

Desarrollo y optimización geométrica de hemiprótosis de cadera con el método de elementos finitos e inteligencia artificial

2025

Ing. Melissa Yamileth Pérez Cruz



Universidad Autónoma de
Querétaro
Facultad de Ingeniería

Desarrollo y optimización geométrica de hemiprótosis de cadera con el método de elementos finitos e inteligencia artificial

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de

Maestro en Mecatrónica

Presenta

Ing. Melissa Yamileth Pérez Cruz

Dirigido por:

Dr. Luis Alberto Morales Hernández

Co-Director:

Dr. Genaro Rico Baeza

San Juan del Río, Qro. a 10 de diciembre del 2025

La presente obra está bajo la licencia:
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>



CC BY-NC-ND 4.0 DEED

Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional

Usted es libre de:

Compartir — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

La licenciante no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

Bajo los siguientes términos:



Atribución — Usted debe dar [crédito de manera adecuada](#), brindar un enlace a la licencia, e [indicar si se han realizado cambios](#). Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante.



NoComercial — Usted no puede hacer uso del material con [propósitos comerciales](#).



SinDerivadas — Si [remezcla, transforma o crea a partir](#) del material, no podrá distribuir el material modificado.

No hay restricciones adicionales — No puede aplicar términos legales ni [medidas tecnológicas](#) que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.

Avisos:

No tiene que cumplir con la licencia para elementos del material en el dominio público o cuando su uso esté permitido por una [excepción o limitación](#) aplicable.

No se dan garantías. La licencia podría no darle todos los permisos que necesita para el uso que tenga previsto. Por ejemplo, otros derechos como [publicidad, privacidad, o derechos morales](#) pueden limitar la forma en que utilice el material.



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Maestría en Ciencias (Mecatrónica)

**Desarrollo y optimización geométrica de hemiprótesis
de cadera con el método de elementos finitos e
inteligencia artificial**

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestro en Ciencias (Mecatrónica)

Presenta

Ing. Melissa Yamileth Pérez Cruz

Dirigido por

Dr. Luis Alberto Morales Hernández

Dr. Genaro Rico Baeza

Dr. Luis Alberto Morales Hernández
Presidente

Dr. Genaro Rico Baeza
Secretario

M.C. Enoc Tapia Méndez
Vocal

Dr. Gerardo Israel Pérez Soto
Suplente

Dr. Juan Primo Benítez
Suplente

San Juan del Río, Qro. a 10 de diciembre del 2025

Dedicatorias:

“Quien a Dios tiene, nada le falta”.

A mi familia, mi amor eterno.

A mis amigos, por el abrazo cálido.

A todas las mujeres que me precedieron.

A todas las que han luchado y han fallado.

A quien me enseñó el dolor que existe detrás de las palabras.

A quien me enseñó a luchar y a amar, Emmanuel.

A quien me reparó, Dios.

A mí yo de cinco años, que siempre quiso ser maestra.

A mí misma, que nunca me rendí.

Agradecimientos

Agradezco a Dios por darme la vida, la capacidad y la oportunidad de crecer a través de la ciencia.

Agradezco a mis padres por absolutamente todo, especialmente en los últimos meses de redacción que estuvieron acompañándome cuando la ansiedad nublaba mi mente y quebraba mis ojos. Si mil veces me hundía, mil y una veces nadaban al abismo por mí. Nunca me abandonaron, estuvieron ahí cada instante que los necesité. Gracias por cobijarme como cuando era una bebé. Cada día que pasa siguen siendo ejemplo de fortaleza. Agradezco a mis hermanos, mis compañeros de vida, porque a pesar de la distancia, siempre encontramos la manera de estar cerca. Siempre encontramos la manera de seguir siendo aquellos niños que jugaban debajo del pirul. Los amo tanto, a veces solo basta con sentarnos a escuchar música, con escuchar a Bran hablar de lo que sea que haya ocurrido en su vida, con escuchar a Bren cantar o escuchar a mis padres hablar de su pasado, para recordar lo hermosa que es la vida con una familia tan bonita. En fin, gracias por enseñarme a escuchar, en un mundo lleno de ruido y de maldad.

Agradezco a mis amigos, de manera especial a Carlos Eugenio, Axel, Emiliano, Citlalli, Carlos Chavero, Gustavo, Carlos Álvarez y Fernando; gracias por estar, por ser risa y compañía en los momentos gratos, pero también por ser oído y hombro ante mis pesares. Hicieron que estos dos años de maestría fueran sumamente especiales y sin duda, nunca los olvidaré. Me han demostrado que la amistad verdadera existe, que siempre están para escucharme y que a veces solo estamos a una llamada o cinco minutos de distancia; me han demostrado tanto que estoy orgullosa de tenerlos conmigo. Gracias por cuidarme.

Le agradezco al cuerpo sinodal por estar al pendiente de este trabajo y brindarme las herramientas necesarias para mi desarrollo personal y profesional. Le agradezco de manera particular al Dr. Genaro Rico Baeza por su disponibilidad y apoyo desde hace tantos años. Gracias por hacerme parte de sus ideas y recuerde que este es solo el comienzo.

Agradezco a la Universidad Autónoma de Querétaro y a la Facultad de Ingeniería SJR, que ha sido mi casa de estudios desde el 2018. A los docentes, administrativos y cuantos me han visto caminar por los pasillos de la Facultad, sepan que los llevo presentes; les agradezco por la amabilidad, el respeto y las sonrisas que me brindan todas las mañanas. Les agradezco de manera especial a los docentes que siempre han visto por mi bienestar y crecimiento profesional, gracias por extender su mano cada vez que los he necesitado.

Agradezco a la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) por la beca brindada durante la maestría (CVU 1345042), la cual fue fundamental para realizar el presente trabajo.

Le agradezco a todas aquellas personas que se tomaron el tiempo de ser parte de mis días, que sin esperar nada a cambio eran aliento para seguir adelante.

No sé si algún día vas a leer esto, pero te agradezco todo, hasta el dolor y la soledad. Cada herida me ha hecho más fuerte y más valiente. Gracias por lo genuino, por prestarme tus ojos para ver la vida desde otro enfoque y por recordarme que debo vivir la mía a mi manera. Llevo guardada tu risa, tus ojos achinados, el hermoso lunar que está cerca de tus labios y tu forma tan peculiar de girar la mirada cuando algo te incomoda, en un pequeño baúl que guardo debajo de mi coraza; los usé de inspiración en algunas ocasiones para escribir esta tesis. Te amo, Emmanuel.

