje automático osciló entre el 68,8 % (clúster) y el 88,5 % (SVM); es de anotar que el árbol de decisión tiene un valor próximo de precisión cercano al dado por la SVM (figura 1). Al examinar el subconjunto con los datos de prueba la precisión se encontró entre 70 % (clúster) y 90,8 % (SVM). La sensibilidad estuvo por encima de 29 % (clúster) y por debajo de 71 % (SVM), esto en el conjunto de entrenamiento. Respecto a la especificidad, se estableció entre 78,7 % (clúster) y 92,8 % (SVM). La puntuación F1 tuvo como valor mínimo 0,41 en el clúster y valor máximo 0,79 en la SVM. En particular, dos métodos (árboles de decisión y SVM) lograron una precisión de clasificación alta y puntaje F1 mayor a 0,5 en los dos subconjuntos, mientras que el clúster y las reglas de decisión alcanzaron un valor alrededor de 0,4 en esta medida. En general, la SVM produce resultados comparativamente estables en los subconjuntos, con una alta precisión constante y puntuación F1. Sin embargo, todos los modelos pudieron realizar la clasificación a pesar de los límites difusos de los subconjuntos.

La clasificación de las variables de entrada influyentes en la estabilidad (tabla 1) se realizó de acuerdo con su desempeño discriminatorio; en la evaluación se empleó la teoría de la información de Shannon, para lo cual se calculó la cantidad de información transmitida por cada variable (ganancia) y la confianza, definida esta como el grado de seguridad de que la distribución multivariable de la variable representa el conjunto de entrada. El desempeño de clasificación se observa en la tabla 3.

Tabla 3. Clasificación de las variables de entada

Variable	MLI	API	MLD	APD
Ganancia (%)	5,37	44,61	6,51	4,77
Confianza (%)	95,24	96,11	95,03	90,03

Fuente: elaboración propia.

El análisis de las características más influyentes reveló diferencias significativas entre grupos para todas las características. Las siguientes características discriminaron mejor entre los grupos: a) el

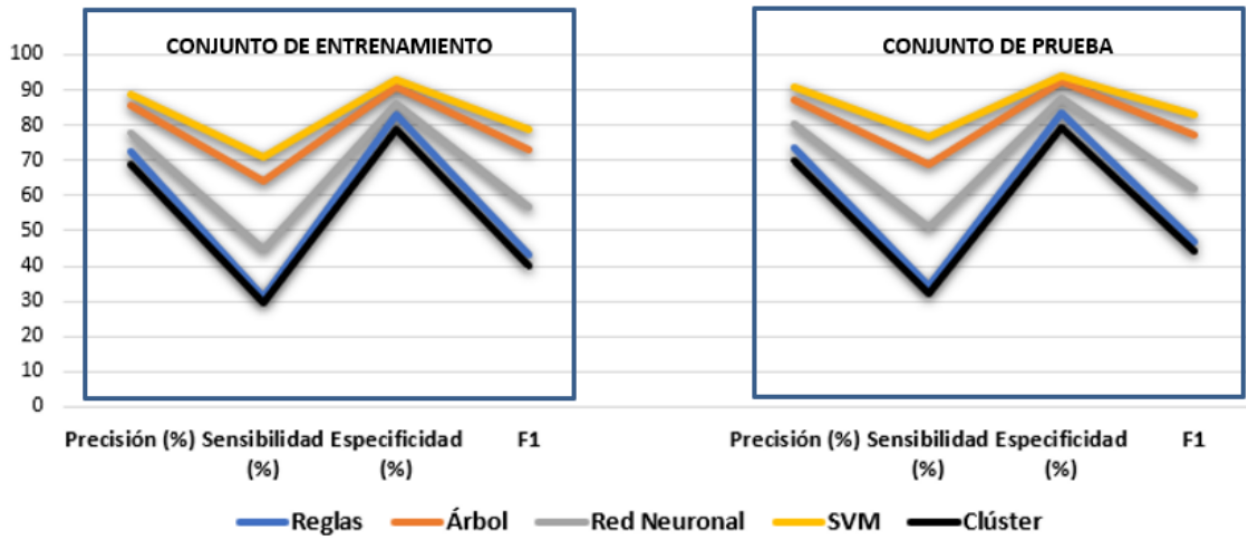


Figura 1. Medidas de rendimiento de los cinco modelos implementados
Fuente: elaboración propia.

