A picture containing text, font, screenshot, graphics

Description automatically generated

**Facultat Internacional de Comerç i Economia Digital La Salle**

Trabajo Final de Máster

Máster Universitario en Ciencia de los Datos / Data Science

TÍTULO TFM

Alumno Profesor Ponente

Bernat Sort Rufat Roger Mallol Parera

|  |
| --- |
| **ACTA DEL EXAMEN**  **DEL TRABAJO FINAL DE MÁSTER** |

Reunido el Tribunal calificador en el día de la fecha, el alumno

**Bernat Sort Rufat**

Expuso su Trabajo de Final de Máster, el cual trató sobre el tema siguiente:

**TÍTULO DEL TFM**

Acabada la exposición y contestadas por parte del alumno las objeciones formuladas por los miembros del tribunal, este valoró el mencionado Trabajo con la calificación de

|  |
| --- |
|  |

Barcelona,

VOCAL DEL TRIBUNAL VOCAL DEL TRIBUNAL

PRESIDENTE DEL TRIBUNAL

Agradecimientos

Resumen

~~Este proyecto consiste en desarrollar una herramienta de predicción de resultados clínicos en el manejo de los trastornos de la marcha en niños con parálisis cerebral. El objetivo principal es predecir cómo queda la cinemática de los niños después de realizar ciertas intervenciones quirúrgicas. Para lograrlo, se utilizarán datos cinemáticos previos y posteriores obtenidos a través del análisis tridimensional del movimiento, así como las intervenciones aplicadas. Se trabajará con una muestra homogénea de niños con la misma enfermedad (diplejia espástica y deformidades ortopédicas) y edad similar. El segundo objetivo es desarrollar una aplicación de Inteligencia Artificial (IA) que pueda aprender de la experiencia clínica para ayudar en la toma de decisiones desde los datos cinemáticos de la prueba inicial.~~

~~El proyecto se dividirá en varias fases. En primer lugar y una vez se hayan obtenido los datos, se realizará un exhaustivo análisis exploratorio de los datos (EDA) para comprenderlos mejor, así como un preprocesado de estos. Esto incluirá realizar estadísticas descriptivas, visualizaciones de las variables, visualizaciones que permitan ver las relaciones entra cada variable y la variable objetivo, tratamiento de valores nulos, tratamiento de outliers y balanceo de datos si fuese necesario. A continuación, se seleccionarán las variables predictoras, es decir las características más relevantes para la predicción del resultado clínico. Estas se escogerán en base a técnicas como el análisis de correlación, análisis de componentes principales (PCA), SHAP, e información mutua. Para lograr los objetivos mencionados, se utilizarán técnicas de aprendizaje automático, en particular modelos de regresión y clasificación. Se entrenarán y evaluarán varios modelos de aprendizaje automático, como la Regresión Logística, Random Forests, SVC~~*~~, gradient boosting methods~~* ~~(XGBoost y LightGBM) y ensamblaje de modelos (por ejemplo, el~~ *~~stacking~~*~~). La herramienta de predicción de resultados se desarrollará utilizando técnicas de regresión para predecir la cinemática posterior de los niños después de las intervenciones quirúrgicas. La aplicación de inteligencia artificial se basará en técnicas de clasificación para proporcionar recomendaciones para la toma de decisiones clínicas basadas en los datos cinemáticos de la prueba inicial.~~

~~La organización del proyecto seguirá un enfoque iterativo y colaborativo, en el que se trabajará en estrecha colaboración con el equipo clínico responsable de la gestión de los pacientes con parálisis cerebral. Se comenzará con la recopilación de datos cinemáticos y clínicos de los pacientes, que se utilizarán para entrenar y validar los modelos predictivos. Posteriormente, se desarrollará la aplicación de inteligencia artificial y se realizará una evaluación rigurosa de su capacidad para ayudar en la toma de decisiones clínicas. Finalmente, se presentarán los resultados obtenidos y se discutirán las posibles limitaciones y perspectivas futuras de la herramienta desarrollada.~~

**~~Palabras clave:~~** *~~Análisis Clínico de la Marcha, Biomecánica, Parálisis Cerebral, Cinemática de medias, Machine Learning, Deep Learning, Redes Neuronales.~~*

Abstract

Tabla de Contenidos

[1 Introducción 1](#_Toc143360895)

[1.1 Contexto 1](#_Toc143360896)

[1.2 Motivación y justificación 1](#_Toc143360897)

[1.3 Objetivos 1](#_Toc143360898)

[1.4 Hipótesis 1](#_Toc143360899)

[1.5 Estructura del documento 1](#_Toc143360900)

[2 Estado del arte 1](#_Toc143360901)

[3 Métodos 1](#_Toc143360902)

[3.1 Estudio de la población y recolección de datos 1](#_Toc143360903)

[3.2 Análisis exploratorio de los datos 1](#_Toc143360904)

[3.3 Preprocesamiento de los datos 1](#_Toc143360905)

[3.4 Análisis multivariante (modelos) 1](#_Toc143360906)

[4 Resultados y discusiones 5](#_Toc143360907)

[4.1 Limitations of the study 5](#_Toc143360908)

[5 Consideraciones éticas 5](#_Toc143360909)

[6 Coste económico 5](#_Toc143360910)

[7 Conclusiones 5](#_Toc143360911)

[8 Vías abiertas 5](#_Toc143360912)

[9 Referencias 6](#_Toc143360913)

[10 Apéndice 6](#_Toc143360914)

[10.1 Apéndice 1. Repositorio del proyecto 6](#_Toc143360915)

[11 APUNTES EXTRA 6](#_Toc143360916)

[11.1 Ciclo de la marcha vs paseo 6](#_Toc143360917)

[11.2 Ciclos 7](#_Toc143360918)

[11.3 Sample 8](#_Toc143360919)

[11.4 Medias 8](#_Toc143360920)

[11.5 Corte de ciclos 9](#_Toc143360921)

[11.6 Proceso 9](#_Toc143360922)

[12 Correo sergio 12](#_Toc143360923)

[13 Dudas sergio 13](#_Toc143360924)

[14 chatGPT 14](#_Toc143360925)

[14.1 MODELS 14](#_Toc143360926)

Índice de Figuras

[Figure 1. Flowchart of this study. This flowchart shows the patient selection and the different steps applied in each cohort. 12](#_Toc110619725)