Me agradezco a mí misma, porque cuando creí que la vida no podía doler más, apreté los puños y seguí luchando por todos aquellos que habían depositado su confianza en mí. Hubo días buenos, días malos y días pésimos, días en los que sólo podía respirar, pero no muy fuerte porque dolía demasiado. Todos tenemos una pequeña llama dentro de nosotros, la cual representa nuestros motivos, a veces se siente que se apaga porque la vida aprieta ferozmente, pero solo hay que detenerse a mirar hacia dentro —como si fuésemos un espejo—, hacer una evaluación crítica y encender el cerillo de la fortaleza, porque la llama siempre vuelve a arder. Me agradezco por la resiliencia, por siempre querer ser mejor, por la empatía y por la alegría que soy capaz de dar, pero ahora, también de recibir. Tú puedes, porque tu sistema de creencias es fuerte, porque quien a Dios tiene, nada le falta. Estoy orgullosa de mí, porque lo que en mi vida ocurre no son coincidencias ni es suerte, es el resultado de años de lucha y por fortuna, estoy cumpliendo los sueños que construí cuando tenía cinco años.

Hoy expreso textualmente que sí se pueden cumplir los sueños de la infancia. Nunca fui la niña más lista, simplemente fui la niña que soñó y empezó a trazar caminos donde los demás solo veían ruinas. Simplemente fui la niña que tuvo las ganas de ir contracorriente, aunque eso a veces significara nadar sin compañía. Una vez me preguntaron cómo es que siempre logro mis objetivos y cómo puedo ser tan determinada; la respuesta es simple: Dios nunca me ha abandonado. Lo plasmo aquí, para cuando la vida vuelva a doler enormemente, esto me ayude a encender la llama que hay en mi interior.

Resumen

La pérdida o modificación de masa ósea en el fémur es una de las principales causas del aflojamiento prematuro de los implantes de cadera, debido al fenómeno de protección contra el esfuerzo. En este trabajo se presenta una metodología de optimización inversa para el diseño de hemiprótosis de cadera adaptadas a pacientes mexicanos, con el objetivo de reducir dicho fenómeno bajo condiciones de caminata y trote. Se generaron cuatro modelos de vástagos mediante herramientas CAD y se evaluó su desempeño mecánico a fatiga conforme a la norma ISO 7206 utilizando MEF. Posteriormente, se construyó una base de datos paramétrica, con la cual se entrenaron modelos de IA para predecir y optimizar los valores de esfuerzos en las zonas proximal, medial y distal del fémur. Los resultados muestran que el diseño óptimo de hemiprótosis de cadera logra reducir el fenómeno de protección contra el esfuerzo en la zona proximal en un 10 % y 13 % para las condiciones de carga de caminar y trotar, respectivamente, en comparación con el modelo base sin optimizar. Estos hallazgos demuestran que la integración de MEF e IA constituye una estrategia efectiva para mejorar la transferencia de cargas al fémur.

Palabras clave: *hemiprótosis, inteligencia artificial, método de elementos finitos, optimización, protección contra el esfuerzo*

Abstract

Bone mass loss or remodeling in the femur is one of the main causes of premature loosening of hip implants, due to the “stress shielding” phenomenon. This work presents an inverse optimization methodology for the design of hip hemiprostheses adapted to Mexican patients, with the aim of reducing this phenomenon under walking and jogging load conditions. Four femoral stem models were generated using CAD tools, and their fatigue strength performance was evaluated according to the ISO 7206 standard through finite element analysis. Subsequently, a parametric database was built, which was used to train IA models capable of predicting and optimizing the stress values in the proximal, medial, and distal regions of the femur. The results show that the optimal hemiprosthesis design reduces the stress shielding effect in the proximal region by 10 % and 13 % for walking and jogging conditions, respectively, compared to the non-optimized baseline model. These findings demonstrate that integrating FEM and AI constitutes an effective strategy to improve load transfer to the femur.

Keywords: *artificial intelligence, finite element method, hemiprostheses, optimization, stress shielding*

Índice

Índice de cuadros

Índice de figuras

1	Introducción	2
1.1	Antecedentes	3
1.2	Descripción del problema	6
1.3	Justificación	6
1.4	Objetivos	7
1.4.1	Objetivo general	7
1.4.2	Objetivos específicos	7
1.5	Hipótesis	7
1.6	Planteamiento general	7
2	Fundamentación teórica	9
2.1	Anatomía del fémur	9
2.1.1	Estructura ósea del fémur	10
2.1.2	Prótesis de cadera y sus partes	11
2.2	Método de elemento finito	12
2.2.1	Tipos de elementos utilizados en el método de elementos finitos .	13
2.2.2	Teoría de contactos para análisis de elemento finito	14
2.3	Materiales metálicos biocompatibles	16
2.4	Teoría de fatiga	16
2.5	Inteligencia artificial	17
2.5.1	Algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado	17
2.5.2	Métricas de rendimiento de modelos con IA	20
3	Metodología	22
3.1	Adquisición de datos y modelado geométrico	22
3.2	Análisis de resistencia a la fatiga bajo la norma ISO 7206 mediante MEF	25
3.3	Implantación de la prótesis en el fémur y evaluación mediante MEF de la protección contra el esfuerzo	27
3.4	Parametrización del modelo de hemiprótesis de cadera	29
3.5	Proceso de optimización inversa con Optislang	31
3.5.1	Descripción general del proceso	32
3.5.2	Construcción del metamodelo (MOP)	33
3.5.3	Función objetivo y restricciones	34
3.5.4	Algoritmos de optimización e hiperparámetros	35
3.5.5	Criterios para aceptar la solución óptima	37
3.6	Proceso de optimización inversa manual con Python	37
4	Resultados y discusión	40

4.1	Modelos computacionales de hemiprótosis de cadera	40
4.2	Comportamiento mecánico de la hemiprótosis de cadera aplicando las condiciones de carga de la norma ISO 7206	41
4.3	Implantación de hemiprótosis en el hueso	44
4.4	Optimización con algoritmos de IA	51
4.4.1	Condición de caminar	51
4.4.2	Condición de trotar	55
4.4.3	Comparación de modelos optimizados	58
4.4.4	Respuesta a la fatiga del implante optimizado	60
5	Conclusiones	62
	Referencias	63
6	Anexos	67
6.1	Proceso de optimización inversa manual (código)	67