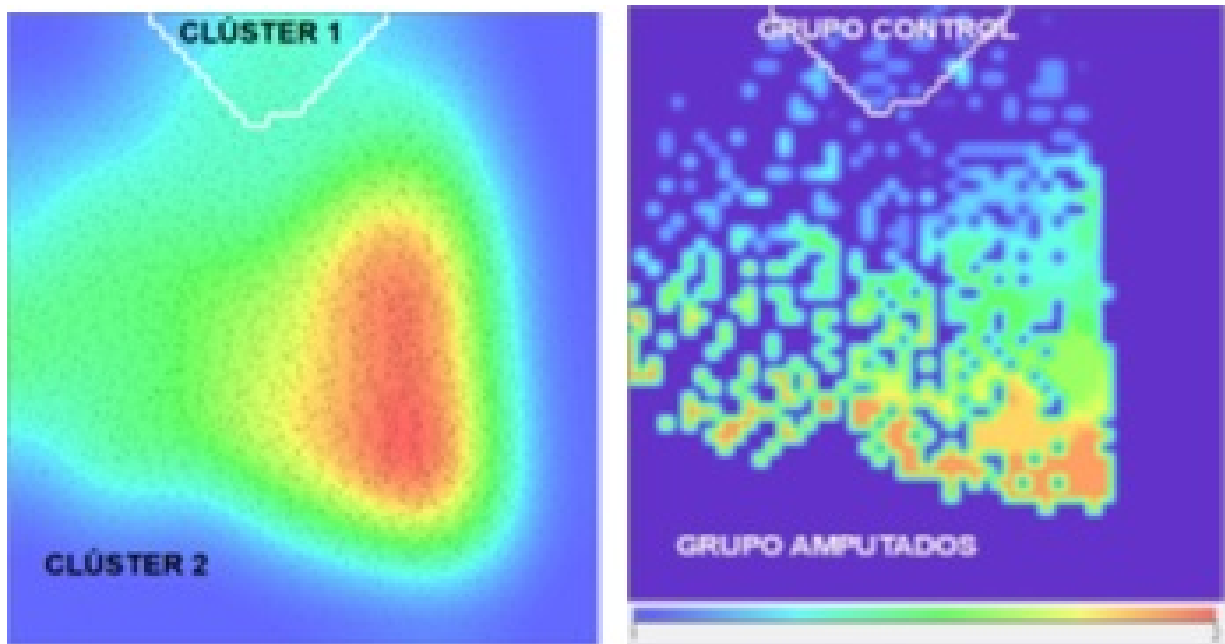


Figura 2. Distribución de características del desplazamiento del CoP para todos los sujetos de estudio proyectadas en el espacio 2D

Nota: se representa la similitud relativa entre datos por proximidad y no tienen unidades. La codificación revela una separación clara entre los dos grupos, amputados y control.

Fuente: elaboración propia.

desplazamiento del lado no amputado en dirección AP afecta directamente la estabilidad, además la variabilidad y el promedio de esta característica es alta en los amputados; b) en dirección medial-lateral, el lado de mayor incidencia es el amputado; c) la característica menos influyente es el desplazamiento anteroposterior en el lado amputado, se observa la rigidez de la articulación artificial del tobillo. La clasificación de la importancia de las características reveló parámetros clínicamente importantes con diferencias significativas entre grupos, pues se observó la alta contribución de la extremidad contralateral.

El cálculo de la reducción de dimensionalidad para la obtención de un mapa 2D se realizó en el *software Powerhouse*TM. Este mapa de densidad da a conocer cómo se distribuye la información de las variables dentro de un espacio bidimensional, allí la separación entre el valor de cada medición y la similitud del contenido de la información son proporcionales. La representación de localización de datos con información similar se hace a través de puntos negros; cuando la información es bastante dispar entre dos datos, estos se sitúan en campos separados. Un campo toma el color rojo si presenta elevada concentración de datos, mientras que se torna azul con baja concentración. De esta forma se detectan los campos de más baja densidad para delimitar las agrupaciones (clústeres). En el presente caso de estudio se detectaron dos campos, identificando los dos grupos poblacionales a pesar de que los valores de los datos se superponen en los grupos (figura 2).

DISCUSIÓN

El desplazamiento del CoP permitió realizar la distinción entre los grupos, los amputados presentan un alto valor comparado con los no amputados, tal como lo reportan [Molero-Sánchez et al., 2015](#) y ([Kendell et al., 2010](#)). Los resultados de clasificación de los trastornos de la postura mediante el aprendizaje automático muestran una existencia clara de diferencias de la estabilidad estática postural entre amputados y controles, revalidando la afectación de la estabilidad postural como consecuencia del deterioro en alguno de los sistemas sensoriales como resultado de una enfermedad o trauma, estos hallazgos se han dado a conocer en estudios previos ([Claret et al., 2019](#), [Buldt et al., 2018](#)).