[Figure 2. Daily frequency of PaO2 records per patient versus the daily frequency of SpO2 records per patient. 13](#_Toc110619726)

[Figure 3. Correlation between PaO2/FiO2 and SpO2/FiO2 ratios. 14](#_Toc110619727)

[Figure 4. SpFi distribution based on each respiratory SOFA PaFi score. 15](#_Toc110619728)

[Figure 5. Groups (0, 1, 2, 3, and 4) of the new respiratory SOFA score based on the SpO2/FiO2 ratio. 15](#_Toc110619729)

[Figure 6. Histogram showing the distance between SOFA SpFi score and SOFA PaFi score. 16](#_Toc110619730)

[Figure 7. Comparison of PaFi and SpFi AUCs obtained by the several ML algorithms for classification. 18](#_Toc110619731)

Índice de Tablas

[Table 1. The criteria for assessment of the respiratory SOFA score [12]. 2](#_Toc110594726)

[Table 2. Variable selection. The criteria for assessment of the respiratory SOFA score [12]. 6](#_Toc110594727)

[Table 3. Features and target dataset example of PaFi on subset srpafi4% > 0\* 9](#_Toc110594728)

[Table 4. Features and target dataset example of SpFi on subset srpafi4% > 0\* 9](#_Toc110594729)

[Table 5. Performance metric for the machine learning algorithms in both datasets: AUC. 17](#_Toc110594730)

# Introducción

## Contexto

En los últimos años, el panorama de la investigación sanitaria se ha transformado significativamente por la creciente disponibilidad de amplios conjuntos de datos, lo que ha provocado un aumento del interés del uso de técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo en el ámbito de la salud [*Eric J Topol. 2019. High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. Nature Medicine 25, 1 (2019), 44–56. https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7*]. Esta tendencia se ha extendido también en el ámbito del análisis clínico de la marcha (ACM) [*Joana Figueiredo, Cristina P. Santos, and Juan C. Moreno. 2018. Automatic recognition of gait patterns in human motor disorders using machine learning: A review. Medical Engineering and Physics 53 (2018), 1–12. https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2017.12.006*],[*Wolfgang I Schöllhorn. 2004. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. Clinical Biomechanics 19, 9 (2004), 876–898. https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2004.04.005*].

Este campo interdisciplinar desempeña un papel fundamental en la comprensión de la biomecánica del movimiento humano, especialmente en personas con discapacidades musculoesqueléticas. La AGC tiene el potencial de ofrecer una visión profunda de las limitaciones funcionales y las alteraciones biomecánicas que experimentan estos pacientes, guiando así el desarrollo de intervenciones terapéuticas y estrategias de rehabilitación eficaces.

En medio de este aumento del interés y de los esfuerzos de investigación, se hace evidente que, aunque se han realizado numerosos estudios en el ámbito del análisis clínico de la marcha, sigue existiendo una laguna sustancial en la exploración de una dimensión crítica. A pesar de la proliferación de estudios centrados en la caracterización de patrones y anomalías de la marcha, parece haber una llamativa ausencia de investigaciones centradas en el análisis y la predicción de la trayectoria progresiva y los resultados evolutivos de los pacientes sometidos a terapia o rehabilitación. Este vacío en la literatura subraya la necesidad de un enfoque innovador y exhaustivo que vaya más allá del análisis inmediato de la mecánica de la marcha y profundice en el ámbito dinámico de la respuesta terapéutica y el progreso de la rehabilitación.

Abordar esta carencia podría revolucionar la atención al paciente en el ámbito de los trastornos musculoesqueléticos. Aprovechando la potencia de las modernas técnicas de aprendizaje automático, existe una oportunidad única para desarrollar modelos predictivos que puedan anticipar la evolución de las afecciones de los pacientes en respuesta a las intervenciones terapéuticas. Estos modelos podrían informar a médicos, terapeutas y pacientes por igual, orientar las decisiones de tratamiento, optimizar las estrategias de intervención y, en última instancia, mejorar la calidad general de la atención prestada. Mediante la integración de metodologías de aprendizaje automático y el análisis clínico de la marcha, este estudio pretende salvar la brecha existente desarrollando, evaluando y validando nuevos modelos predictivos que iluminen la intrincada interacción entre la terapia, la rehabilitación y el progreso del paciente. De este modo, se pretende avanzar en nuestra comprensión de las deficiencias musculoesqueléticas, enriquecer el alcance del análisis clínico de la marcha y allanar el camino para intervenciones sanitarias más informadas y personalizadas.

Al tiempo que se reconoce esta laguna, resulta evidente que existe una oportunidad sin explotar que invita a la exploración. A pesar de la proliferación de estudios que emplean técnicas de aprendizaje automático para analizar patrones y anomalías de la marcha [16, 48], sigue existiendo un vacío evidente a la hora de comprender y predecir la evolución matizada de las afecciones de los pacientes a lo largo de los procesos terapéuticos y de rehabilitación. De hecho, esta laguna única en el cuerpo actual de conocimientos requiere investigaciones innovadoras que vayan más allá del escrutinio inmediato de la mecánica de la marcha. Hasta ahora, ha habido una llamativa escasez de estudios que investiguen y predigan sistemáticamente la progresión y la transformación de los pacientes con deficiencias musculoesqueléticas. Esta escasez cobra importancia en el contexto de su compromiso con la terapia o la rehabilitación, lo que subraya la urgente necesidad de una investigación pionera en el desarrollo y la evaluación meticulosa de modelos de aprendizaje automático.

La biomecánica, el análisis de la marcha y la rehabilitación constituyen componentes integrales del panorama médico, cuyo objetivo es mejorar el bienestar y la capacidad funcional de las personas con deficiencias musculoesqueléticas. Los trastornos musculoesqueléticos abarcan una amplia gama de afecciones que afectan a huesos, músculos, ligamentos y articulaciones, y que a menudo provocan alteraciones en los patrones de movimiento y reducen la movilidad. Abordar estas deficiencias mediante terapias y regímenes de rehabilitación adaptados es fundamental no sólo para recuperar la función física, sino también para mejorar la calidad de vida general de las personas afectadas.