Índice de cuadros

2.1	Métodos más comunes utilizados en ML [49]	19
3.1	Parámetros antropométricos del fémur	23
3.2	Valores típicos empleados en el diseño de implantes de cadera	23
3.3	Propiedades mecánicas de los materiales empleados en las simulaciones con MEF	25
3.4	Datos correspondientes a la cantidad de ciclos y esfuerzos para los materiales empleados en las simulaciones de fatiga	27
3.5	Condiciones de carga para la actividad de caminar y trotar	29
3.6	Parámetros definidos en el modelo de hemiprótosis de cadera	31
4.1	Resultados de simulación bajo condiciones de carga de la norma ISO 7206 para la prueba de vástago	41
4.2	Resultados de simulación bajo condiciones de carga de la norma ISO 7206 para la prueba de cuello	42
4.3	Resultados de desplazamientos y posición de los nodos en el fémur bajo condiciones de carga de caminado y trotado (mm)	47
4.4	Resultados de esfuerzos de von Mises (MPa) en el fémur bajo condiciones de carga de caminado y trotado	48
4.5	Resultados obtenidos en el fémur con la aplicación de algoritmos de IA para la condición de caminar	52
4.6	Dimensiones recomendadas por los modelos de IA para la condición de caminar	52
4.7	Fidelidad de los modelos en predicción para la condición de caminar	53
4.8	Fidelidad global de los modelos para la condición de caminar	53
4.9	Resultados obtenidos en el fémur con la aplicación de algoritmos de IA para la condición de trotar	55
4.10	Dimensiones recomendadas por los modelos de IA para la condición de trotar	55

4.11	Fidelidad de los modelos en predicción para la condición de trotar	56
4.12	Fidelidad global de los modelos para la condición de trotar	56
4.13	Respuesta del modelo de caminar en ambas condiciones de carga	59
4.14	Respuesta del modelo de trotar en ambas condiciones de carga	59
4.15	Resultados numéricos de la prueba de resistencia a la fatiga en vástago y cuello para el modelo optimizado de trotar	61

Índice de figuras

2.1	Fémur humano, a) Partes principales, b) Zonas del hueso (autoría propia) . .	10
2.2	Representación gráfica de las principales zonas del fémur (autoría propia) . .	11
2.3	Partes de una prótesis de cadera [38]	12
2.4	Modelos bidimensionales. a) prensa discretizada, b) manubrio de bicicleta dis- cretizado [39]	13
2.5	Elementos tridimensionales, a) elementos tetraédricos con cuatro y diez no- dos, b) elementos hexaédricos con ocho y veinte nodos, c) elemento hexaedro irregular [39]	14
3.1	Diagrama metodológico (autoría propia)	22
3.2	Formas de vástago. a) Perfil con forma McKee Farrar, b) Perfil con forma Tronzo (autoría propia)	24
3.3	Secciones transversales, a) tipo C.A.D., b) tipo Stanmore (autoría propia) . .	24
3.4	Condiciones de frontera empleadas para el análisis de resistencia a la fatiga bajo la norma ISO 7206. a) Posición del implante, b) Condiciones de frontera para el análisis de resistencia a la fatiga en vástago, c) Condiciones de frontera para el análisis de resistencia a la fatiga en cuello (autoría propia)	26
3.5	Prótesis implantada en el fémur a) Vista lateral, b) Vista posterior (autoría propia)	28
3.6	Condiciones de frontera a) fémur natural, b) fémur con implante, c) malla de fémur con implante (autoría propia)	29
3.7	Modelo de hemiprótesis parametrizado (autoría propia)	30
3.8	Proceso de creación del MOP con Optislang (autoría propia)	32
3.9	Proceso de optimización inversa manual con Python (autoría propia)	37
3.10	Pseudocódigo del proceso de optimización inversa manual con Python (autoría propia)	39
4.1	Modelos 3D de vástagos de cadera creados a) modelo 1, b) modelo 2, c) modelo 3, d) modelo 4 (autoría propia)	40
4.2	Resultados en mm de desplazamiento para prueba de vástago y cuello, a) modelo 1, b) modelo 2, c) modelo 3, d) modelo 4 (autoría propia)	43
4.3	Resultados en MPa de esfuerzos de von Mises para prueba de vástago y cuello a) modelo 1, b) modelo 2, c) modelo 3, d) modelo 4 (autoría propia)	44

4.4	Resultados de desplazamientos en milímetros (mm) bajo condición de carga de caminado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)	46
4.5	Resultados de desplazamientos en milímetros (mm) bajo condición de carga de trotado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)	47
4.6	Resultados de esfuerzos de von Mises en MPa bajo condición de carga de caminado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)	49
4.7	Resultados de esfuerzos de von Mises en MPa bajo condición de carga de trotado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)	50
4.8	Porcentaje de protección contra el esfuerzo generado en el fémur. a) Condición de caminado, b) Condición de trotado (autoría propia)	51
4.9	Efecto de protección contra el esfuerzo para la condición de caminar (autoría propia)	54
4.10	Comparación de modelos geométricos para la condición de caminar, a) Modelo base (Modelo 1), b) Modelo optimizado con Optislang, c) Modelo optimizado con GP (autoría propia)	54
4.11	Efecto de protección contra el esfuerzo para la condición de trotar (autoría propia)	57
4.12	Comparación de modelos geométricos para la condición de caminar, a) Modelo base (Modelo 1), b) Modelo optimizado con Optislang, c) Modelo optimizado con GP (autoría propia)	58
4.13	Comparación geométrica de modelos de hemiprótosis, a) Modelo base (Modelo 1), b) Modelo de Optislang para la condición de caminar, c) Modelo de Optislang para la condición de trotar (autoría propia)	60
4.14	Deformaciones y esfuerzos de von Mises para la norma ISO 7206, a) prueba de vástago, b) prueba de cuello (autoría propia)	61

1. Introducción

Considerando el incremento poblacional que se ha presentado en los últimos años y destacando que en noviembre de 2022 se registró una población mundial de 8,000 millones de personas según lo que reportan las Naciones Unidas [1], es posible inferir que este aumento tiene un impacto directo en la demanda de diferentes tipos de prótesis. Una prótesis se define como el dispositivo empleado para reemplazar, de manera parcial o total, una parte interna del ser humano con fines estructurales o funcionales, como lo menciona Suárez Tinoco [2]. A nivel mundial existen cinco tipos principales de prótesis: de cadera, de rodilla, de tobillo, de codo y de hombro; de estas, el reemplazo de la articulación de la rodilla es el más común con 1,544,961 intervenciones primarias, seguido por el reemplazo de la articulación de la cadera con 1,448,541 intervenciones primarias, de acuerdo con el National Joint Registry (NJR) [3], que se encarga de registrar y monitorear el comportamiento de los implantes en distintas partes del mundo. El panorama en México no dista del que se presenta a nivel mundial, ya que la fractura de cadera es la principal consecuencia cuando un adulto sufre una caída o padece osteoporosis; lo cual condujo a que en el año 2022 se llevaran a cabo más de 10,000 intervenciones quirúrgicas, según el Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS) [4], que se encarga del 80 % de las cirugías del país.