La contribución novedosa de esta investigación es identificar la participación de los distintos parámetros de CoP que son sensibles al deterioro del equilibrio en los amputados transtibiales unilaterales, aplicando métodos computacionales, ya que a través en gran cantidad de investigaciones se han mostrado las bondades del uso de tecnología en el ámbito médico ([Caicedo y Smida, 2016](#)). De hecho, el parámetro de amplitud de oscilación del CoP en el lado no amputado en dirección AP fue el predictor más fuerte para discriminar la estabilidad entre los grupos estudiados. Esta observación concuerda tanto con [Overgaard et al., 2018](#) como con [Claret et al., 2019](#), quienes demostraron que los amputados presentan un control postural deficiente, revelado en la estructura espacial y temporal de su dinámica de CoP durante la bipedestación estática, así mismo que la pierna no amputada de los amputados compensa las limitaciones mecánicas y la pérdida de somatosensibilidad en la prótesis.

Al respecto, [Rougier y Bergeau, 2009](#), cuando estudiaron el aporte de cada pierna a la estabilidad en amputados transtibiales y femorales, encontraron que ambas piernas participan igualmente en los desplazamientos de la dirección medio lateral; sin embargo, en la dirección anteroposterior, la pierna no amputada exhibe mayor excursión en el desplazamiento.

La exploración de la contribución de las variables arrojó que el lado amputado exhibe altos valores de entropía, lo que indica que este lado no es capaz de ejercer un control adecuado sobre la ubicación del CoP. Los valores reducidos de la extremidad contralateral sugieren el uso de este lado para control de la estabilidad. La contribución de las dos piernas para alcanzar la estabilidad estática se afecta por sucesos que alteran la lateralización conjunta, como es el caso de la amputación; eventualmente los amputados modifican las estrategias de contribución, de allí los altos valores de desplazamiento del CoP, para finalmente alcanzar el control sobre la estabilidad estática postural. Resultados similares se encontraron en otras investigaciones que usan otras técnicas de análisis ([Arifin et al., 2014](#), [Luengas y Toloza, 2019](#), [Rhea et al., 2015](#)).

La proyección no lineal de características en un mapa 2D permite evaluar la distribución de los patrones de balanceo posturográfico para 74 sujetos simultáneamente en un gráfico. El mapa 2D resultante revela grupos de trastornos de la postura que ocurren naturalmente en el presente estudio. Cabe señalar que el clúster logra este mapeo sin ninguna supervisión, es decir, sin conocimiento *a priori* de síntomas o trastornos específicos de los individuos evaluados. Las distribuciones de clases en el espacio, visualizadas en la figura 2, revelan dos grupos para los trastornos bien detectables. Las clases de alteraciones de la postura se agrupan a partir de la similitud estocástica de los patrones de balanceo, teniendo en cuenta la cantidad de información que posee cada dato medido, lo que confirma su alto poder discriminativo. El mapa reafirma que las personas con amputación tienen déficit de control postural ([Claret et al., 2019](#), [Buldt et al., 2018](#)).

Existe una creciente investigación sobre el uso de sistemas de apoyo al diagnóstico asistido por computadora en el contexto de escenarios clínicos complejos, ya que son de gran ayuda en situaciones donde la diferenciación de las etiologías de la falta de estabilidad plantea un gran desafío, como es el caso de los amputados. Los algoritmos de diagnóstico establecidos funcionan muy bien para discriminar alteraciones en la estabilidad, esto fue comprobado por [Kattah et al.](#) y [Newman-Toker et al.](#) (citados por [Ahmadi et al., 2020](#)), y se reafirmó en esta investigación, puesto que la detección de amputación se logró con los cinco modelos desarrollados. En la separación de los dos grupos estudiados, la clasificación supervisada con la SVM arrojó una clasificación consistentemente buena, obteniendo sensibilidad y especificidad medias de 71,1 % y 92,8 %. Este algoritmo es el de mayor desempeño entre los estudiados, resultado comparable con las precisiones de clasificación publicadas previamente ([Abdul Razak et al., 2012](#), [Tucker et al., 2015](#), [Xu y Wunsch, 2010](#)). En el conjunto de datos que se utilizó en el presente estudio, la separación de grupos con clúster tuvo un rendimiento diagnóstico bajo; no obstante, su precisión de 68,8 % favoreció el reconocimiento de los grupos de estudio, al igual que [Baig et al., 2012](#) cuando emplearon *clustering* para discernir cuatro diferentes condiciones de estabilidad estática.