Sin embargo, hasta la fecha no se ha encontrado una forma de garantizar que la rehabilitación sea eficaz para lograr un cambio significativo en la vida del paciente, lo que a veces supone una grave pérdida de tiempo y dinero tanto para el paciente como para el sistema sanitario. Aunque la rehabilitación es muy prometedora a la hora de restablecer las funciones y mejorar el bienestar de las personas con deficiencias musculoesqueléticas, su eficacia varía mucho debido a la compleja interacción de factores que influyen en los resultados de la terapia. Esta imprevisibilidad supone un reto importante tanto para los médicos como para los pacientes, que invierten un tiempo, un esfuerzo y unos recursos considerables en programas de rehabilitación con resultados inciertos.

Es en este contexto donde la importancia de esta investigación emerge con mayor claridad. La laguna existente entre el impacto potencial de la rehabilitación y la realidad de unos resultados inciertos exige un cambio de paradigma. La integración de técnicas de aprendizaje automático para evaluar y predecir el progreso de la terapia promete transformar el panorama de la rehabilitación. Aprovechando el valor de los conocimientos basados en datos del innovador conjunto de datos GaitRec, esta investigación se esfuerza por salvar la brecha entre la intención y el resultado, entre la esperanza y la evidencia.

Las implicaciones de evaluar y predecir eficazmente el progreso de la terapia van más allá del ámbito clínico. Dotar a los médicos de herramientas para adaptar las intervenciones en función de indicadores objetivos de progreso es una innovación que puede redefinir el panorama del tratamiento. Los pacientes, armados con una comprensión más clara de su viaje de rehabilitación, pueden embarcarse en el camino de la recuperación con un sentido de propósito y dirección. Además, la posibilidad de optimizar la asignación de recursos dentro de los sistemas sanitarios, junto con el potencial para mitigar el coste emocional, físico y económico de los pacientes, sirve de faro que guía la trayectoria de esta investigación.

## Motivación y justificación

Esta investigación encuentra su motivación en la necesidad de reducir la brecha entre los objetivos de la rehabilitación y los resultados concretos alcanzados por individuos con deficiencias musculoesqueléticas.

La incertidumbre que rodea la efectividad de las intervenciones de rehabilitación no solo plantea un desafío práctico, sino también una preocupación profundamente humanitaria. A medida que las personas emprenden el camino hacia la recuperación, invirtiendo esperanzas, energía y recursos, la incapacidad para anticipar la evolución del progreso puede resultar en desilusión y frustración.

Desde una perspectiva social, las ineficiencias derivadas de programas de rehabilitación ineficaces o mal adaptados pueden ejercer una carga excesiva sobre los sistemas de atención sanitaria. La motivación subyacente de este proyecto surge en respuesta a estas inquietudes, como un llamada a tomar medidas con el fin de trazar una ruta más sólida y fundamentada hacia el éxito en la rehabilitación.

La convergencia de la ciencia de datos y la biomecánica ofrece una oportunidad que resuena directamente con el núcleo de la motivación de esta investigación. Aprovechando el valor de los datos, este estudio busca elevar el proceso de toma de decisiones terapéuticas desde el ámbito de la intuición y la experiencia hacia la evidencia y el análisis riguroso. En última instancia, la finalidad es mejorar la calidad de vida de las personas afectadas por deficiencias musculoesqueléticas y contribuir al desarrollo de enfoques de rehabilitación más eficaces y fundamentados.

## Objetivos

El objetivo principal de este proyecto es analizar y predecir el progreso y la evolución de los pacientes con deficiencias musculoesqueléticas sometidos a terapia o rehabilitación mediante el desarrollo y la evaluación de modelos de aprendizaje automático.

Estos modelos podrían servir como herramientas de apoyo a la toma de decisiones para los médicos, ayudándoles a evaluar la eficacia de las intervenciones de rehabilitación y a tomar decisiones informadas sobre la continuación, adaptación o finalización de la terapia.

Es por ello por lo que esta iniciativa busca mejorar la atención médica de las personas con deficiencias musculoesqueléticas al proporcionar a los profesionales sanitarios una herramienta adicional basada en datos que puede enriquecer su juicio clínico y, en última instancia, contribuir a resultados más exitosos en el proceso de rehabilitación.

Es por ello que, en última instancia, el objetivo es mejorar la atención médica de las personas con deficiencias musculoesqueléticas al proporcionar a los médicos una herramienta adicional basada en datos que puede enriquecer su juicio clínico y contribuir a resultados más exitosos en el proceso de rehabilitación.

## Hipótesis

Se parte de la hipótesis de que los modelos de aprendizaje automático desarrollados y entrenados utilizando un amplio conjunto de datos anotados, que contiene ensayos de marcha con fuerzas de reacción del suelo (GRF) bilaterales de pacientes que presentan diversas discapacidades musculoesqueléticas [1], demostrarán la capacidad de predecir de manera precisa el progreso y la evolución de los pacientes sometidos a terapia o rehabilitación.

## Estructura del documento

En la introducción se presenta el contexto necesario para la investigación y se sientan las bases de nuestro estudio. Se comienza introduciendo el campo de la biomecánica, el análisis de la marcha y la rehabilitación. Se discute la relevancia de comprender y evaluar los patrones de la marcha en individuos con deficiencias musculoesqueléticas y el impacto potencial en su calidad de vida. Se explican los retos que plantea la incertidumbre de los resultados de la rehabilitación y las posibles ineficiencias de los sistemas sanitarios. Se plantean los objetivos de nuestra investigación, así como hipótesis que guiará la investigación.

En el marco teórico, se profundiza en el conjunto de conocimientos existentes relacionados con nuestro tema de investigación. Se realiza una revisión de estudios similares relacionados con la evaluación de terapias e intervenciones de individuos con deficiencias musculoesqueléticas, así como de las aplicaciones del aprendizaje automático en la predicción del progreso y evolución de los pacientes. Finalmente, se destacan algunas de las limitaciones del panorama actual.

En el apartado de métodos, se presentan los procedimientos adoptados para la realización de la investigación. El primer apartado aborda la descripción exhaustiva del conjunto de datos empleado, incluyendo el número de participantes involucrados, los diversos tipos de deficiencias musculoesqueléticas abarcadas y el proceso riguroso de recolección de datos. A continuación, se presenta el análisis exploratorio de los datos, seguido de la exposición de los pasos de preprocesamiento de datos y la ingeniería de características o *feature engineering*. Posteriormente, se detalla el proceso de división de los datos para a la fase de entrenamiento, validación y pruebas. Se destaca además la elección y la justificación de los algoritmos de aprendizaje automático seleccionados. Para finalizar, se abordan en detalle las métricas de evaluación empleadas para valorar el desempeño y rendimiento de los modelos de aprendizaje automático.