La intervención quirúrgica de cadera también es llamada artroplastia de cadera, que consiste en reemplazar determinados componentes de la articulación. Existen dos tipos de procedimientos quirúrgicos: la artroplastia total de cadera, en la que se sustituyen los componentes principales de la articulación (acetábulo y cabeza femoral) y la artroplastia parcial de cadera, que reemplaza únicamente el componente femoral (que comprende la cabeza y cuello del fémur). El tipo de prótesis a utilizar depende del padecimiento que tenga el paciente; por ejemplo, la artroplastia total de cadera generalmente se usa en pacientes que tienen enfermedades degenerativas, como la artrosis, mientras que la artroplastia parcial de cadera se emplea cuando existe una fractura del cuello del fémur en adultos, como menciona Fernández Arteaga [5]. Para atender cada una de las necesidades previas, existen las prótesis totales y parciales de cadera, estas últimas también son llamadas hemiprótesis de cadera.

El diseño de componentes femorales presenta varios desafíos debido a que estos se colocan dentro del cuerpo, lo que provoca respuestas del organismo ante la presencia del implante y conlleva diversas repercusiones. Algunos de los inconvenientes más comunes son el fenómeno de resorción ósea y protección contra el esfuerzo (también llamado “stress shielding”). La resorción ósea se refiere al efecto que ocurre como resultado de la interacción hueso-implante, provocando así el desgaste del material de la prótesis, lo que conlleva la formación de partículas, que a su vez conducen a una respuesta biológica compleja, causando el “aflojamiento aséptico” [6]. Por otro lado, la protección contra el esfuerzo se manifiesta debido a la alta rigidez de la prótesis en comparación con la del fémur. Al ser el implante el principal soporte de carga, el fémur comienza a degradarse, lo que resulta en el aflojamiento o inestabilidad del implante. Estos problemas pueden solucionarse mediante la modificación de la geometría, el material y el proceso de fabricación de los componentes protésicos.

El objetivo principal de este trabajo de tesis es encontrar un modelo de hemiprótosis de cadera que sea capaz de reducir el fenómeno de protección contra el esfuerzo en el hueso del fémur mediante la modificación de sus parámetros geométricos. Los resultados esperados de aplicar el proceso de optimización inversa mediante herramientas de IA permitirán encontrar los parámetros recomendados para disminuir la diferencia de esfuerzos en tres zonas específicas del fémur bajo dos condiciones de carga (caminar y trotar). Este trabajo está distribuido a lo largo de cinco capítulos, en el capítulo 1 se dará una introducción al tema así como se observará la revisión de trabajos anteriores relacionados con el tema, en el capítulo 2 se revisará la fundamentación teórica necesaria para realizar el presente trabajo, en el capítulo 3 se presenta la metodología utilizada, la cual muestra los pasos empleados para resolver la problemática planteada, en el capítulo 4 se plasman los resultados obtenidos y, por último, en el capítulo 5 se tienen las conclusiones y perspectivas a futuro.

1.1. Antecedentes

Para abordar los problemas asociados a los implantes de cadera, se analiza la repercusión de la geometría del implante en la magnitud y distribución de esfuerzos en el fémur. Por ejemplo, en [7] se evaluaron varios vástagos de cadera con diferentes secciones transversales y tres biomateriales (Cr-Co-Mo, acero inoxidable 316L, Ti-6Al-4V) utilizando el Método de Elemento Finito (MEF). Encontraron que la aleación de titanio presenta esfuerzos más bajos que las otras dos aleaciones. Además, señalaron que las secciones transversales circulares y elípticas lograron una distribución de esfuerzos más uniforme a lo largo del vástago, en comparación con las secciones trapezoidales y ovaladas. En la actualidad, los análisis de la geometría de los implantes se enfocan no solo en su diseño, sino también en su optimización. En [8] se realizó la optimización topológica de un implante de cadera y se analizó con MEF empleando contactos no lineales entre el hueso y la prótesis, con el objetivo de disminuir el efecto de protección contra el esfuerzo y mostrar una nueva metodología para rediseñar implantes de cadera. En [9] se evaluaron 16 configuraciones diferentes de implantes, basándose en prótesis presentadas en la literatura. La evaluación de cada implante se realizó empleando el MEF bajo las mismas condiciones de frontera, midiendo los esfuerzos y deformaciones. Esta metodología permitió comparar las características de los diferentes modelos y proponer una nueva geometría para el implante, logrando una reducción de esfuerzos de 9.6 % en comparación con el vástago de referencia.

Otra manera de abordar los problemas de diseño es mediante la incorporación de estructuras celulares en el implante. Los autores de [10] aplicaron optimización topológica a un diseño de prótesis de cadera constituida por estructuras celulares 3D. Mediante MEF demostraron que su diseño redujo un 50 % la protección contra el esfuerzo respecto a un implante genérico. En [11] se diseñó y optimizó la topología de un implante empleando estructuras celulares bioinspiradas. Los modelos analizados lograron reducir 38 % del peso del implante respecto a la versión sólida y comprobaron que su diseño optimizado es capaz de soportar hasta dos veces las cargas in vivo. En [12] se realizó el diseño y análisis de un implante de cadera compuesto de estructuras porosas bajo diferentes condiciones de carga empleando MEF.