Una limitación de este estudio es la participación de solo amputados transtibiales como consecuencia de trauma por mina antipersonal, ya que se ha observado que la estabilidad se ve afectada por otras causas que también influyen en la amputación, por ejemplo, la diabetes mellitus (Tolozza y Zequera, 2017). La alta precisión de clasificación se explica, en parte, por las características de los grupos, la diferencia de edad intergrupala es baja, ya que los efectos del envejecimiento pueden provocar una disminución de la función biomecánica o sensorial y, como tal, se ha demostrado que afectan considerablemente la función postural estática (Drozdova-Statkevičienė *et al.*, 2018, Goble y Baweja, 2018, Hessert *et al.*, 2005). Por tanto, un grupo de control con un promedio de edad más alto probablemente conduciría a una ligera disminución en la precisión de la clasificación. Sin embargo, desde una perspectiva clínica, el principal objetivo de la clasificación es la diferenciación de los dos grupos, y es seguro asumir que las principales conclusiones de este estudio no se ven afectadas por la diferencia de edad. En futuros trabajos, las diferencias demográficas, como edad, género, causa de amputación y tiempo de amputado, podrían incorporarse a la clasificación para analizar su efecto en el diagnóstico diferencial entre los dos grupos.

La figura 2 mostró que, si bien los dos grupos son distinguibles, los valores de las mediciones se distribuyen escasamente y se entrelazan entre clases. Se presume que hay espacio para mejorar la clasificación, si se adicionan otras características ya sean temporales, tales como velocidad del CoP, valor RMS del CoP, área de la elipse o frecuenciales como la densidad espectral de potencia, por citar algunas. Es decir, existe la posibilidad de que la cantidad y el tipo de características influyan en la distinción óptima de un grupo específico, tal como las personas con amputación.

CONCLUSIONES

En el estudio actual, al comparar las puntuaciones de las cinco técnicas de aprendizaje automático en términos de precisión, todos los clasificadores de aprendizaje automático pudieron discriminar los dos grupos a partir de observar la estabilidad. Sin embargo, dos clasificadores de aprendizaje automático se desempeñaron de manera similar (árbol de decisiones y máquina de soporte vectorial), con una precisión por encima del 85 %, tanto en el conjunto de entrenamiento como en el de prueba. Luego, desde una perspectiva metodológica, los resultados proporcionan una estimación confiable de un rendimiento de clasificación prospectivo potencial para estudios de validación futuros, debido al uso de un esquema riguroso de validación cruzada de todos los modelos de aprendizaje automático. Más datos de entrenamiento en estudios pueden mejorar aún más los resultados, ya que el tamaño del conjunto de datos suele ser un factor limitante en los estudios de aprendizaje automático.

La posibilidad de incorporar un modelo de población semántico –como las reglas de decisión–, construido a partir de características relevantes para determinar amputación es atractiva desde un punto de vista clínico, ya que es de fácil interpretación. La eficacia de este enfoque en escenarios clínicos de la vida cotidiana debe validarse aún más en estudios futuros.

Teniendo en cuenta que los resultados obtenidos en la presente investigación provienen de un conjunto de datos amplio y una validación cruzada aleatoria, el presente estudio es una confirmación sólida de que las técnicas de aprendizaje automático se pueden utilizar para diferenciar patrones de balanceo postural típicos de varios trastornos.

Dada una adquisición estandarizada a largo plazo de bases de datos cuantitativas de pacientes, las técnicas modernas de aprendizaje automático y análisis de datos ayudan a visualizar, comprender y utilizar datos de alta dimensión entregados por sensores empleados en la rutina clínica, tendiendo hacia una evaluación computarizada y objetiva de los trastornos de la estabilidad estática postural.