En el apartado de resultados y discusión, se evalúa el rendimiento de los distintos modelos de aprendizaje automático utilizados empleando métricas de evaluación como el error cuadrático medio (RMSE) [] y el coeficiente de determinación (R2) []. Se compara los resultados de los distintos modelos y se seleccionan los que mejor rendimiento hayan tenido a la hora de predecir el progreso y la evolución de los pacientes con deficiencias musculoesqueléticas sometidos a terapia o rehabilitación. Se interpretan las implicaciones de los resultados en relación con la hipótesis y objetivos, se contextualizan los resultados, y se analiza su importancia en el ámbito de la evaluación del progreso de la rehabilitación.

En el siguiente apartado, se discuten las consideraciones éticas en torno al uso de los datos de los pacientes, haciendo hincapié en las medidas que se tomaron para garantizar la privacidad del paciente y la seguridad de los datos. Además, se reflexiona sobre el impacto potencial de nuestra investigación en la atención al paciente y las implicaciones éticas del uso de modelos predictivos en la toma de decisiones clínicas.

En la sección de coste económico, se analizan las implicaciones económicas relacionadas con nuestro proyecto de investigación. Se realiza una estimación de los recursos económicos requeridos para la ejecución del proyecto, abarcando tanto los costos de los materiales necesarios para llevar a cabo la investigación como el cálculo del salario por hora del científico de datos encargado de su realización. Esta evaluación económica proporciona una visión completa de los recursos financieros necesarios para el desarrollo y la ejecución exitosa del proyecto de investigación en cuestión.

En la sección de conclusiones, se presentan de manera concisa las conclusiones más destacadas y las contribuciones significativas derivadas de nuestra investigación. Se revisan los objetivos e hipótesis planteadas en el proyecto con el propósito de evaluar si se han alcanzado satisfactoriamente, y se destaca la importancia del trabajo realizado en el avance del campo de la evaluación del progreso de la rehabilitación y su posible impacto en la atención al paciente y los sistemas sanitarios.

Finalmente, en el apartado de vías abiertas, se proponen posibles vías de investigación y desarrollo en este campo. Se reflexiona cómo nuestro trabajo puede ampliarse, refinarse o adaptarse a diferentes contextos. También se aportan ideas sobre cómo podrían integrarse nuestros modelos predictivos en la práctica clínica, contribuyendo a la atención personalizada de los pacientes y a la optimización de las estrategias de rehabilitación.

# Estado del arte

En los últimos años, las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo han demostrado una notable eficacia en el ámbito del análisis clínico de la marcha (ACM). Estos métodos han demostrado ser exitosos en la categorización de cohortes de pacientes [*Joana Figueiredo, Cristina P. Santos, and Juan C. Moreno. 2018. Automatic recognition of gait patterns in human motor disorders using machine learning: A review. Medical Engineering and Physics 53 (2018), 1–12.* [*https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2017.12.006*](https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2017.12.006)], [*Wolfgang I Schöllhorn. 2004. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. Clinical Biomechanics 19, 9 (2004), 876–898. https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2004.04.005*] abarcando condiciones como el ictus [*Hong-yin Lau, Kai-yu Tong, and Hailong Zhu. 2009. Support vector machine for classification of walking conditions of persons after stroke with dropped foot. Human Movement Science 28, 4 (Aug. 2009), 504–514. https://doi.org/10.1016/j.humov.2008.12.003*], casos de parálisis cerebral [*Leen Van Gestel, Tinne De Laet, Enrico Di Lello, Herman Bruyninckx, Guy Molenaers, Anja Van Campenhout, Erwin Aertbeliën, Mike Schwartz, Hans Wambacq, Paul De Cock, and Kaat Desloovere. 2011. Probabilistic gait classification in children with cerebral palsy: A Bayesian approach. Research in Developmental Disabilities 32, 6 (Nov. 2011), 2542–2552. https://doi.org/10.1016/j.ridd.2011.07.004*], casos de osteoartritis [*Corina Nüesch, Victor Valderrabano, Cora Huber, Vinzenz von Tscharner, and Geert Pagenstert. 2012. Gait patterns of asymmetric ankle osteoarthritis patients. Clinical Biomechanics 27, 6 (July 2012), 613–618. https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2011.12.016*], esclerosis múltiple [*Murad Alaqtash, Thompson Sarkodie-Gyan, Huiying Yu, Olac Fuentes, Richard Brower, and Amr Abdelgawad. 2011. Automatic classification of pathological gait patterns using ground reaction forces and machine learning algorithms. In 2011 Annual International*

*Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS). IEEE, 453–457.* [*https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011*](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011)*. 6090063*], Parkinson [*Ferdous Wahid, Rezaul K Begg, Chris J Hass, Saman Halgamuge, and David C Ackland. 2015. Classification of Parkinson’s disease gait using spatial-temporal gait features. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics 19, 6 (2015), 1794–1802.*], e individuos lidiando con diversos trastornos funcionales de la marcha [*Djordje Slijepcevic, Matthias Zeppelzauer, Anna-Maria Gorgas, Caterine Schwab, Michael Schüller, Arnold Baca, Christian Breiteneder, and Brian Horsak. 2017. Automatic classification of functional gait disorders. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics 22, 5 (2017), 1653–1661. https://doi.org/10.1109/JBHI.2017.2785682*].

En el ámbito del análisis predictivo de la marcha, los investigadores han explorado la aplicación de técnicas de aprendizaje automático para predecir los resultados postoperatorios en individuos con trastornos del movimiento. Además, en el ámbito de las intervenciones ortopédicas se han realizado contribuciones destinadas a mejorar la toma de decisiones y los resultados del tratamiento.

No obstante, a pesar de la proliferación de estudios que emplean técnicas de aprendizaje automático para analizar patrones y anomalías de la marcha, sigue existiendo un vacío a la hora de comprender y predecir la evolución de los pacientes con deficiencias musculoesqueléticas a lo largo de los procesos terapéuticos y de rehabilitación. Es por ello que, aunque los artículos en los que nos hemos basado para realizar nuestra investigación no están directamente relacionados con la evaluación y predicción del progreso de la terapia de la marcha, si presentan similitudes en cuanto al uso del aprendizaje automático para predecir resultados relacionados con los patrones de la marcha.

