

Un enfoque de redes neuronales para la alineación de prótesis transtibiales

A neural network approach to the alignment of transtibial prostheses



Lely A. Luengas C.
Luis Felipe Wanumen
Esperanza Camargo Casallas

MCT Volumen 15 #1 enero-junio

Movimiento
Científico

ISSN-I: 2011-7191 | e-ISSN: 2463-2236

Publicación Semestral

Title: A neural network approach to the alignment of transtibial prostheses
Título: Un enfoque de redes neuronales para la alineación de prótesis transtibiales
Alt Title / Título alternativo:
[en]: A neural network approach to the alignment of transtibial prostheses
[es]: Un enfoque de redes neuronales para la alineación de prótesis transtibiales
Author (s) / Autor (es):
Luengas C., Wanumen & Camargo Casallas
Keywords / Palabras Clave:
[en]: Artificial intelligence, Artificial limbs, Software, Technology.
[es]: Inteligencia artificial, Miembros artificiales, Programas informáticos, Tecnología.
Submitted: 2021-07-30
Accepted: 2021-12-02

Resumen

Introducción: La presencia de enfermedades o alteraciones musculoesqueléticas, así como trauma por accidentes tienen como posible consecuencia amputaciones, en Colombia se adiciona como causa el conflicto armado, ya que ha generado un grupo poblacional con discapacidad debido a los artefactos explosivos no identificados, donde amputaciones en extremidades inferiores son altamente frecuentes. La prótesis se emplea para que el amputado pueda adaptarse a su condición y reincorporarse en las actividades cotidianas, su uso se da luego de la alineación de la prótesis. La alineación tiende a ser un proceso subjetivo, donde el conocimiento y la práctica son esenciales en el momento de realizarla, no se tienen sistemas que reconozcan el impacto de este proceso sobre variables biomecánicas del sujeto con amputación. Por ello se propuso realizar una red neuronal que muestre la incidencia de la variación angular del socket de la prótesis en rangos articulares, la disposición de peso corporal y el centro de presión. Método: Se realizó un estudio descriptivo donde el socket de la prótesis de un amputado transtibial se colocó en siete posiciones angulares diferentes, en cada posición se midieron parámetros biomecánicos, con estos datos se programó una red neuronal de regresión generalizada (GRNN) para predecir datos biomecánicos a partir de la ubicación del socket y se generó una interfaz gráfica para visualizar los cambios de los parámetros. Resultados: La red neuronal permitió predecir el comportamiento de los ángulos de cadera, rodilla y tobillo, la ubicación del centro de presión y el peso corporal soportado tanto en ipsilateral (amputado) como en contralateral (no amputado); y en la interfaz gráfica se pudo mostrar la afectación. Conclusión: El uso de herramientas tecnológicas permite construir sistemas de apoyo al personal médico, en este caso al protesista, con el fin de hacer mejoras en el procedimiento de ajuste de la prótesis en los sujetos con amputación transtibial. Palabras clave: Inteligencia artificial, Miembros artificiales, Programas informáticos, Tecnología.

Abstract

Introduction: The presence of diseases or musculoskeletal alterations, as well as trauma due to accidents have as a possible consequence amputation, in Colombia the armed conflict is added as a cause, since it has generated a population group with disabilities due to landmines, amputation being predominant in lower limb. The prosthesis is used so that the amputee can adapt to their condition and rejoin their daily activities, its use occurs after the alignment of the prosthesis. The alignment tends to be a subjective process, where knowledge and practice are essential at the time of carrying it out; there are no systems that allow knowing the affectation of the alignment on biomechanical variables of the amputee. For this reason, it was proposed to create a neural network that shows the incidence of the angular variation of the socket of the prosthesis in joint ranges, the distribution of body weight and the center of pressure. Method: A descriptive study was carried out where the socket of the prosthesis of a transtibial amputee was placed in seven different angular positions, in each position biomechanical parameters were measured, with these data a generalized regression neural network (GRNN) was programmed to predict data biomechanics from the socket location and a graphical interface was generated to view the parameter changes. Results: The neural network allowed predicting the behavior of the hip, knee and ankle angles, the location of the pressure center and the body weight supported both ipsilaterally (amputee) and contralaterally (non amputee); and in the graphical interface the affectation could be shown. Conclusion: The use of technological tools allows the construction of support systems for medical personnel, in this case the prosthetist, to improve the rehabilitation process of a person with a transtibial prosthesis

Citar como:

Luengas C., L. A., Wanumen, L. F., & Camargo Casallas, E. (2021). Un enfoque de redes neuronales para la alineación de prótesis transtibiales. *Movimiento Científico*, 15 (1), [pgIn]-8. Obtenido de: <https://revmovimientocientifico.iber.edu.co/article/view/2230>

Lely A. **Luengas C.**, Dra Mgtr

ORCID: [10.22517/23447214.18391](https://orcid.org/10.22517/23447214.18391)

Source | Filiación:

Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

BIO:

Doctora en Ingeniería de la Pontificia Universidad Javeriana, Máster en Ingeniería Eléctrica de la Universidad de los Andes, Especialista en Pedagogía y Docencia Universitaria de la Universidad de San Buenaventura, Ingeniera Electrónica de la Universidad Autónoma de Colombia. Docente e investigadora en la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Investigadora Asociada del Ministerio de Ciencia y Tecnología de Colombia. Coordinadora del Nodo Bogotá-Centro de la Red Nacional de Comités de Ética en Investigación.