REFERENCIAS

- [Abdul Razak *et al.*, 2012] Abdul Razak, A. H., Zayegh, A., Begg, R. K. y Wahab, Y. (2012). Foot plantar pressure measurement system: A review. *Sensors*, 12(7), <https://doi.org/10.3390/s1207098849884-9912> ↑Ver página 40
- [Ahmadi *et al.*, 2020] Ahmadi, S., Vivar, G., Navab, N., Möhwald, K., Maier, A., Hadzhikolev, H., Brandt, T., Grill, E., Dieterich, M., Jahn, K. y Zwergal, A. (2020). Modern machine-learning can support diagnostic differentiation. *Journal of Neurology*, 267(1), 143-152. <https://doi.org/10.1007/s00415-020-09931-z> ↑Ver página 40
- [Albertsen *et al.*, 2017] Albertsen, I. M., Ghédira, M., Gracies, J. M. y Hutin, É. (2017). Postural stability in young healthy subjects – Impact of reduced base of support, visual deprivation, dual tasking. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 33, 27-33. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2017.01.005> ↑Ver página 33
- [Amato *et al.*, 2012] Amato, F., López, A., Peña-Méndez, E. M., Vañhara, P., Hampl, A. y Havel, J. (2013). Artificial neural networks in medical diagnosis. *Journal of Applied Biomedicine*, 11, 47-58. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1214021X14600570> <https://doi.org/10.2478/v10136-012-0031-x> ↑Ver página 33
- [Arifin *et al.*, 2014] Arifin, N., Abu Osman, N. A., Ali, S., Gholizadeh, H. y Wan Abas, W. A. B. (2014). Postural stability characteristics of transtibial amputees wearing different prosthetic foot types when standing on various support surfaces. *Scientific World Journal*, 2014, 856279. <https://doi.org/10.1155/2014/856279> ↑Ver página 40
- [Arora *et al.*, 2014] Arora, S., Venkataraman, V., Donohue, S., Biglan, K. M., Dorsey, E. R. y Little, M. A. (2014). High accuracy discrimination of Parkinson's disease participants from healthy controls using smartphones. En *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing – Proceedings* (pp. 3641-3644). <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2014.6854280> ↑Ver página 33

- [Audiffren *et al.*, 2016] Audiffren, J., Bargiotas, I., Vayatis, N., Vidal, P. P. y Ricard, D. (2016). A non linear scoring approach for evaluating balance: Classification of elderly as fallers and non-fallers. *PLoS ONE*, 11(12), e0167456. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0167456> ↑Ver página 32
- [Baig *et al.*, 2012] Baig, S., Dansereau, R. M., Chan, A. D. C., Remaud, A. y Bilodeau, M. (2012). Cluster analysis of center-of-pressure measures. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 1(1), 9-17. <https://doi.org/10.11159/ijecs.2012.002> ↑Ver página 33, 40
- [Buldt *et al.*, 2018] Buldt, A. K., Murley, G. S., Butterworth, P., Levinger, P., Menz, H. B. y Landorf, K. B. (2018). The relationship between foot posture and lower limb kinematics during walking: A systematic review. *Gait & Posture*, 62(3), 56-67. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2013.01.010> ↑Ver página 32, 34, 39, 40
- [Caicedo y Smida, 2016] Caicedo, C. H. y Smida, A. (2016). Informational intensity for longitudinality care in health systems. *Visión Electrónica*, 10(1), 83-95. <https://doi.org/10.14483/22484728.11612> ↑Ver página 39
- [Claret *et al.*, 2019] Claret, C. R., Herget, G. W., Kouba, L., Wiest, D., Adler, J., Von Tscharnner, V., Stieglitz, T. y Pasluosta, C. (2019). Neuromuscular adaptations and sensorimotor integration following a unilateral transfemoral amputation. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 16(1), 115. <https://doi.org/10.1186/s12984-019-0586-9> ↑Ver página 39, 40
- [Cordero-Civantos y Calle-Cabanillas, 2017] Cordero-Civantos, C. y Calle-Cabanillas, M. I. (2017). Primeros pasos en la posturografía dinámica computarizada. *Revista ORL*, 9(3), 227-237. <https://doi.org/10.14201/orl.17370> ↑Ver página 32
- [De la Hoz Manotas *et al.*, 2013] De la Hoz Manotas, A. K., Martínez-Palacio, U. J. y Mendoza-Palechor, F. E. (2013). Técnicas de ML en medicina cardiovascular. *Memorias*, 11(20), 41-46. <https://doi.org/10.16925/me.v11i20.498> ↑Ver página 35
- [De Vassimon-Barroso *et al.*, 2017] De Vassimon-Barroso, V., Catai, A. M., Buto, M. S. D. S., Porta, A. y Takahashi, A. C. D. M. (2017). Linear and nonlinear analysis of postural control in frailty syndrome. *Brazilian Journal of Physical Therapy*, 21(3), 184-191. <https://doi.org/10.1016/j.bjpt.2017.03.015> ↑Ver página 32
- [Drozdova-Statkevičienė *et al.*, 2018] Drozdova-Statkevičienė, M., Česnaitienė, V. J., Pukėnas, K., Levin, O. y Masiulis, N. (2018). Sway regularity and sway activity in older adults' upright stance are differentially affected by dual task. *Neuroscience Letters*, 666, 153-157. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2017.12.054> ↑Ver página 41