El artículo científico titulado *Predicting Postoperative Knee Flexion during Gait of Cerebral Palsy Children*, de Omar A. Galarraga C. et al. [O. A. Galarraga C., V. Vigneron, B. Dorizzi, N. Khouri & E. Desailly (2015) Predicting postoperative knee flexion during gait of cerebral palsy children, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 18:sup1, 1940-1941, DOI: 10.1080/10255842.2015.1070583] se centra en el uso del aprendizaje automático para predecir la flexión postoperatoria de la rodilla durante la marcha en niños con parálisis cerebral. El estudio aborda los retos que plantean trastornos neurológicos como la parálisis cerebral, que afectan negativamente a la marcha y la movilidad. El estudio emplea el análisis de componentes principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de las características de entrada. Utilizando un modelo de regresión lineal múltiple, los autores predicen la flexión de la rodilla durante la marcha postoperatoria, teniendo en cuenta los datos cinemáticos preoperatorios proyectados en un espacio de dimensión inferior mediante el análisis de componentes principales (PCA), los resultados de la exploración física y el tipo de cirugía. Mediante una cuidadosa consideración de varias dimensiones, los investigadores logran predicciones precisas de la flexión de la rodilla. La incorporación de un código de cirugía mejora la capacidad predictiva del modelo, que abarca varias categorías quirúrgicas y sus combinaciones. Los resultados se presentan con intervalos de confianza, lo que proporciona una medida fiable de la certeza de la predicción, y evalúan el rendimiento de la predicción mediante el error cuadrático medio (RMSE). Además, se destaca la posible utilidad clínica de los modelos predictivos para ayudar en la toma de decisiones sobre intervenciones quirúrgicas y ofrecer a los pacientes información sobre los resultados probables.

El artículo científico *Estimation of Postoperative Knee Flexion at Initial Contact of Cerebral Palsy Children using Neural Networks* de Omar A. Galarraga C. et al. [Galarraga, Omar & Vigneron, Vincent & Dorizzi, Bernadette & Khouri, Nejib & Desailly, Eric. (2015). Estimation of Postoperative Knee Flexion at Initial Contact of Cerebral Palsy Children using Neural Networks. ICPRAM 2015 - 4th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods, Proceedings. 2. 10.5220/0005286503380342.], profundiza en la estimación de la flexión postoperatoria de la rodilla, un parámetro crucial en el contexto de la parálisis cerebral y las intervenciones ortopédicas. El estudio aborda el reto de predecir la flexión de la rodilla tras la cirugía de alargamiento de los isquiotibiales, una intervención ortopédica habitual para aliviar dichas irregularidades de la marcha. Esta investigación aprovecha el potencial de las redes neuronales para el ajuste no lineal de datos, demostrando la viabilidad de predecir la flexión postoperatoria de la rodilla basándose en datos preoperatorios de la marcha, la exploración física y el tipo de cirugía. Los autores emplean una única arquitectura de red neuronal que toma múltiples variables de entrada relacionadas con el estado del paciente y la cirugía, y produce como salida los ángulos de flexión de rodilla predichos en el contacto inicial. La medida del error considerada para cada paciente es el error cuadrático medio (RMSE). Mediante técnicas de aprendizaje supervisado, el estudio establece un simulador capaz de estimar los resultados de la flexión postoperatoria de la rodilla con un encomiable nivel de precisión.

El artículo científico titulado *Predicting Postoperative Gait in Cerebral Palsy*, de Omar A. Galarraga C. et al. [Galarraga C, O. A., Vigneron, V., Dorizzi, B., Khouri, N., & Desailly, E. (2017). Predicting postoperative gait in cerebral palsy. *Gait & posture*, *52*, 45–51. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.11.012>], presenta un enfoque innovador para predecir la cinemática postoperatoria de las extremidades inferiores en pacientes con parálisis cerebral (PC). El estudio aprovecha la cinemática preoperatoria, los datos de la exploración física y la información quirúrgica para predecir los patrones cinemáticos tras la cirugía multinivel de evento único (SEMLS). Los autores emplean técnicas estadísticas de aprendizaje automático para desarrollar un sistema de predicción capaz de proporcionar estimaciones precisas de los ángulos de marcha postoperatorios para una diversa gama de procedimientos quirúrgicos y patrones de marcha. Por tanto, mientras que el primer artículo descrito en esta sección [O. A. Galarraga C., V. Vigneron, B. Dorizzi, N. Khouri & E. Desailly (2015) Predicting postoperative knee flexion during gait of cerebral palsy children, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 18:sup1, 1940-1941, DOI: 10.1080/10255842.2015.1070583] se centra en la predicción de los ángulos de flexión de la rodilla, este nuevo estudio adopta un enfoque más exhaustivo para predecir los patrones generales de la marcha. No obstante, de manera similar a la investigación anteriormente mencionada [O. A. Galarraga C., V. Vigneron, B. Dorizzi, N. Khouri & E. Desailly (2015) Predicting postoperative knee flexion during gait of cerebral palsy children, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 18:sup1, 1940-1941, DOI: 10.1080/10255842.2015.1070583], y con el objetivo de mejorar la precisión de la predicción y reducir la redundancia de datos, los autores utilizan el análisis de componentes principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de las variables independientes, es decir, de los datos preoperatorios. A continuación, utilizan un único modelo de regresión lineal múltiple para predecir simultáneamente las múltiples variables cinemáticas postoperatorias. Es decir, este modelo de regresión tiene en cuenta una combinación de datos cinemáticos preoperatorios proyectados en un espacio de dimensión inferior mediante el análisis de componentes principales (PCA), datos del examen físico preoperatorio e información quirúrgica como características de entrada, y predice los resultados cinemáticos postoperatorios para una serie de ángulos cinemáticos. Finalmente, evalúan el rendimiento de la predicción mediante el error cuadrático medio (RMSE) para cada paciente del conjunto de prueba. Aunque la media postoperatoria resulta ser un predictor fiable para los ángulos del plano frontal, mostrando errores de predicción medios y desviaciones estándar mínimos, las predicciones para la dorsiflexión del tobillo no están bien estimadas y tienden a coincidir estrechamente con la cinemática media postoperatoria. Esto indica que el rendimiento del modelo para predecir la dorsiflexión del tobillo es menos preciso en comparación con otros parámetros cinemáticos, especialmente en comparación con los ángulos del plano sagital.