City | Ciudad:

Bogotá[co]

e-mail:

laluengasc@udistrital.edu.co

Luis Felipe **Wanumen**, Mgtr sp

ORCID: [0000-0002-8877-5681](https://orcid.org/0000-0002-8877-5681)

Source | Filiación:

Universidad Distrital Francisco José de Caldas

BIO:

Máster en Ingeniería de Sistemas y Computación de la Pontificia Universidad Javeriana, Ingeniero de Sistemas de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Docente e Investigador de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, con participación en un proyecto de investigación en la Pontificia Universidad Javeriana, cuatro en la Universidad Distrital Francisco José de Caldas con el Grupo de Investigación METIS y uno en el grupo de investigación GREECE de la misma universidad. Actualmente su área de investigación es tecnologías Android y web.

City | Ciudad:

Bogotá[co]

e-mail:

lwanumen@udistrital.edu.co

Esperanza **Camargo Casallas**, Dra

ORCID: [0000-0002-6320-4049](https://orcid.org/0000-0002-6320-4049)

Source | Filiación:

Universidad Distrital Francisco José de Caldas

BIO:

Ingeniera en Control e Instrumentación. Doctora en Ingeniería. Profesora de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia. Ha publicado sobre dispositivos biomédicos y sus usos, particularmente en rehabilitación y el análisis y estudios de la marcha humana, dirigidos a la marcha protésica. Los principales estudios incluidos analizando son con herramientas de simulación como Matlab® y Opensim, proporcionando una aproximación de los modelos al entorno clínico.

City | Ciudad:

Bogotá[co]

e-mail:

ecamargoc@udistrital.edu.co

Un enfoque de redes neuronales para la alineación de prótesis transtibiales

A neural network approach to the alignment of transtibial prostheses

Lely A. **Luengas C.**

Luis Felipe **Wanumen**

Esperanza **Camargo Casallas**

Introducción

La amputación de la extremidad inferior tiene como resultado una reducción de la calidad de vida y un aumento de los costos médicos; las personas con amputación tienden a presentar un detrimento funcional que afecta diversos aspectos de la vida, entre los que se encuentra la movilidad, la realización de labores esenciales en el diario vivir, la autovaloración y la sexualidad; su competencia de movilidad independiente al verse disminuida impacta negativamente en la actividad social, disminuyendo la independencia al realizar actividades cotidianas (Samitier et al., 2011).

Alrededor del mundo se tienen un poco más de 10 millones de sujetos con amputación, en Colombia se cuentan cerca de 60 mil, la extirpación por debajo de rodilla se presenta de forma recurrente como consecuencia de la operación de artefactos explosivos no identificados. La Oficina del Alto Comisionado para la Paz (OACP), dependencia del Departamento Administrativo de la Presidencia de la República encargada del registro de víctimas por minas antipersonal (MAP) y municiones sin explotar (MUSE), reporta a septiembre de 2020 11.935 víctimas por MAP y MUSE, el 19.5% perdieron la vida y las demás sufrieron heridas; entre enero y agosto de 2020 se presentaron 114 víctimas. Estas cifras sitúan a Colombia como uno de los países alrededor del mundo con gran número de afectados pertenecientes a la fuerza pública (60% del total de las víctimas), entre las víctimas civiles se presentan menores de edad (10% del total de las víctimas). Las personas que han padecido lesión psicológica o física como consecuencia de la explosión de una MAP se les denomina víctima (Dirección Contra Minas, 2020).

Con el fin de reincorporarse en las actividades cotidianas, las personas con amputación emplean prótesis, para la extirpación transtibial se tiene la prótesis transtibial. La porción corporal presente después de la extirpación se denomina muñón. La interfaz entre la prótesis y el muñón es el encaje (en inglés, socket), Gráfico 1.

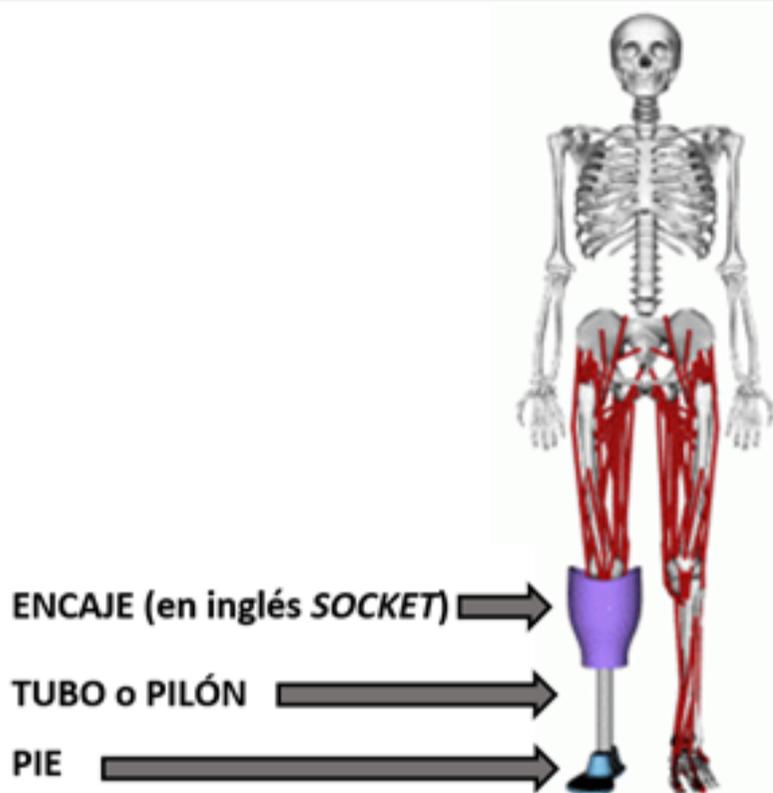


Gráfico 1 Prótesis transtibial y componentes. Fuente: Autores.