- [Funato *et al.*, 2016] Funato, T., Aoi, S., Tomita, N. y Tsuchiya, K. (2016). Smooth enlargement of human standing sway by instability due to weak reaction floor and noise. *Royal Society Open Science*, 3(1). <https://doi.org/10.1098/rsos.150570> ↑Ver página 32
- [Gholipour y Arjmand, 2016] Gholipour, A. y Arjmand, N. (2016). Artificial neural networks to predict 3D spinal posture in reaching and lifting activities: Applications in biomechanical models. *Journal of Biomechanics*, 49(13), 2946-2952. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2016.07.008> ↑Ver página 33
- [Giovanini *et al.*, 2018] Giovanini, L. H. F., Manffra, E. F. y Nievola, J. C. (2018). Discriminating postural control behaviors from posturography with statistical tests and machine learning models: Does time series length matter? En Y. Shi, Y. Tian, H. Fu, V. V. Krzhizhanovskaya, M. H. Lees, P. M. A. Sloot y J. Dongarra (eds.), *Computational Science – ICCS 2018. Lecture Notes in Computer Science (LNCS 10862)* (pp. 350-357). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93713-7_28 ↑Ver página 32
- [Giovanini *et al.*, 2017] Giovanini, L. H. F., Silva, S. M., Manffra, E. F. y Nievola, J. C. (2017). Sampling and digital filtering effects when recognizing postural control with statistical tools and the decision tree classifier. *Procedia Computer Science*, 108, 129-138. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.117> ↑Ver página 32
- [Goble y Baweja, 2018] Goble, D. J. y Baweja, H. S. (2018). Postural sway normative data across the adult lifespan: Results from 6280 individuals on the Balance Tracking System balance test. *Geriatrics and Gerontology International*, 18(8), 1225-1229. <https://doi.org/10.1111/ggi.13452> ↑Ver página 32, 41
- [Hahn *et al.*, 2005] Hahn, M. E., Farley, A. M., Lin, V. y Chou, L. (2005). Neural network estimation of balance control during locomotion. *Journal of Biomechanics*, 38(4), 717-724. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.05.012> ↑Ver página 32
- [Haid *et al.*, 2018] Haid, T. H., Doix, A. C. M., Nigg, B. M. y Federolf, P. A. (2018). Age effects in postural control analyzed via a principal component analysis of kinematic data and interpreted in relation to predictions of the optimal feedback control theory. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 10. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2018.00022> ↑Ver página 32
- [Hessert *et al.*, 2005] Hessert, M. J., Vyas, M., Leach, J., Hu, K., Lipsitz, L. A. y Novak, V. (2005). Foot pressure distribution during walking in young and old adults. *BMC Geriatrics*, 5, 8. <https://doi.org/10.1186/1471-2318-5-8> ↑Ver página 41
- [Kamali *et al.*, 2013] Kamali, M., Karimi, M. T., Eshraghi, A. y Omar, H. (2013). Influential factors in stability of lower-limb amputees. *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, 92(12), 1110-1118. <https://doi.org/10.1097/PHM.0b013e31829b4b7a> ↑Ver página 33