Los autores concluyeron que estas prótesis presentan menor rigidez que un material sólido, lo que ayuda a prevenir el aflojamiento aséptico y reduce la necesidad de cirugía de revisión. En [13] se efectuó la comparación de diferentes prótesis (una comercial y dos nuevas) empleando el MEF, a cada modelo se le asignó una estructura celular; se determinó que gracias a la incorporación de estructuras celulares se logra una reducción del efecto protección contra el esfuerzo, independiente de la geometría y la forma de la prótesis empleada. En el trabajo de [14] se presentó una metodología para optimizar un implante de cadera. En este estudio se consideraron restricciones en varias variables, como la escala de longitud, porosidad y tamaño de poro. Su modelo demostró ser capaz de reducir el riesgo de fractura y resorción ósea. En [15] se empleó MEF para validar el comportamiento de un fémur humano con un implante total de cadera, y se evaluó la influencia de los parámetros geométricos en el desarrollo de fractura periprotésica durante un tropiezo. En el Centro de Tecnología Avanzada del estado de Querétaro (CIATEQ) se desarrolló un implante parcial de cadera personalizado, empleando datos provenientes de una tomografía computarizada y estructuras celulares considerando la condición clínica del paciente; con lo que se demostró que su metodología puede reproducirse para diferentes características de tejido [16]. En el estado de Querétaro solo se tiene registro de este trabajo relacionado con diseño de implantes de cadera. En la Universidad Autónoma de Querétaro no se tiene registro de trabajos relacionados con el diseño de implantes femorales que incluyan análisis de esfuerzos, ya sea en la prótesis individual o implantada, y mucho menos optimizada. El trabajo con mayor relación con este tipo de investigación es el desarrollo de un molde para obtener modelos de un fémur [17].

Los materiales biocompatibles son los ideales para la fabricación de componentes femorales; sin embargo, a raíz de los problemas que estos pueden presentar en el ser humano debido a las partículas que se generan por fricción en la interfaz implante-hueso, desde hace tiempo se ha buscado la manera de emplear nuevos materiales. En el trabajo de [18] se analizó mediante MEF una prótesis funcionalmente graduada, esto es, que los materiales asignados a la prótesis están compuestos de dos o más porciones de materiales. En su estudio, emplearon combinaciones de Titanio-hidroxiapatita “Ti-HA”, Cromo-Cobalto-Hidroxiapatita “CrCo-HA” y Cromo-Cobalto-Titanio-Hidroxiapatita “CrCo-Ti-HA” para evaluar el comportamiento de los esfuerzos en la prótesis, el cemento y el fémur. Los resultados mostraron una reducción superior al 30 % en los esfuerzos de von Mises en el vástago de la prótesis. En otro estudio [19], se utilizó MEF para investigar prótesis femorales funcionalmente graduadas con combinaciones de acero inoxidable-hidroxiapatita “SS316L-HA” y titanio-hidroxiapatita “Ti-HA”. Se evaluaron diferentes configuraciones geométricas, tanto en perfiles como en secciones transversales. Los resultados indicaron un aumento del 22 % en la densidad de energía de deformación en la parte proximal del fémur con estos materiales, lo que implica una reducción del efecto de protección contra el esfuerzo y de la resorción ósea. En [20] se realizó un análisis mediante MEF de un vástago de cadera para evaluar el efecto de la nueva aleación Ti-20Zr-3Mo-3Sn, con un módulo de Young aproximado de 50 GPa, en comparación con la aleación Ti-6Al-4V, cuyo módulo de Young es de 110 GPa. Los resultados mostraron que el uso de la nueva aleación puede reducir en un 45.5 % el efecto de protección contra el esfuerzo respecto a la aleación de Ti-6Al-4V.

Para realizar un análisis mediante MEF, es necesario conocer las propiedades mecánicas de los materiales que se pretenden emplear. El fémur está compuesto por tres estructuras principales: hueso cortical, hueso trabecular y médula ósea, lo que dificulta la representación precisa de sus propiedades mecánicas. Debido a esta complejidad, se han investigado diversas estrategias para modelar el material óseo. En [21] se aplicó la teoría de elasticidad micropolar lineal e isotrópica para modelar el hueso con y sin implante. En [22] se desarrolló un método de optimización para maximizar la rigidez de huesos artificiales mediante microestructuras celulares, demostrando que el modelo predice eficazmente las características principales de las microestructuras corticales y trabeculares del hueso natural. Asimismo, en [23] se propuso una metodología para predecir el efecto de remodelación ósea en el fémur alrededor de la prótesis, empleando optimización topológica y un modelo celular parametrizado.

Las estrategias de diseño comúnmente empleadas en ingeniería hacen uso de dos herramientas clave: el diseño asistido por computadora (CAD) y MEF. Abas, al emplearse de manera conjunta, permiten analizar geometrías irregulares y condiciones de contorno complejas. Sin embargo, el MEF presenta limitaciones asociadas a la calidad de los elementos de la malla en el análisis de estructuras anatómicas y de la mecánica ósea, lo que genera simulaciones con elevados tiempos de cómputo. Por ello, la literatura ha propuesto el uso de algoritmos de aprendizaje máquina (ML) como una alternativa prometedora para reducir el tiempo de simulación, sin comprometer la precisión [24]. En la última década se han explorado métodos eficientes para diseñar prótesis mediante la incorporación de algoritmos de ML en las metodologías de optimización. En [25] se diseñó una prótesis comercial de vástago corto con el objetivo de optimizar su geometría; se aplicaron redes neuronales artificiales (ANN) y máquinas de soporte vectorial (SVM) junto con un algoritmo de búsqueda de patrones, obteniendo una geometría que minimiza los esfuerzos asociados al efecto de protección contra el esfuerzo. En [26] se integraron algoritmos de ML y MEF para identificar pacientes con mayor riesgo de fractura de cadera; se aplicó SVM con función de base radial (RBF), regresión logística, redes neuronales poco profundas y bosques aleatorios (RF), observando que SVM presentó el mejor desempeño en las configuraciones elementales. Por otra parte, en [27] se emplearon varios algoritmos de IA, como regresión de árbol de decisión (DTR), regresión lineal, regresión de cresta (RR), regresión de lazo (LSR), red elástica (EN) y regresión de perceptrón multicapa (MLP), para validar los resultados de simulaciones con MEF en un vástago semiporoso y predecir los esfuerzos en distintas secciones del fémur. En [28] se combinaron algoritmos de ML y MEF para determinar parámetros de diseño óptimos en un implante de cadera personalizado basado en un modelo comercial; mediante un modelo inverso de RF lograron identificar los parámetros que reducen significativamente los esfuerzos en el fémur. Asimismo, en [29] se propuso una nueva estrategia para el diseño de prótesis de cadera personalizadas mediante un enfoque sin malla y algoritmos de ML como RF, concluyendo que estos métodos son herramientas confiables para la selección personalizada de implantes y ofrecen análisis rápidos y rentables para su evaluación médica.