La adaptación de la prótesis al individuo es uno de los talentos significativos en la rehabilitación protésica, allí se determina la alineación de la prótesis para ubicar de forma adecuada tanto los componentes de la prótesis entre sí, como toda la prótesis al sujeto, siendo este procedimiento concluyente en el confort del usuario y en el desempeño de su cargo al reemplazar la extremidad perdida. Por lo citado, al efectuar variaciones en la alineación se tienen derivaciones transcendentales en el desempeño biomecánico y fisiológico de la posición bipedestada y de actividades derivadas de esta, tales como caminar, lo que conlleva a reducir la calidad de vida del amputado. La alineación hace que la vertical gravitatoria se desplace y altere la distribución de carga en el muñón, produciendo lesiones de piel, molestias por presión inadecuada en el muñón, colocar el tobillo anatómico en posición inadecuada, predisponer a las articulaciones para sufrir artrosis, entre otros, Figura 2 (Kobayashi et al., 2014; Tafti et al., 2018).

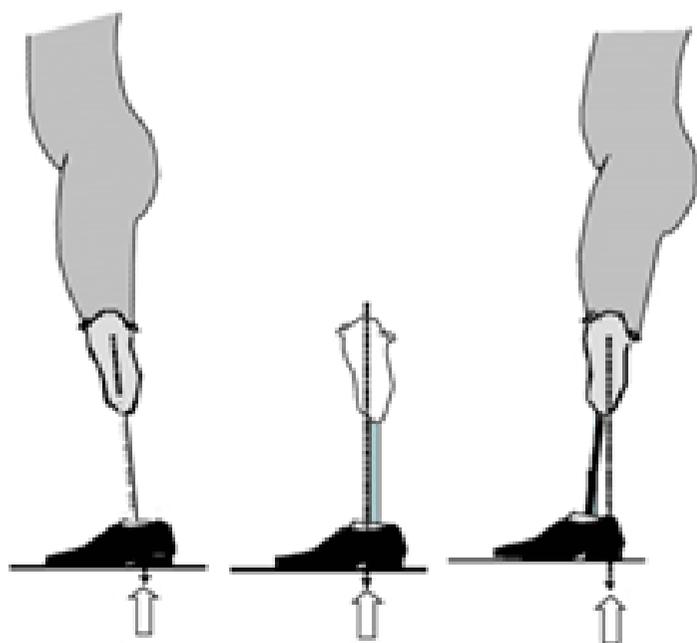


Gráfico 2. Diferentes ubicaciones del encaje y la afectación en la línea de acción de la gravedad sobre el muñón. Adaptado de (Boone et al., 2012).

A pesar de la evidente importancia de la alineación femorotibial que debe presentar la prótesis, la tendencia en el ámbito médico es realizarla por método observacional, basada en la experiencia y la pericia de la persona del área de salud que realiza el procedimiento, haciendo uso de metodologías de prueba y error, derivando en resultados empíricos y subjetivos (Blumentritt et al., 2001; Luengas C. et al., 2017).

La necesidad de incorporar tecnologías que den a conocer la afectación de una alineación incorrecta, así mismo que sean de fácil uso, permitiendo registrar medidas biomecánicas de las personas con amputación, es latente. La posibilidad de aplicar métodos computacionales a la alineación protésica es el tema de este trabajo. Debido a lo expuesto, se desarrolló e implementó un algoritmo que tomó como base las Redes Neuronales de Regresión Generalizada (GRNN, por sus siglas en inglés) con el fin de predecir la ubicación del centro de presión (COP) y los rangos articulares de los segmentos inferiores del cuerpo de acuerdo con la ubicación angular del encaje de la prótesis.

Las GRNN permiten obtener un modelo para relacionar entradas y salidas sin tener en cuenta la clase de relación, puede ser lineal o no, por ello se usa para desarrollar regresiones entre variables dependientes e independientes. GRNN es una clase de red neuronal probabilística que permite obtener la aproximación de una función empleando el algoritmo de estimación de densidad de Kernel, el clasificador Bayes-Parzen y la arquitectura de Base Radial; utiliza las funciones de base radial (RBF) normalizadas para generar a cada patrón de entrenamiento una celda en la capa oculta, de esta forma predice una salida a partir de datos de entrada. Sus ventajas principales son: el rápido entrenamiento en conjuntos de datos escasos, manejo de entradas con ruido y la producción de resultados con valores continuos. La velocidad en el entrenamiento es alta porque los datos solo necesitan propagarse hacia adelante una vez, sin necesidad de iterar, de esta forma los vectores de entrada y salida se aproximan generando una función de relación; es de aclarar que el método de regresión tiende a minimizar el error cuadrático medio de la función de aproximación. GRNN calcula el promedio ponderado de los resultados de un conjunto de datos de entrenamiento para estimar el resultado. El peso se calcula utilizando la distancia euclidiana entre los datos de entrenamiento y los datos de la prueba. La función de densidad de probabilidad utilizada se obtiene con la Ec (1) (Clemente & Roque, 2013; Findlow et al., 2008).

$$\hat{y} = \frac{N(X)}{D(X)} = \frac{\sum_{(i=1)}^n y_i \cdot e^{-D(X, X_i)}}{\sum_{(i=1)}^n e^{-D(X, X_i)}} \quad Ec(1)$$

Donde, y_i corresponde a la estimación de las salidas y $D(X, X_i)$ es la distancia euclidiana entre la muestra de entrada (X) y el i -ésimo vector de referencia. La distancia euclidiana entre la muestra de entrenamiento y el punto de predicción se usa como una medida para conocer cómo cada muestra de entrenamiento puede representar la posición de la predicción.