- [Kendell *et al.*, 2010] Kendell, C., Lemaire, E. D., Dudek, N. L. y Kofman, J. (2010). Indicators of dynamic stability in transtibial prosthesis users. *Gait & Posture*, 31(3), 375-379. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2010.01.003> ↑Ver página 39
- [Kolarova *et al.*, 2013] Kolarova, B., Janura, M., Svoboda, Z. y Elfmark, M. (2013). Limits of stability in persons with transtibial amputation with respect to prosthetic alignment alterations. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 94(11), 2234-2240. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2013.05.019> ↑Ver página 33
- [Krafczyk *et al.*, 2006] Krafczyk, S., Tietze, S., Swoboda, W., Valkovič, P. y Brandt, T. (2006). Artificial neural network: A new diagnostic posturographic tool for disorders of stance. *Clinical Neurophysiology*, 117(8), 1692-1698. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2006.04.022> ↑Ver página 34
- [Lamoth *et al.*, 2010] Lamoth, C. J. C., Ainsworth, E., Polomski, W. y Houdijk, H. (2010). Variability and stability analysis of walking of transfemoral amputees. *Medical Engineering and Physics*, 32(9), 1009-1014. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2010.07.001> ↑Ver página 33
- [Lau *et al.*, 2008] Lau, H. Y., Tong, K. Y. y Zhu, H. (2008). Support vector machine for classification of walking conditions using miniature kinematic sensors. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 46(6), 563-573. <https://doi.org/10.1007/s11517-008-0327-x> ↑Ver página 33
- [Luengas y Penagos, 2016] Luengas, L. A. y Penagos, A. (2016). Identificación del comportamiento de parámetros biomecánicos en la alineación estática de prótesis transtibiales utilizando SVM'S. *Tecnura*, 20, 31-42. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.tecnura.2016.SE1.a02> ↑Ver página 32
- [Luengas y Toloza, 2019] Luengas, L. A. y Toloza, D. C. (2019). *Análisis de estabilidad en amputados transtibiales unilaterales*. Editorial Universidad Distrital Francisco José de Caldas. ↑Ver página 32, 40
- [Luengas y Toloza, 2020a] Luengas, L. A. y Toloza, D. C. (2020a). Frequency and spectral power density analysis of the stability of amputees subjects. *Tecnológicas*, 23(48), 1-16. <https://doi.org/https://doi.org/10.22430/22565337.1453> ↑Ver página 32, 35
- [Luengas y Toloza, 2020b] Luengas, L. A. y Toloza, D. C. (2020b). Application of wavelet transform to stability analysis in transtibial amputees. *Investigación e Innovación en Ingenierías*, 8(1), 214-225. <https://doi.org/https://doi.org/10.17081/invinno.8.1.3640> ↑Ver página 33
- [Moghadam *et al.*, 2011] Moghadam, M., Ashayeri, H., Salavati, M., Sarafzadeh, J., Taghipoor, K. D., Saeedi, A. y Salehi, R. (2011). Reliability of center of pressure measures of postural stability in healthy older adults: Effects of postural task difficulty and cognitive load. *Gait and Posture*, 33(4), 651-655. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.02.016> ↑Ver página 32

- [Molero-Sánchez *et al.*, 2015] Molero-Sánchez, A., Molina-Rueda, F., Alguacil-Diego, I. M., Cano-de la Cuerda, R. y Miangolarra-Page, J. C. (2015). Comparison of stability limits in men with traumatic transtibial amputation and a nonamputee control group. *PM and R*, 7(2), 123-129. <https://doi.org/10.1016/j.pmrj.2014.08.953> ↑Ver página 33, 39
- [Muniz *et al.*, 2010] Muniz, A. M. S., Liu, H., Lyons, K. E., Pahwa, R., Liu, W., Nobre, F. F. y Nadal, J. (2010). Comparison among probabilistic neural network, support vector machine and logistic regression for evaluating the effect of subthalamic stimulation in Parkinson disease on ground reaction force during gait. *Journal of Biomechanics*, 43(4), 720-726. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2009.10.018> ↑Ver página 33
- [Overgaard *et al.*, 2018] Overgaard, M., Gehlert, T. F., Pedersen, L. K. y Nordbye-Nielsen, K. (2018). Objective assessment of postural control after lower-limb amputation: A pilot study. *Journal of Prosthetics and Orthotics*, 30(4), 236-241. <https://doi.org/10.1097/JPO.000000000000206> ↑Ver página 39
- [Peydro de Moya *et al.*, 2005] Peydro de Moya, M. F., Baydal, J. M. y Vivas, M. J. (2005). Evaluación y rehabilitación del equilibrio mediante posturografía. *Rehabilitación*, 39(6), 315-323. [https://doi.org/10.1016/S0048-7120\(05\)74365-6](https://doi.org/10.1016/S0048-7120(05)74365-6) ↑Ver página 32
- [Qiu y Xiong, 2015] Qiu, H. y Xiong, S. (2015). Center-of-pressure based postural sway measures: Reliability and ability to distinguish between age, fear of falling and fall history. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 47, 37-44. <https://doi.org/10.1016/J.ERGON.2015.02.004> ↑Ver página 32
- [Rhea *et al.*, 2014] Rhea, C. K., Kiefer, A. W., Haran, F. J., Glass, S. M. y Warren, W. H. (2014). A new measure of the CoP trajectory in postural sway: Dynamics of heading change. *Medical Engineering and Physics*, 36(11), 1473-1479. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2014.07.021> ↑Ver página 32
- [Rhea *et al.*, 2015] Rhea, C. K., Kiefer, A. W., Wright, W. G., Raisbeck, L. D. y Haran, F. J. (2015). Interpretation of postural control may change due to data processing techniques. *Gait and Posture*, 41(2), 731-735. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2015.01.008> ↑Ver página 32, 40
- [Roman-Liu, 2018] Roman-Liu, D. (2018). Age-related changes in the range and velocity of postural sway. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 77, 68-80. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2018.04.007> ↑Ver página 32
- [Rosado Gómez y Verjel Ibáñez, 2015] Rosado Gómez, A. A. y Verjel Ibáñez, A. (2015). Minería de datos aplicada a la demanda del transporte aéreo en Ocaña, Norte de Santander. *Tecnura*, 19(45), 101-113. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.tecnura.2015.3.a08> ↑Ver página 32