La información presentada evidencia la necesidad de optimizar el diseño de hemiprótesis de cadera. En este contexto, los algoritmos de IA representan una herramienta con alto potencial. Los estudios revisados emplean estos algoritmos para predecir los esfuerzos en

función de las variables geométricas de los implantes comerciales, con el objetivo de optimizar los modelos. En este trabajo se propone una metodología de diseño que integra los resultados de los análisis por MEF del modelo de hemiprótosis propuesto y su interacción con el fémur, mediante el uso de algoritmos de IA.

1.2. Descripción del problema

La artroplastia de cadera continúa siendo una de las intervenciones quirúrgicas más frecuentes a nivel nacional e internacional. Se estima que, tras una cirugía exitosa, el paciente puede recuperar la movilidad sin presentar molestias durante un periodo de hasta 15 años. Sin embargo, existe la posibilidad de un fracaso prematuro de la operación, lo que conlleva la necesidad de cirugías de revisión. Estas intervenciones adicionales representan un riesgo considerable para la salud del paciente, especialmente en adultos mayores, debido a que las complicaciones pueden incluir eventos cardíacos, pulmonares o incluso letales [30]. Las causas que originan la necesidad de una cirugía de revisión son diversas, aunque con frecuencia se relacionan con la interacción entre el hueso y el implante, siendo el aflojamiento protésico una de las más comunes. Dicho aflojamiento se debe a la pérdida o modificación de masa ósea alrededor del implante, originada por el fenómeno de protección contra el esfuerzo. Este fenómeno ocurre porque el material de la prótesis posee una rigidez significativamente mayor que la del hueso, lo que provoca que la prótesis soporte la mayor parte de las cargas externas y altere el patrón natural de esfuerzos en el fémur. De acuerdo con la Ley de Wolff, la estructura ósea se adapta en función de las cargas mecánicas que soporta; por lo tanto, en las zonas de mayor esfuerzo la masa ósea tiende a incrementarse, mientras que en las regiones con esfuerzos reducidos se produce reabsorción ósea. Con el tiempo, este proceso puede generar micromovimientos en la interfaz hueso-implante y, eventualmente, conducir al aflojamiento protésico.

1.3. Justificación

La artroplastia de cadera continúa siendo una de las intervenciones quirúrgicas más frecuentes a nivel nacional e internacional. Se estima que, tras una cirugía exitosa, el paciente puede recuperar la movilidad sin presentar molestias durante un periodo de hasta 15 años. Sin embargo, existe la posibilidad de un fracaso prematuro de la operación, lo que conlleva la necesidad de cirugías de revisión. Estas intervenciones adicionales representan un riesgo considerable para la salud del paciente, especialmente en adultos mayores, debido a que las complicaciones pueden incluir eventos cardíacos, pulmonares o incluso letales [30]. Las causas que originan la necesidad de una cirugía de revisión son diversas, aunque con frecuencia se relacionan con la interacción entre el hueso y el implante, siendo el aflojamiento protésico una de las más comunes. Dicho aflojamiento se debe a la pérdida o modificación de masa ósea alrededor del implante, originada por el fenómeno de protección contra el esfuerzo. Este fenómeno ocurre porque el material de la prótesis posee una rigidez significativamente mayor que la del hueso, lo que provoca que la prótesis soporte la mayor parte de las cargas externas y altere el patrón natural de esfuerzos en el fémur. De acuerdo con la Ley de Wolff, la es-

estructura ósea se adapta en función de las cargas mecánicas que soporta; por lo tanto, en las zonas de mayor esfuerzo la masa ósea tiende a incrementarse, mientras que en las regiones con esfuerzos reducidos se produce reabsorción ósea. Con el tiempo, este proceso puede generar micromovimientos en la interfaz hueso-implante y, eventualmente, conducir al aflojamiento protésico.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Desarrollar una hemiprótosis de cadera mediante el método de elemento finito e inteligencia artificial, con el fin de lograr una transferencia de esfuerzos en el fémur con implante similar a la de un fémur sano, y proporcionar una metodología de diseño aplicable al desarrollo de prótesis de cadera personalizadas.

1.4.2. Objetivos específicos

- Parametrizar el modelo propio de hemiprótosis de cadera, determinando los rangos de variación dimensional en función de los parámetros reportados en la literatura y las características específicas de un fémur similar al de la población mexicana, con el fin de identificar los valores dentro de los cuales se puede modificar el implante.
- Evaluar mediante el método de elementos finitos los esfuerzos y deformaciones del fémur y los modelos de hemiprótosis insertados en el mismo, bajo condiciones de carga de caminar y trotar.
- Recopilar datos de simulaciones del fémur con y sin implante, aplicar métodos de IA para identificar patrones y analizar los resultados para generar un nuevo modelo computacional de hemiprótosis de cadera optimizado.
- Realizar el análisis del nuevo modelo optimizado mediante el método de elementos finitos, con la finalidad de comparar los resultados de simulación del modelo optimizado con los del fémur sin implante.

1.5. Hipótesis

La aplicación del método de elemento finito combinado con técnicas de inteligencia artificial permitirá optimizar la geometría del vástago de una hemiprótosis de cadera, logrando una transferencia de esfuerzos con una diferencia inferior al 20 % respecto a la de un fémur sin implante.

1.6. Planteamiento general

Existen diversos factores que contribuyen a la falla de implantes de cadera, entre ellos la fractura ósea, la trombosis venosa profunda, la dislocación, la falla del músculo abductor,

las infecciones (movilización séptica), la ruptura de componentes y el aflojamiento protésico o “movilización aséptica” [31]. Una de las principales causas de las cirugías de revisión de prótesis de cadera es precisamente el aflojamiento del implante, el cual se produce por la modificación de la masa ósea alrededor de la prótesis tras su inserción. De manera natural, la masa ósea del fémur se distribuye de forma que pueda soportar las cargas a las que se somete durante las actividades cotidianas. De acuerdo con la Ley de Wolff, la masa ósea aumenta o disminuye en función de los esfuerzos aplicados. No obstante, cuando una prótesis se inserta en el fémur, la distribución de esfuerzos se altera significativamente, ya que el implante pasa a ser el principal elemento que recibe los estímulos externos.