La topología de GRNN presentada en el Gráfico 3 consta de cuatro capas: La primera capa es la capa de entrada que está completamente conectada a la segunda capa. Las unidades de entrada son unidades de distribución que proporcionan todas las variables de medición (escaladas) X a todas las neuronas de la segunda capa, las unidades de patrón. La segunda capa es la primera capa oculta (también llamada capa de patrón), consta de N elementos de procesamiento o nodos, donde N es la cantidad de muestras de la agrupación que contiene los datos de entrenamiento y cada nodo representa el vector de entrada, X_i , asociado con el vector asignado con la j -ésima muestra en los datos de entrenamiento. En cada nodo, cada vector

de entrada se resta del vector asignado al nodo, X_j . Esta diferencia luego se eleva al cuadrado por el nodo. El resultado se alimenta a un núcleo no lineal, que suele ser una función exponencial. Las salidas de la unidad de patrón se transmiten a unas unidades de suma. La tercera capa es la segunda capa oculta (capa de suma) que tiene dos nodos; la entrada al primer nodo es la suma de las salidas de la primera capa oculta, cada una ponderada por la salida observada y_j correspondiente a X_j ; la entrada del segundo nodo es la suma de las activaciones de la primera capa oculta. La cuarta capa es la capa de salida; recibe las dos salidas de la capa oculta y las divide para producir una estimación del valor del dato de salida (o para proporcionar el resultado de la predicción).

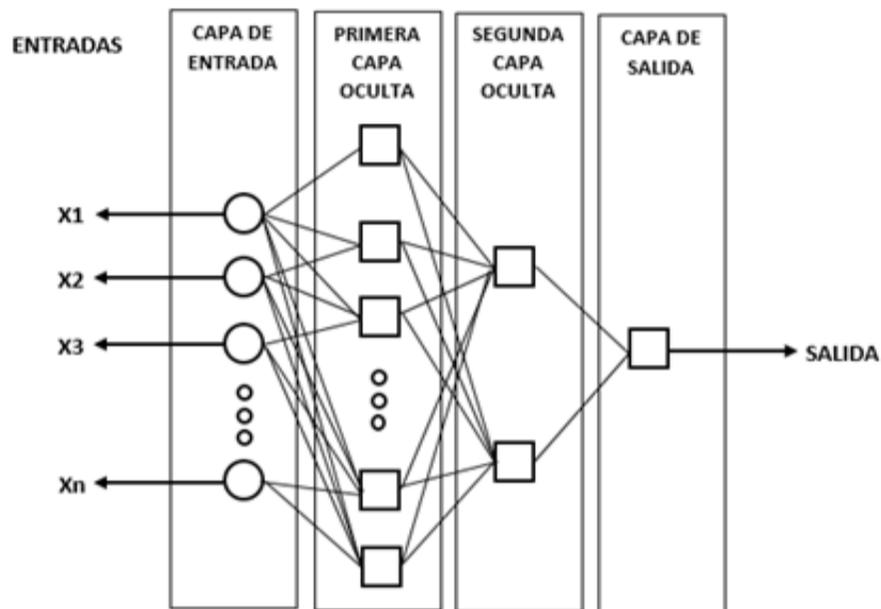


Gráfico 3. Modelo de una Red Neuronal de Regresión Generalizada (GRNN). Adaptado de (Clemente & Roque, 2013)

Esta investigación busca generar un sistema como soporte al personal del área de salud que realiza alineación de prótesis, con el objeto de realizar mejora en el procedimiento, generando impacto en la rehabilitación de sujetos que emplean prótesis transtibiales, todo esto haciendo uso de tecnologías de cómputo par dar a conocer la correlación entre los valores biomecánicos del sujeto protetizado y la ubicación de la prótesis.

Métodos

Para la propuesta del modelo computacional se diseñó el protocolo que permitió registrar integralmente datos clínicos, antropométricos y biomecánicos. Se reclutó a un sujeto con amputación transtibial unilateral lado izquierdo, usuario de prótesis modular endoesquelética por más de 7 años, funcional en bipedestación y marcha sin ayudas externas, con un rango normal de movilidad de las articulaciones de los miembros inferiores, con alineación protésica certificada por protesista; el tipo de prótesis es con suspensión por liner y pin y pie en fibra de carbono de alta actividad. La evaluación del participante del estudio fue realizada por un médico, observando que no existiera inflamación, con úlceras u alguna otra patología en el muñón que redujera la confiabilidad de las muestras.

Al iniciar, se llevó a cabo el registro de medidas biomecánicas angulares de la cadera, la rodilla y el tobillo de ambos segmentos corporales inferiores, así como la repartición de peso corporal sobre los pies y la posición del COP, para un total de 12 parámetros medidos. El sistema de registro y almacenamiento Pedar® (Novel, Alemania) se empleó en la adquisición de datos de repartimiento de peso corporal y la posición del COP (Novel.de, 2019); y Biometrics

Ltda® fue usado en el registro angular de los segmentos articulares y del socket (Biometrics Ltd, 2020), Tabla 1. La primera medida se realizó con la prótesis en alineación. La segunda medición se realizó al alterar el ángulo del encaje, se colocó en flexión en 6°, 4° y 2°. La tercera medición fue con el socket en extensión también en ángulos de 6°, 4° y 2°.