Los artículos analizados [Galarraga C, O. A., Vigneron, V., Dorizzi, B., Khouri, N., & Desailly, E. (2017). Predicting postoperative gait in cerebral palsy. *Gait & posture*, *52*, 45–51. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.11.012>], [Galarraga, Omar & Vigneron, Vincent & Dorizzi, Bernadette & Khouri, Nejib & Desailly, Eric. (2015). Estimation of Postoperative Knee Flexion at Initial Contact of Cerebral Palsy Children using Neural Networks. ICPRAM 2015 - 4th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods, Proceedings. 2. 10.5220/0005286503380342.], [Galarraga C, O. A., Vigneron, V., Dorizzi, B., Khouri, N., & Desailly, E. (2017). Predicting postoperative gait in cerebral palsy. *Gait & posture*, *52*, 45–51. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.11.012>] ponen de manifiesto que la aplicación del aprendizaje automático para predecir resultados relacionados con los patrones de la marcha es muy prometedora, y destacan el poder de estas técnicas para proporcionar información valiosa sobre la planificación del tratamiento y la toma de decisiones. No obstante, también destacan la presencia de algunos de los desafíos existentes: la estimación precisa de la dorsiflexión del tobillo, un parámetro crucial en el análisis de la marcha, sigue siendo un reto importante, lo que plantea áreas con potencial para una investigación adicional.

Sin embargo, si bien ninguna de las investigaciones anteriores se enfoca directamente en la predicción del progreso de la terapia, sientan un precedente en el uso del aprendizaje automático para predecir el progreso y la evolución de los pacientes con deficiencias musculoesqueléticas sometidos a rehabilitación.

# Métodos

## Herramientas y software

En el presente estudio se empleó el lenguaje de programación Python (versión 3.9.16) para el procesamiento de datos, el análisis y el desarrollo de modelos de aprendizaje automático. Se eligió Python por su amplia gama de bibliotecas y herramientas adaptadas a las aplicaciones de la ciencia de datos y el aprendizaje automático.

Se utilizaron las siguientes bibliotecas clave para facilitar diversos aspectos de la investigación:

* Pandas (versión 2.0.2): Pandas se empleó para manipular, manejar y preprocesar datos de forma eficiente [pandas].
* NumPy (versión 1.25.0): la biblioteca NumPy desempeñó un papel fundamental en los cálculos numéricos y las manipulaciones de matrices ya que permite realizar operaciones en matrices y *arrays* multidimensionales, esenciales para diversas tareas de análisis de datos [numpy].
* Matplotlib (versión 3.7.1) y Seaborn (versión 0.12.2): estas bibliotecas de visualización se utilizaron para crear distintos tipos de gráficos para el análisis exploratorio de datos y la presentación de resultados. Matplotlib proporciona un marco flexible para la creación de visualizaciones estáticas, interactivas y de calidad [matplotlib], mientras que Seaborn simplifica la creación de gráficos haciéndolos más estéticos [seaborn].
* SciPy (versión 1.11.1): la biblioteca SciPy se utilizó para realizar cálculos estadísticos [scipy].
* Statsmodels (versión 0.14.0): statsmodels se utilizó para la construcción de modelos, la evaluación de la heteroscedasticidad y la preparación de los datos para el análisis de regresión lineal [statsmodels].
* Scikit-Learn (versión 1.3.0): la biblioteca de aprendizaje automático Scikit-Learnofrece una amplia gama de algoritmos regresión, reducción dimensional, etc [scikit-learn]. Es por ello que se empleó para la selección, el entrenamiento y la evaluación de modelos, así como para la reducción de la dimensionalidad de los datos de entrada.
* XGBoost (versión 1.7.6): XGBoost es una biblioteca distribuida optimizada de *gradient boosting* diseñada para ser altamente eficiente, flexible y portable [xgboost]. Es por ello que se utilizó para construir y ajustar modelos de regresión en el marco del *Gradient Boosting.*

Además de las bibliotecas anteriormente mencionadas, se adoptaron herramientas y prácticas específicas para garantizar un flujo de trabajo eficaz y organizado.

Se eligió Visual Studio Code como principal entorno de desarrollo integrado para la codificación y gestión del proyecto, ya que ofrece una interfaz fácil de usar y mejora el proceso de desarrollo.

Se creó un entorno virtual utilizando el módulo *venv* para aislar las dependencias del proyecto y garantizar la coherencia entre distintos entornos. Esto ayudó a gestionar las versiones de las bibliotecas y paquetes necesarios para el proyecto, minimizando los posibles conflictos.

Se empleó Git como sistema de control de versiones para realizar un seguimiento de los cambios, colaborar y gestionar las distintas versiones del proyecto [git]. GitHub, una plataforma de desarrollo colaborativo, se utilizó para alojar el repositorio del proyecto y facilitar el control de versiones [github].

## El conjunto de datos GaitRec

### Introducción al conjunto de datos GaitRec

El conjunto de datos GaitRec, presentado por Horsak et al. [gaitrec], es un *dataset* a gran escala, exhaustivo y ampliamente etiquetado, diseñado para facilitar la investigación en el análisis de las fuerzas de reacción del suelo (GRF) durante la locomoción humana. Este conjunto de datos proviene de una base de datos clínica de la marcha mantenida por un centro de rehabilitación austriaco. La recopilación de datos se llevó a cabo entre 2007 y 2018, con la participación de pacientes con diversas discapacidades musculoesqueléticas y controles sanos. Es importante destacar que, antes de publicar del conjunto de datos, se obtuvo la aprobación del Comité de Ética local de Baja Austria (GS1-EK-4/299-2014).

### Preparación y procesamiento del conjunto de datos GaitRec

Antes de llevar a cabo las sesiones de análisis de la marcha, cada participante se sometió a un riguroso examen físico realizado por un médico.

Para la obtención de los datos, se solicitó a los participantes que caminaran sin ayuda a una velocidad de marcha elegida por ellos mismos en una pasarela de aproximadamente 10 metros que contaba con dos placas de fuerza incrustadas en su centro. Estas placas se coloraron en orden secuencial y al ras del suelo. Durante cada sesión, los sujetos caminaron hasta obtener un número mínimo de grabaciones válidas, que en la mayoría de los casos fue de diez grabaciones. Se consideraron grabaciones válidas aquellas en las que el paciente caminaba de manera natural y en las que había un impacto claro del pie en cada placa de fuerza. Los pacientes caminaron descalzos, con su calzado ortopédico o calzado normal, y en algunos casos con plantillas ortopédicas. En el caso de los controles sanos, caminaron descalzos o con su calzado normal.