- [Rougier y Bergeau, 2009] Rougier, P. R. y Bergeau, J. (2009). Biomechanical analysis of postural control of persons with transtibial or transfemoral amputation. *American Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, 88(11), 896-903. <https://doi.org/10.1097/PHM.0b013e3181b331af> ↑Ver página 40
- [Sadeghisani et al., 2016] Sadeghisani, M., Karimi, M. T. y Kamali, M. (2016). Nonlinear analysis of postural sway in subjects with below knee amputation during opened and closed eye conditions. *Journal of Orthopaedics*, 13(3), 152-156. <https://doi.org/10.1016/j.jor.2016.03.009> ↑Ver página 33
- [Safi et al., 2017] Safi, K., Mohammed, S., Amirat, Y. y Khalil, M. (2017). Postural stability analysis: A review of techniques and methods for human stability assessment. *Fourth International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)*, 978(1), 3-6. <https://doi.org/10.1109/ICABME.2017.8167565> ↑Ver página 32
- [Salarte y Castro, 2012] Salarte, G. y Castro, Y. (2012). Modelo híbrido para el diagnóstico de enfermedades cardiovasculares basado en inteligencia artificial. *Tecnura*, 16(33), 35-52. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=257024374004> ↑Ver página 32
- [Şencan et al., 2017] Şencan, S., Ayaş, Ş. y Saraçgil Coşar, S. N. (2016). A study which investigates the relationship of age, trunk strength, and balance parameters with fall risk. *Turkish Journal of Geriatrics*, 19(3), 174-182. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84984846382&partnerID=40&md5=e6e6658f73f997f5bb34a463f46c017b> ↑Ver página 32
- [Shan et al., 2004] Shan, G., Wu, G. y Haugh, L. (2004). A method to determine the interdependent relationships between biomechanical variables in artificial neural network models: The case of lower extremity muscle activity and body sway. *Neurocomputing*, 61(1-4), 241-258. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2003.05.002> ↑Ver página 32
- [Shannon, 2001] Shannon, C. E. (2001). A mathematical theory of communication. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 5, 3-55. <https://doi.org/10.1145/584091.584093> ↑Ver página 36
- [Sun et al., 2019] Sun, R., Hsieh, K. L. y Sosnoff, J. J. (2019). Fall risk prediction in multiple sclerosis using postural sway measures: A machine learning approach. *Scientific Reports*, 9(1), 1-7. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-52697-2> ↑Ver página 32
- [Toloza y Zequera, 2017] Toloza, D. y Zequera, M. (2017). Linear and non-linear methods for analysis center pressure and its application in diabetic peripheral neuropathy: A systematic review. *IFMBE Proceedings*, 60, 713-716. https://doi.org/10.1007/978-981-10-4086-3_179 ↑Ver página 32, 41

- [Tucker *et al.*, 2015] Tucker, M. R., Olivier, J., Pagel, A., Bleuler, H., Bouri, M., Lambercy, O., Millán, J. del R., Riener, R., Vallery, H. y Gassert, R. (2015). Control strategies for active lower extremity prosthetics and orthotics: A review. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 12, 1. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-12-1> ↑Ver página 40
- [Wu *et al.*, 2018] Wu, L. C., Kuo, C., Loza, J., Kurt, M., Laksari, K., Yanez, L. Z., Senif, D., Anderson, S. C., Miller, L. E., Urban, J. E., Stitzel, J. D. y Camarillo, D. B. (2018). Detection of American football head impacts using biomechanical features and support vector machine classification. *Scientific Reports*, 8(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-017-17864-3> ↑Ver página 35
- [Xu y Wunsch, 2010] Xu, R. y Wunsch, D. C. (2010). Clustering algorithms in biomedical research: A review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 3, 120-154. <https://doi.org/10.1109/RBME.2010.2083647> ↑Ver página 40
- [Yamamoto *et al.*, 2015] Yamamoto, T., Smith, C. E., Suzuki, Y., Kiyono, K., Tanahashi, T., Morasso, P. y Nomura, T. (2015). Universal and individual characteristics of postural sway during quiet standing in healthy young adults. *Physiological Reports*, 3(3), 1-24. <https://doi.org/10.14814/phy2.12329> ↑Ver página 32