Tabla 1. Variables utilizadas en la investigación.

VARIABLE	DEFINICIÓN
CNA (°)	ÁNGULO CADERA CONTRALATERAL
RNA (°)	ÁNGULO RODILLA CONTRALATERAL
TNA (°)	ÁNGULO TOBILLO CONTRALATERAL
CA (°)	ÁNGULO CADERA IPSILATERAL
RA (°)	ÁNGULO RODILLA IPSILATERAL
TA (°)	ÁNGULO TOBILLO IPSILATERAL
PNA (%)	PESO SOPORTADA POR PIE CONTRALATERAL
PA (%)	PESO SOPORTADA POR PIE IPSILATERAL
X NA (mm)	COP DIRECCIÓN MEDIAL-LATERAL CONTRALATERAL
Y NA (mm)	COP DIRECCIÓN ANTERO-POSTERIOR CONTRALATERAL
X A (mm)	COP DIRECCIÓN MEDIAL-LATERAL IPSILATERAL
Y A (mm)	COP DIRECCIÓN ANTERO-POSTERIOR IPSILATERAL

Fuente: Autores.

Una vez registrados los datos, se organizaron y se analizaron, los datos atípicos fueron filtrados y se calcularon las medidas de tendencia central y distribución, para estas operaciones el software Matlab® fue utilizado.

La ubicación angular del encaje de la prótesis se seleccionó como entrada de la GRNN. Las variables descriptivas biomecánicas (rangos articulares, COP, distribución de peso en ipsi y contralateral) fueron seleccionadas como salida de la red. Paso seguido, se realizó el diseño de una GRNN con neuronas de base radial y una capa lineal, que contó con una capa de entrada, 700 ocultas y una de salida.

En el funcionamiento de la red los datos de entrada se transfieren hacia las neuronas de la primera capa oculta, la cual posee un número de neuronas determinado por la cantidad de casos que conforman la base de datos y teniendo en cuenta la programación predice el valor de las salidas. El algoritmo obtenido fue validado y evaluado en cuanto a repetibilidad y exactitud de los resultados obtenidos.

La GRNN se entrenó con los datos del paciente con amputación transtibial reclutado, la validación de la GRNN se realizó con datos del mismo paciente, para ello el conjunto de datos inicial fue dividido de forma estocástica con validación cruzada.

El funcionamiento del algoritmo se muestra a través de un aplicativo desarrollado en Matlab®, donde la predicción del desempeño de la biomecánica articular, peso corporal y COP, de acuerdo con la ubicación de la prótesis transtibial en un estado estático, se observa en un sujeto con amputación transtibial unilateral como consecuencia de trauma por accidente con artefacto explosivo no identificado.

Resultados

Al revisar el comportamiento de los ángulos articulares y COP, se observó la afectación de estos parámetros con la ubicación del encaje (Isakov et al., 1994; Paráková et al., 2007). En alineación, el COP se ubica anterior y medial en ipsilateral en comparación con contralateral, su variación es superior en contralateral, siendo el movimiento en dirección antero-posterior mayor que en medial-lateral; la compensación para la estabilidad se da con la variación de

la ubicación de las articulaciones, de allí que se observe variación en los ángulos de cadera, rodilla y tobillo, siendo mayor en contralateral. Al variar la ubicación del encaje de la prótesis, el COP se altera en ambos pies y en las dos direcciones, siendo antero-posterior mayormente afectada, las articulaciones actúan compensando la alteración. Luego, la alineación afecta directamente la posición de los segmentos corporales inferiores de los amputados, esto incide en la distribución de carga corporal, las fuerzas de reacción del piso y el centro de presión (Boone et al., 2012; Luengas C. & Toloza, 2019), Tabla 2.

Tabla 2. Valores obtenidos en las mediciones de los 12 parámetros seleccionados: rangos articulares de cadera, rodilla y tobillo, COP y repartición de peso corporal al variar la alineación del encaje de la prótesis. Se tienen los estimados de la media (\bar{x}) y la desviación estándar (S).

VARIABLE	ENCAJE (°)		EXTENSIÓN				ALINEACIÓN	
			6		4		2	
	\bar{x}	S	\bar{x}	S	\bar{x}	S	\bar{x}	S
CNA (°)	-1.3	0.11	1.8	0.09	2.4	0.13	-0.5	0.05
RNA (°)	3.8	0.12	3.3	0.12	2.1	0.13	-0.7	0.15
TNA (°)	6.3	0.11	2.6	0.16	3	0.15	-0.6	0.12
CA (°)	1.2	0.1	-0.7	0.09	-2.2	0.05	0.1	0.09
RA (°)	-1.4	0.1	-1.5	0.1	-0.8	0.1	-0.4	0.1
TA (°)	-0.3	0.1	-1.1	0.09	-0.7	0.2	-0.0	0.06
PNA (%)	46	1.06	48.7	0.54	43.8	1.04	50.4	0.8
PA (%)	53.9	1.06	51.3	0.55	56.2	1.04	49.6	0.8
X NA (mm)	57.7	0.61	55.6	0.44	59.2	0.6	54.9	0.6
Y NA (mm)	70.6	1.5	77.4	2.8	95.5	5.3	112.5	2.65
X A (mm)	32.1	0.57	28	0.56	27.1	0.34	29.1	0.39
Y A (mm)	149.3	0.88	158.3	0.75	147.2	0.75	144.3	0.78