Para atender esta necesidad, la simulación mediante MEF representa una herramienta fundamental para evaluar el comportamiento mecánico, principalmente los esfuerzos y deformaciones, de una prótesis insertada en el fémur. Sin embargo, no fue la única herramienta empleada; la IA también desempeñó un papel esencial en el desarrollo de este trabajo, ya que permite encontrar soluciones a problemas de distinta naturaleza mediante distintos tipos de algoritmos. Ambas herramientas se utilizaron de manera complementaria, puesto que MEF, por sí solo, requiere un alto costo computacional, lo que hace que el proceso de optimización sea complejo y demandante.

En una primera etapa, se consideraron factores geométricos de un fémur representativo de la población mexicana y, con base en ello, se diseñaron varios modelos de hemiprótesis de cadera. Estos modelos fueron sometidos a análisis de resistencia a la fatiga conforme a condiciones de carga establecidas en la norma ISO 7206. El modelo con mejor desempeño mecánico fue parametrizado para generar nuevas configuraciones dentro de rangos definidos. Cada modelo de hemiprótesis se insertó en un fémur computacional con el propósito de evaluar el comportamiento mecánico del hueso mediante simulaciones con MEF bajo condiciones de carga de caminata y trote. La información obtenida de las simulaciones fue posteriormente adaptada a un formato adecuado para su procesamiento con IA, a partir del cual se entrenaron distintos algoritmos de IA para predecir valores numéricos correspondientes a los parámetros de diseño de las hemiprótesis de cadera.

Las principales limitaciones de esta investigación se deben a que las simulaciones mediante MEF se realizaron empleando un modelo computacional de un fémur no derivado de una tomografía computarizada. Por esta razón, se le asignaron al hueso las propiedades mecánicas como un material homogéneo e isotrópico. Además, el modelo tridimensional de la hemiprótesis de cadera se diseñó con base en las dimensiones antropométricas de personas adultas reportadas en [32], [33], complementadas con las dimensiones geométricas descritas en la literatura [11]. Otro reto relevante consistió en la generación de las bases de datos provenientes de los resultados de simulación, las cuales fueron utilizadas para entrenar los algoritmos de IA y llevar a cabo la optimización geométrica del modelo computacional de la hemiprótesis de cadera.

2. Fundamentación teórica

En esta sección se abordan distintos conceptos teóricos fundamentales para la presente investigación. Se incluyen descripciones teóricas relacionadas con los fenómenos físicos que explican la interacción hueso-implante y el manejo de datos, así como los algoritmos para su análisis. Esta investigación aborda la interconexión de distintas disciplinas como la mecánica y la inteligencia artificial (IA), orientada hacia la salud del ser humano. Al tener un enfoque interdisciplinario, se busca seleccionar las herramientas necesarias de cada grupo antes mencionado para generar nuevos diseños optimizados de hemiprótosis de cadera.

2.1. Anatomía del fémur

El hueso más grande del ser humano es el fémur y su función principal es soportar la fuerza debida al peso corporal durante las actividades diarias. El hueso del fémur se divide en tres secciones principales debido a su gran tamaño: epífisis superior, diáfisis y epífisis inferior, las cuales se aprecian en la Figura 2.1b. La epífisis superior es la zona donde se encuentra la cabeza femoral y conecta con la articulación de la cadera. La diáfisis es la parte media del fémur; es larga y estrecha. La epífisis inferior es el extremo inferior del fémur que forma parte de la articulación de la rodilla. [34], [35].

Debido a que el fémur es un hueso de gran tamaño, es importante conocer su anatomía y las partes principales que lo constituyen, las cuales se enuncian a continuación en referencia a la figura 2.1a.

- Cabeza femoral: es una superficie lisa con forma esférica, que se encuentra cubierta de una capa de cartílago espeso y está situada en la parte interior del fémur.
- Cuello: conecta el cuerpo del fémur con la cabeza femoral y además se encarga de sostenerla.
- Trocánter mayor: es uno de los dos relieves más importantes del hueso (protuberancia ósea), es esencial porque permite el funcionamiento mecánico del cuerpo a través de brindar soporte a músculos como el glúteo mayor, glúteo medio, los gemelos y el cuadrado femoral, los cuales permiten que se realice la abducción y la rotación interna/externa de la cadera.
- Trocánter menor: es un relieve pequeño que se encuentra por debajo del cuello. Al igual que el trocánter mayor, en este se inserta el músculo psoas-ilíaco, el cual es responsable de la flexión de la cadera.
- Cóndilo medial y lateral: son dos zonas óseas pertenecientes a la epífisis inferior; el cóndilo medial se encuentra más cercano a la línea imaginaria que divide el cuerpo humano a la mitad y el cóndilo lateral es el que se encuentra más retirado de la línea. Ambos cóndilos se articulan con la tibia.

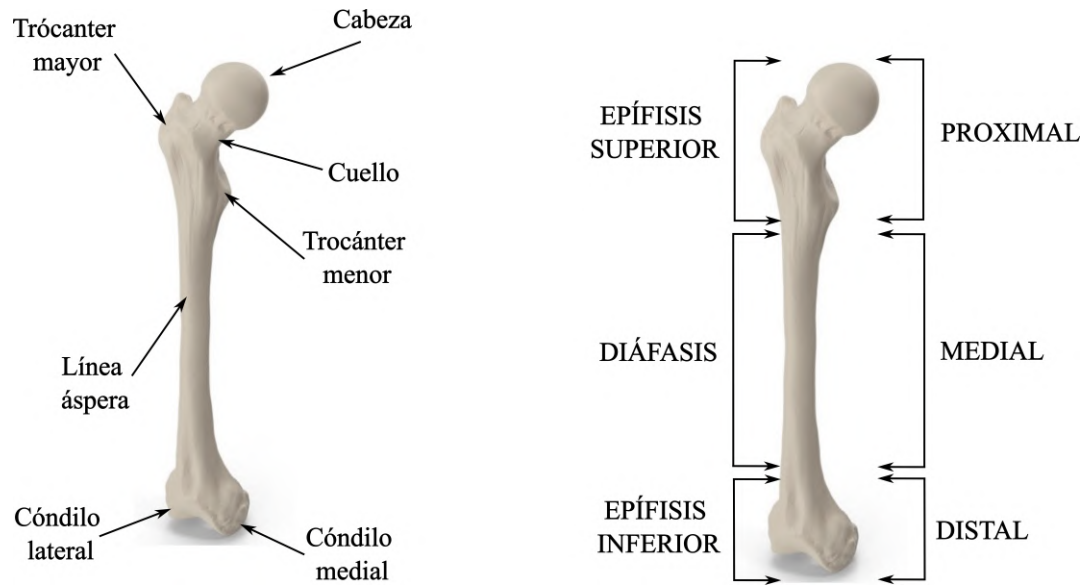


Figura 2.1: Fémur humano, a) Partes principales, b) Zonas del hueso (autoría propia)