Se capturaron tres señales analógicas de fuerza de reacción del suelo (componente vertical, anterior-posterior y medio-lateral), así como el centro de presión (COP). Posteriormente las convirtieron en señales digitales mediante una frecuencia de muestreo de 2000 Hz y un convertidor analógico-digital de 12 bits con un rango de entrada de señal de ±10 V. El centro de presión y las fuerzas de reacción del suelo se registraron en el sistema de coordenadas de la placa de fuerza (orientado a la reacción) [gaitrec].

Para facilitar el análisis, se estandarizó la orientación de las señales medio-lateral y anteroposterior en todos los datos, de manera que las fuerzas medial y anterior siempre se representaran como valores positivos.

Debido a los protocolos internos del centro, las señales en bruto solo estaban disponibles con una frecuencia de muestreo reducida a 250 Hz. Con el propósito de eliminar el ruido y los picos de señal al inicio y al final de las señales, se aplicó un umbral de 25 N a todos los datos de fuerza, y luego se calculó el centro de presión. Estos datos se denominan señales de fuerza de reacción del suelo sin procesar (en bruto). Asimismo, se generaron datos procesados *ready to use*. Para ello, el centro de presión solo se calculó cuando la fuerza vertical alcanzó los 80 N, a fin de evitar imprecisiones en el cálculo del centro de presión en valores de fuerza pequeños [gaitrec].

Además, se centraron las coordenadas medio-laterales del centro de presión en el valor medio, mientras que las coordenadas anterior-posterior se centraron en cero. A continuación, las señales de fuerza procesadas se filtraron mediante un filtro de paso bajo de segundo orden con una frecuencia de corte de 20 Hz, a fin de reducir el ruido, y se normalizaron en el tiempo al 100% de la postura (*stance* en inglés), es decir, 101 puntos. Los valores de amplitud de las tres componentes de fuerza se expresaron como múltiplos del peso corporal (BW), dividiendo la fuerza por el producto de la masa corporal y la aceleración debida a la gravedad [gaitrec].

Tanto la normalización de la amplitud como la normalización temporal son operaciones necesarias para reducir los efectos de las covariables (como la antropometría) en las señales y reducir las diferencias temporales que dificultan las comparaciones de diferentes pasos [*Mullineaux, D. R., Milner, C. E., Davis, I. S. & Hamill, J. Normalization of ground reaction forces. J. Appl. Biomech. 22, 230–233 (2006).*], [*Mullineaux, D. R., Milner, C. E., Davis, I. S. & Hamill, J. Normalization of ground reaction forces. J. Appl. Biomech. 22, 230–233 (2006).*]*,* [*Helwig, N. E., Hong, S., Hsiao-Wecksler, E. T. & Polk, J. D. Methods to temporally align gait cycle data. J. Biomech. 44, 561–566 (2011).*].

Además, implementaron el algoritmo propuesto por Sangeux y Polak [*Sangeux, M. & Polak, J. A simple method to choose the most representative stride and detect outliers. Gait Posture 41, 726–730 (2015).*] para eliminar cualquier valor atípico antes de incluirlo en el conjunto de datos.

### Descripción y anotaciones del conjunto de datos GaitRec

El conjunto de datos GaitRec contiene mediciones anonimizadas de fuerzas de reacción del suelo de un total de 2.085 pacientes con deficiencias musculoesqueléticas (*gait disorders*, GD) y 211 controles sanos (HC).

Cada registro incluye metadatos adicionales como el identificador del sujeto, el identificador de la sesión, etiquetas que proporcionan información sobre la afectación específica, la edad, el sexo, el tipo de calzado, la velocidad de la marcha, si ese registro pertenece al conjunto de entrenamiento (balanceado o no) o al conjunto de prueba, etc. La descripción de todos los metadatos se muestra en la Tabla X.

Tabla X. Descripción de la información guardada en el fichero de metadatos.

Incluir tabla de metadata

Los individuos clasificados como controles sanos se seleccionaron bajo la condición de no experimentar dolor o molestias en las extremidades inferiores ni en la columna vertebral, además de no llevar ningún tipo de ortesis ni plantillas ortopédicas. Se excluyeron aquellos que tenían antecedentes de cirugía o traumatismo en la columna vertebral o las extremidades inferiores [gaitrec].

La duración habitual de la estancia de los pacientes en el centro de rehabilitación varía desde algunos días hasta varias semanas, influenciada por elementos como el diagnóstico, el tratamiento, la terapia, la cirugía realizada y el avance en la recuperación. Durante este período de tiempo, los pacientes se someten periódicamente a análisis de la marcha, normalmente una vez por semana. Cuando los pacientes ingresan en el centro de rehabilitación, se establecen los resultados esperados de la terapia en colaboración con el terapeuta. Una vez que los objetivos se logran total o parcialmente, se procede a dar de alta a los pacientes, dándoles la opción de ingresar de nuevo si fuese necesario.

El presente conjunto de datos contiene los datos recopilados durante toda la estancia o estancias de cada paciente, abarcando así todo el progreso de rehabilitación de los pacientes [gaitrec]. El *dataset* fue etiquetado manualmente por un fisioterapeuta experimentado basándose en el diagnóstico médico disponible de cada paciente, y se clasifica jerárquicamente en una clase de controles sanos (HC) y cuatro clases basadas en el nivel de afectación de la articulación anatómica: cadera (H), rodilla (K), tobillo (A) y calcáneo (C). Las etiquetas de anotación proporcionan información sobre la afectación específica y su localización anatómica. Esta extensa anotación permite un análisis en profundidad y la clasificación de los patrones de la marcha a través de diferentes tipos de deficiencias.

## Cohorte de pacientes

## Estudio de la población y recolección de datos

## Análisis exploratorio de los datos

## Preprocesamiento de los datos

## Análisis multivariante (modelos)

# Resultados y discusiones

Resultados en pasado

Discusiones en presente

## Limitaciones del estudio

# Consideraciones éticas

# Coste económico

# Conclusiones

# Vías abiertas

# Referencias

1. Example 1
2. Example 2

[gaitrec] Horsak, B., Slijepcevic, D., Raberger, AM. *et al.* GaitRec, a large-scale ground reaction force dataset of healthy and impaired gait. *Sci Data* **7**, 143 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41597-020-0481-z>

[*GaitRec-Net: A Deep Neural Network for Gait Disorder Detection Using Ground Reaction Force*] Pandey, C., Roy, D., Poonia, R., Altameem, A., Nayak, S., Verma, A., & Saudagar, A. (2022). GaitRec-Net: A Deep Neural Network for Gait Disorder Detection Using Ground Reaction Force. PPAR Research, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/9355015>.