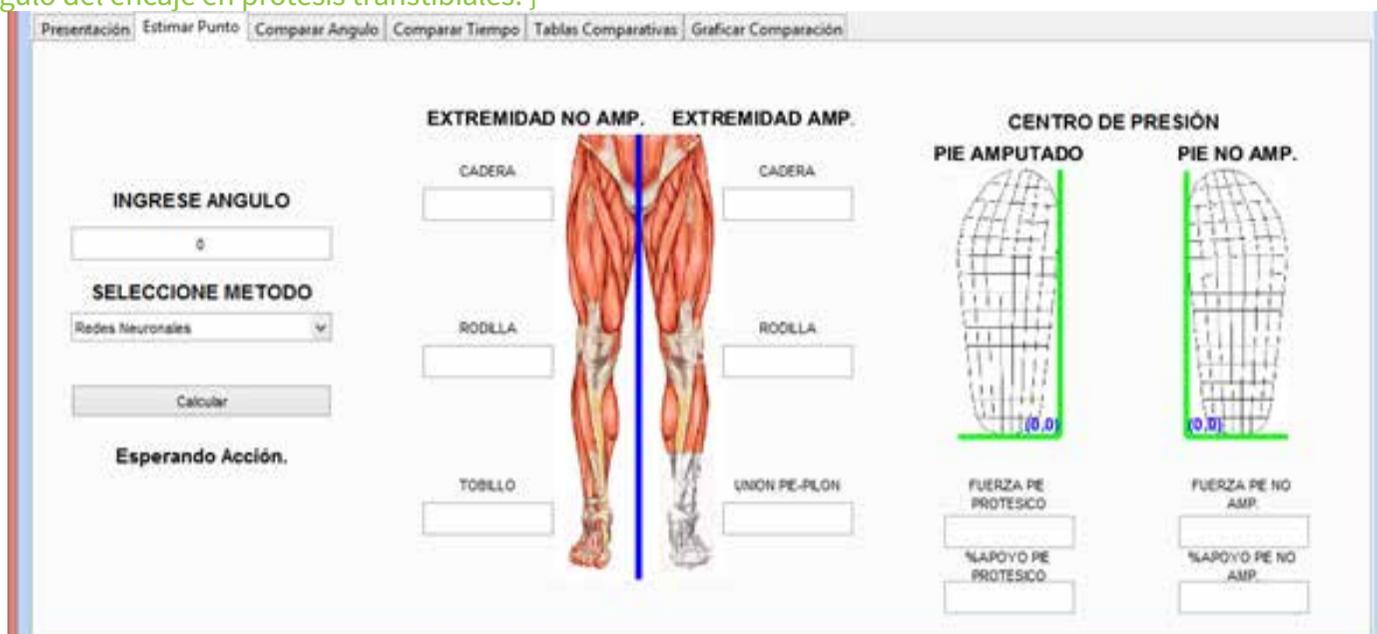
VARIABLE	ENCAJE (°)		FLEXIÓN					
			6		4		2	
	\bar{x}	S	\bar{x}	S	\bar{x}	S	\bar{x}	S
CNA (°)	-0.4	0.1	-1.9	0.08	-1	0.1		
RNA (°)	1.1	0.12	2.2	0.11	1.4	0.11		
TNA (°)	3.6	0.1	4.9	0.12	2.2	0.1		
CA (°)	-2.7	0.07	-0.3	0.07	0	0.6		
RA (°)	7.2	0.1	8.2	0.09	3.8	0.11		
TA (°)	0.4	0.07	1.3	0.09	0.7	0.11		
PNA (%)	47.7	0.5	52.5	0.66	51.1	0.8		
PA (%)	52.4	0.8	47.5	0.7	48.9	0.5		
X NA (mm)	53.6	0.6	54.5	0.47	55	0.5		
Y NA (mm)	128.1	1.38	84.4	3.97	103.3	2.36		
X A (mm)	29.8	0.44	28.2	0.29	28.2	0.25		
Y A (mm)	122.8	1.01	116.3	1.27	132.7	0.81		

Fuente: Autores.

En cuanto a la red neuronal, la arquitectura del modelo demostró ser eficiente al requerir un tiempo de procesamiento mínimo. En general, las sesiones de entrenamiento requieren menos de 5 minutos para alcanzar los objetivos de entrenamiento objetivo. Al comprobar los resultados arrojados por el modelo contra los datos medidos de cada parámetro el error de aproximación estuvo por debajo de 6,3%, el valor máximo fue presentado por el parámetro de ángulo cadera contralateral (6,25%), el mínimo en el COP dirección antero-posterior ipsilateral (0,51%).

El entorno visual desarrollado contiene los valores numéricos de los datos de ingreso para la red neuronal (masa corporal del sujeto con amputación y valor del ángulo del encaje de la prótesis) y los datos de salida (valores para lado amputado y no amputado de rangos articulares de cadera, rodilla y tobillo, COP y repartición de peso corporal); de tal forma que se puedan variar las entradas y observar numéricamente el cambio en las salidas, Gráfica 4. La interfaz también permite observar el cambio de las salidas al variar la entrada de forma gráfica, a través de curvas de respuesta.

Gráfico 4. Entorno visual para observar la predicción de la GRNN en cuanto a los valores de los parámetros biomecánicos asociados a la posición del ángulo del encaje en prótesis transtibiales. }

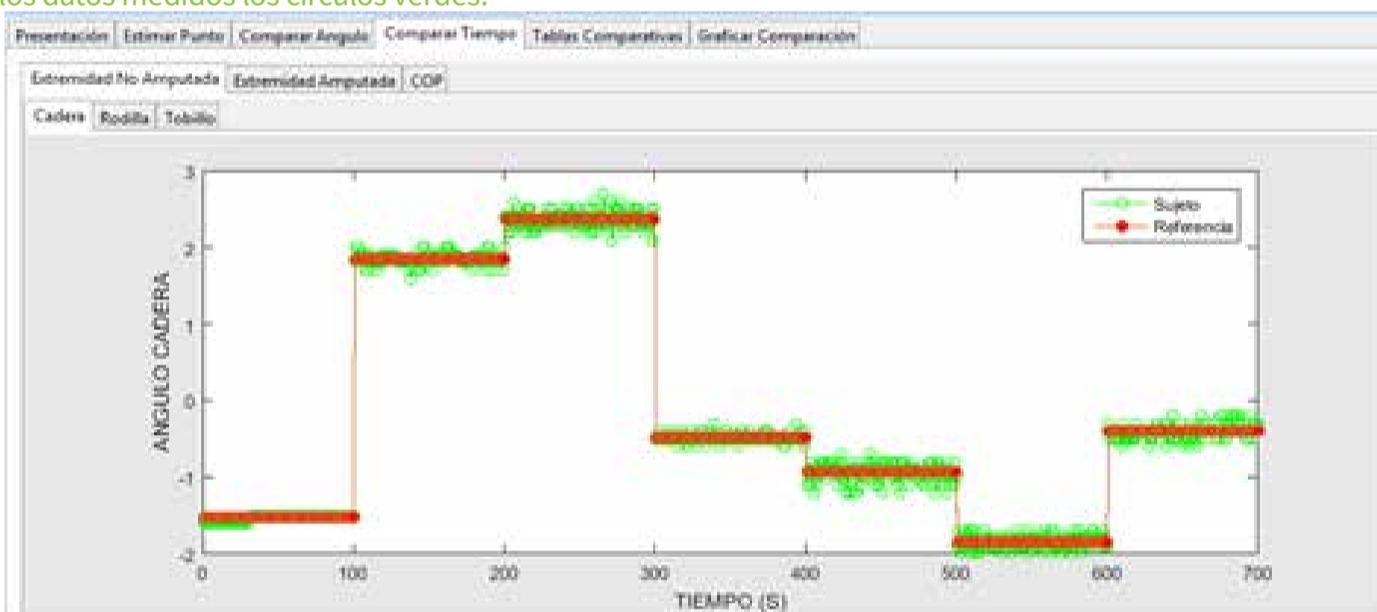


Fuente: Autores.

La Gráfica 5 exhibe de forma gráfica la incidencia de la alteración del ángulo del encaje de la prótesis sobre el valor angular de la cadera del lado no amputado, se muestran los valores numéricos

obtenidos en las mediciones (color verde) y el valor dado por la GRNN (línea naranja); está el comportamiento durante un rango de tiempo controlado.

Gráfico 5. Comportamiento del ángulo de la Cadera contralateral en función de la ubicación del socket, la predicción del modelo es la línea naranja y los datos medidos los círculos verdes.



Fuente: Autores.

Discusión

El amputado amolda su cuerpo para tener estabilidad y no caer, de allí que al variar el socket adapta la posición de las articulaciones de cadera, rodilla y tobillo de ambas extremidades para mantener la postura con bajo gasto energético, esto concuerda con los hallazgos de Isakov et al (Isakov et al., 1992) y Xiaohong et al (Xiaohong et al., 2005). Al compensar las variaciones de inestabilidad el centro de presión se altera, pues trata de mantenerlo dentro del polígono de sustentación (Luengas C. & Toloza, 2019). El lado no amputado tiende a exhibir una estabilidad reducida en comparación con el lado amputado, lo cual es sensato ya que ostenta toda la estructura musculo-esquelética lo que hace generar un amplio rango en la movilidad en cada uno de los segmentos que la componen, a su musculatura, propiocepción y el control motor que posee necesario para compensar perturbaciones en el equilibrio durante la bipedestación (es decir, el pie intacto y el tobillo se pueden mover y ajustar para ayudar a la persona a mantener su estabilidad). Estos comportamientos se observan en la interfaz gráfica desarrollada, para así mostrar de forma explícita como la alineación puede

causar efectos no deseados sobre los parámetros biomecánicos del amputado, lo que puede ocasionar lesiones a corto, mediano y largo plazo.

Los sistemas informáticos basados en el aprendizaje automático han prestado grandes beneficios al área médica, permiten realizar diagnóstico médico objetivo, tomando como base datos de entrenamiento etiquetados con los cuales permiten programar sistemas expertos para extraer patrones de los datos que permiten la predicción de las respectivas etiquetas en nuevos sujetos. Algunos ejemplos se tienen en el uso de redes neuronales convolucionales profundas para clasificar lesiones cutáneas e identificar cánceres, también en la aplicación de métodos para descifrar los datos de las imágenes de accidentes cerebrovasculares, empleo de sistemas de aprendizaje automático para la predicción temprana de la enfermedad de Alzheimer, además se está investigando la posibilidad de hacer pronósticos individuales en psiquiatría utilizando neuroimagen y aprendizaje automático (Heinrichs & Eickhoff, 2020) such systems may also raise problems. Two (interconnected.