[*Eric J Topol. 2019. High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. Nature Medicine 25, 1 (2019), 44–56. https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7*].

[*Joana Figueiredo, Cristina P. Santos, and Juan C. Moreno. 2018. Automatic recognition of gait patterns in human motor disorders using machine learning: A review. Medical Engineering and Physics 53 (2018), 1–12. https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2017.12.006*]

[*Wolfgang I Schöllhorn. 2004. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. Clinical Biomechanics 19, 9 (2004), 876–898.* [*https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2004.04.005*](https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2004.04.005)].

[*Hong-yin Lau, Kai-yu Tong, and Hailong Zhu. 2009. Support vector machine for classification of walking conditions of persons after stroke with dropped foot. Human Movement Science 28, 4 (Aug. 2009), 504–514.* [*https://doi.org/10.1016/j.humov.2008.12.003*](https://doi.org/10.1016/j.humov.2008.12.003)]

[*Leen Van Gestel, Tinne De Laet, Enrico Di Lello, Herman Bruyninckx, Guy Molenaers, Anja Van Campenhout, Erwin Aertbeliën, Mike Schwartz, Hans Wambacq, Paul De Cock, and Kaat Desloovere. 2011. Probabilistic gait classification in children with cerebral palsy: A Bayesian approach. Research in Developmental Disabilities 32, 6 (Nov. 2011), 2542–2552. https://doi.org/10.1016/j.ridd.2011.07.004*]

[*Corina Nüesch, Victor Valderrabano, Cora Huber, Vinzenz von Tscharner, and Geert Pagenstert. 2012. Gait patterns of asymmetric ankle osteoarthritis patients. Clinical Biomechanics 27, 6 (July 2012), 613–618.* [*https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2011.12.016*](https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2011.12.016)]

[*Murad Alaqtash, Thompson Sarkodie-Gyan, Huiying Yu, Olac Fuentes, Richard Brower, and Amr Abdelgawad. 2011. Automatic classification of pathological gait patterns using ground reaction forces and machine learning algorithms. In 2011 Annual International*

*Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS). IEEE, 453–457.* [*https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011*](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011)*. 6090063*]

[*Ferdous Wahid, Rezaul K Begg, Chris J Hass, Saman Halgamuge, and David C Ackland. 2015. Classification of Parkinson’s disease gait using spatial-temporal gait features. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics 19, 6 (2015), 1794–1802.*]

[*Djordje Slijepcevic, Matthias Zeppelzauer, Anna-Maria Gorgas, Caterine Schwab, Michael Schüller, Arnold Baca, Christian Breiteneder, and Brian Horsak. 2017. Automatic classification of functional gait disorders. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics 22, 5 (2017), 1653–1661. https://doi.org/10.1109/JBHI.2017.2785682*]

[O. A. Galarraga C., V. Vigneron, B. Dorizzi, N. Khouri & E. Desailly (2015) Predicting postoperative knee flexion during gait of cerebral palsy children, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 18:sup1, 1940-1941, DOI: 10.1080/10255842.2015.1070583]

[Galarraga, Omar & Vigneron, Vincent & Dorizzi, Bernadette & Khouri, Nejib & Desailly, Eric. (2015). Estimation of Postoperative Knee Flexion at Initial Contact of Cerebral Palsy Children using Neural Networks. ICPRAM 2015 - 4th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods, Proceedings. 2. 10.5220/0005286503380342.]

[Galarraga C, O. A., Vigneron, V., Dorizzi, B., Khouri, N., & Desailly, E. (2017). Predicting postoperative gait in cerebral palsy. *Gait & posture*, *52*, 45–51. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.11.012>]

[pandas] McKinney, W., & others. (2010). Data structures for statistical computing in python. In *Proceedings of the 9th Python in Science Conference* (Vol. 445, pp. 51–56).

[numpy] Harris, C. R., Millman, K. J., van der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., … Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, *585*, 357–362. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>

[matplotlib] Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Science &amp; Engineering*, *9*(3), 90–95.

[seaborn] Waskom, M., Botvinnik,                 Olga, O&#x27;Kane,                 Drew, Hobson,                 Paul, Lukauskas,                 Saulius, Gemperline,                 David C, … Qalieh,                 Adel. (2017). *mwaskom/seaborn: v0.8.1 (September 2017)*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.883859>

[scipy] Virtanen, P., Gommers, R., Oliphant, T. E., Haberland, M., Reddy, T., Cournapeau, D., … SciPy 1.0 Contributors. (2020). SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods*, *17*, 261–272. <https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2>

[statsmodels] Seabold, S., & Perktold, J. (2010). statsmodels: Econometric and statistical modeling with python. In *9th Python in Science Conference*.

[scikit-learn] Pedregosa, F., Varoquaux, Ga"el, Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., … others. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, *12*(Oct), 2825–2830.

[xgboost] Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

[git] Chacon, S., & Straub, B. (2014). *Pro git*. Apress.

[github] github. (2020). *GitHub*. Retrieved from <https://github.com/>

[*Mullineaux, D. R., Milner, C. E., Davis, I. S. & Hamill, J. Normalization of ground reaction forces. J. Appl. Biomech. 22, 230–233 (2006).*]

[*Mullineaux, D. R., Milner, C. E., Davis, I. S. & Hamill, J. Normalization of ground reaction forces. J. Appl. Biomech. 22, 230–233 (2006).*]*,* [*Helwig, N. E., Hong, S., Hsiao-Wecksler, E. T. & Polk, J. D. Methods to temporally align gait cycle data. J. Biomech. 44, 561–566 (2011).*].

[*Sangeux, M. & Polak, J. A simple method to choose the most representative stride and detect outliers. Gait Posture 41, 726–730 (2015).*]

# Apéndice

## Apéndice 1. Repositorio del proyecto

El código fuente desarrollado para este proyecto está disponible en el repositorio GitHub: https://github.com/bernatsort/Therapy-Progress-Gait-Prediction.git