Las herramientas computacionales están al servicio de todas las áreas, con su uso se puede lograr una mejor formación del personal del área de la salud, sobre todo cuando se tiene ausencia de pruebas

objetivas (Dávila-Cervantes, 2014; López & Spirko, 2007) como el caso de la afectación de parámetros biomecánicos en amputados usuarios de prótesis, pues permiten mostrar en entornos simulados la alteración de COP y rangos articulares, convirtiéndose de esta forma en activos valiosos en un contexto de toma de decisiones compartido que, al mismo tiempo, puede aprovechar y alimentar el conocimiento sobre la organización cuerpo al presentarse alteración en la ubicación de los componentes de la prótesis. Adicional, a través de la simulación y predicción, el proceso de conocer la influencia de la prótesis en cambios anatómicos es objetiva y permite entender el procedimiento de la alineación.

Conclusiones

El análisis del desempeño de los valores de los datos muestra predisposición a un valor medio en cada parámetro, dando a entender que la variabilidad en el comportamiento se refleja en la media de todas las mediciones realizadas.

Por la inestabilidad inherente de la posición de bipedestación estática el centro de presión (COP) presenta desplazamiento en sentido antero-posterior, en contralateral el tobillo actúa para alcanzar de nuevo una posición de estabilidad, de allí que esta articulación presente alta variabilidad al igual que la rodilla, una causa adicional de este comportamiento es la carencia de un tobillo anatómico y de todas las estructuras sensoriomotoras que involucran este segmento anatómico, lo que conlleva a mantener la estabilidad postural con una estrategia de tobillo en el lado protésico, de allí que la variabilidad del rango articular sea insignificante, para el mantenimiento de la estabilidad postural compensan usando las estructuras restantes, entre ellas la rodilla.

Este estudio demostró la capacidad de un modelo GRNN para predecir con precisión la variabilidad de los parámetros biomecánicos acorde con la ubicación del socket en medidas de posición de bipedestación estática (alineación estática). Los resultados respaldaron la hipótesis de que una arquitectura de modelo GRNN es adecuada para estimar la alineación estática a partir de las medidas básicas de COP y de rangos articulares.

La red diseñada e implementada redujo la dimensionalidad del problema de clasificación e hizo que el tratamiento de los datos fuera más simple. La GRNN permitió predecir la afectación de los parámetros biomecánicos seleccionados, a futuro se pueden adicionar otros parámetros y observar como la alineación incide en ellos.

El sistema presenta un error de predicción menor a 6,5% considerando todos los parámetros, lo que permite aseverar que la GRNN es un instrumento de programación válido para ser usado en procedimientos del área de la salud, específicamente en rehabilitación física ya que permitió entender el comportamiento de parámetros biomecánicos de sujetos con amputación transtibial unilateral durante el proceso de alinear de forma estática la prótesis.

Referencias

- Blumentritt, S. (2001). Significance of static prosthesis alignment for standing and walking of patients with lower limb amputation. *Der orthopade*.
- Boone, D. A. (2012). Influence of malalignment on socket reaction moments during gait in amputees with transtibial prostheses. *Gait & posture*.
- Clemente, Y. M. (2013). Segmentación de imágenes cerebrales de Resonancia Magnética basada en Redes Neuronales de Regresión Generalizada. *Revista cubana de informática*.
- Davila-cervantes, A. (2014). Simulación en Educación Médica. *Inv. ed med.*
- Novel. De. (2019). *The pedar® system*. Novel gmbH.
- Findlow, A. (2008). Predicting lower limb joint kinematics using wearable motion sensors. *Git & posture*.
- Heinrichs, B. (2020). Your evidence? Machine learning algorithms for medical diagnosis and prediction. *Human brain mapping*.
- Isakov, E. (1992). Standing sway and weight-bearing distribution in people with below-knee amputations. *Archive of physical medicine and rehabilitation*.
- Kobayashi, T. (2014). Dynamic alignment of transtibial prostheses through visualization of socket reaction moments. *Prosthetics and orthotics international, online*.
- Lopez, J. G. (2007). *Simulación, herramienta para la educación médica*. Salud uninorte.
- Ltd., B. (2020). Twin-Axis Goniometers for Dynamic Joint Movement Analysis. *Biometrics Ltd.*
- Luengas, C. L. (2017). Alineación de prótesis y parámetros biomecánicos de pacientes amputados transtibiales. *UD editorial*.
- Luengas, C. L. (2019). Análisis de estabilidad en amputados transtibiales unilaterales. *UD editorial*.
- minas, D. c. (2020). Víctimas de minas antipersonal y municiones sin explosionar. *Presidencia de la republica de colombia*.
- Parakova, B. (2007). The influence of prostheses and prosthetic foot alignment on postural behavior in transtibial amputees. *Acta universitatis palackianae olomucensis*.
- Samitier, C. B. (2011). Evaluation of mobility in patients with a lower limb amputation. *Rehabilitation*.
- Tafti, N. (2018). A systematic review of variables used to assess clinically acceptable alignment of unilateral transtibial amputees in the literature. *Journal of engineering in medicine manuscript*.
- Xiaohong, J. (2005). The Influence of Dynamic Trans-tibial Prosthetic Alignment on Standing Plantar Foot Pressure. *Conference Proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in medicine and biology society*.