2.1.1. Estructura ósea del fémur

Conocer la estructura interna de un componente óseo permite que se determine el comportamiento mecánico del mismo. El hueso del fémur tiene propiedades mecánicas excepcionales, lo que lo caracteriza como un material biológicamente complejo. La complejidad de este material radica en que los huesos poseen un comportamiento dinámico debido a que tienen un abundante suministro de sangre y permanecen activos durante el periodo de vida del ser humano. De acuerdo con la ley de Wolff, estos tejidos tienen la capacidad de adaptar su estructura conforme al tipo de excitación que estén recibiendo; básicamente se trata de un mecanismo de autorregulación en función de la resistencia que debe soportar el elemento. En las zonas del hueso que reciben una mayor cantidad de carga, se genera un aumento de masa y densidad ósea; por otro lado, si la zona está sometida a bajas tensiones, la masa ósea se verá reducida, lo que conlleva que esa área se vuelva menos densa y más débil [30].

De manera general, el hueso del fémur tiene tres regiones principales que constan de una estructura diferente y, por lo tanto, poseen diferentes propiedades mecánicas: hueso cortical o compacto, hueso trabecular o esponjoso, y la médula ósea [12]. El hueso cortical es denso y forma una capa dura que recubre el fémur en su periferia; por lo cual, es el responsable de contribuir mayormente a la resistencia y rigidez del hueso. El hueso trabecular es una estructura porosa que se encarga de rellenar los espacios interiores del fémur y su función corresponde a adicionar la capacidad de absorber la energía. La médula ósea se ubica en la zona media del fémur (diáfisis), es un tejido poroso debido a la alta presencia de vasos sanguíneos y hay dos tipos: roja y amarilla, la primera convierte sus células madre en glóbulos rojos, blancos y plaquetas, mientras que la amarilla contiene mayormente grasa y transforma sus células madre en cartílago, grasa o células óseas [36], [37]. En la figura 2.2 se pueden observar los principales tejidos que conforman el hueso del fémur, pero es importante aclarar

que las propiedades mecánicas de los huesos no varían solo entre ellos, sino que, dentro del mismo hueso, su microestructura es cambiante [36].

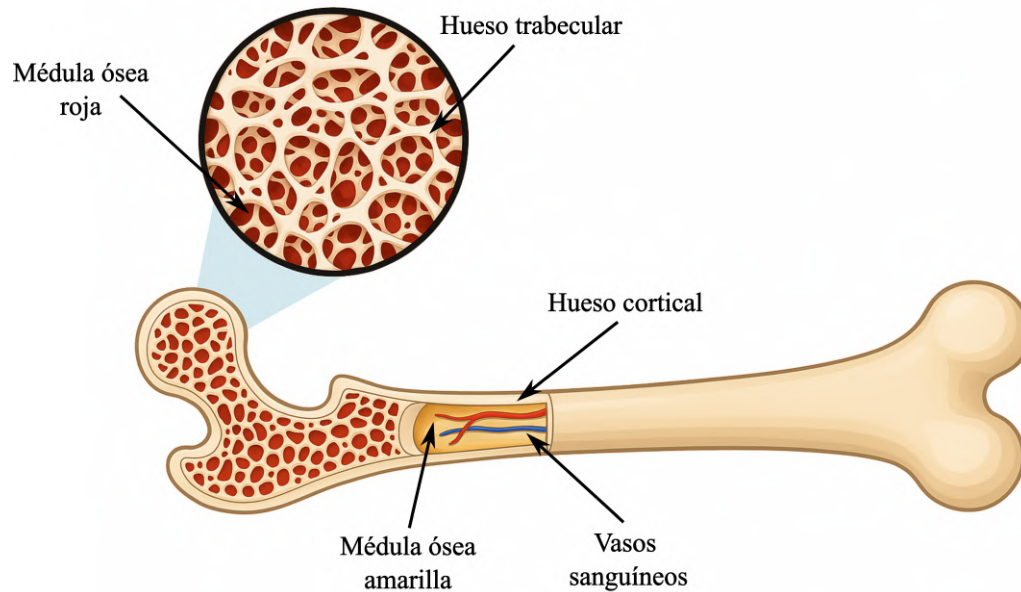


Figura 2.2: Representación gráfica de las principales zonas del fémur (autoría propia)

2.1.2. Prótesis de cadera y sus partes

A raíz de mejorar la movilidad en las personas que tienen problemas asociados a la cadera, el reemplazo de la articulación de la cadera (artroplastia) ha cobrado relevancia. Esta cirugía consiste en reemplazar las partes enfermas o dañadas por una articulación artificial, lo que permite hacer la transferencia de cargas del acetábulo al fémur con el objetivo de disminuir el dolor y recuperar la movilidad. En la figura 2.3 se muestran los distintos componentes que pueden emplearse en el reemplazo de la articulación de cadera. Existen dos tipos de prótesis en función de las necesidades que se deseen cubrir, las cuales se enuncian a continuación.

- **Prótesis total de cadera:** en este caso se considera que se debe realizar el reemplazo de toda la articulación de la cadera, por lo que este tipo de prótesis consta de los siguientes elementos: vástago femoral (une la prótesis al fémur), cotilo (se fija en la pelvis), cabeza femoral e inserto acetabular.
- **Prótesis parcial de cadera o hemiprótesis:** consiste en el vástago y la cabeza femoral. Generalmente, se utiliza cuando el acetábulo no está dañado. Al usar una prótesis parcial de cadera, la cabeza femoral tiende a ser de mayor tamaño comparada con las utilizadas en las prótesis totales de cadera, de modo que actúa directamente con la pelvis [38].

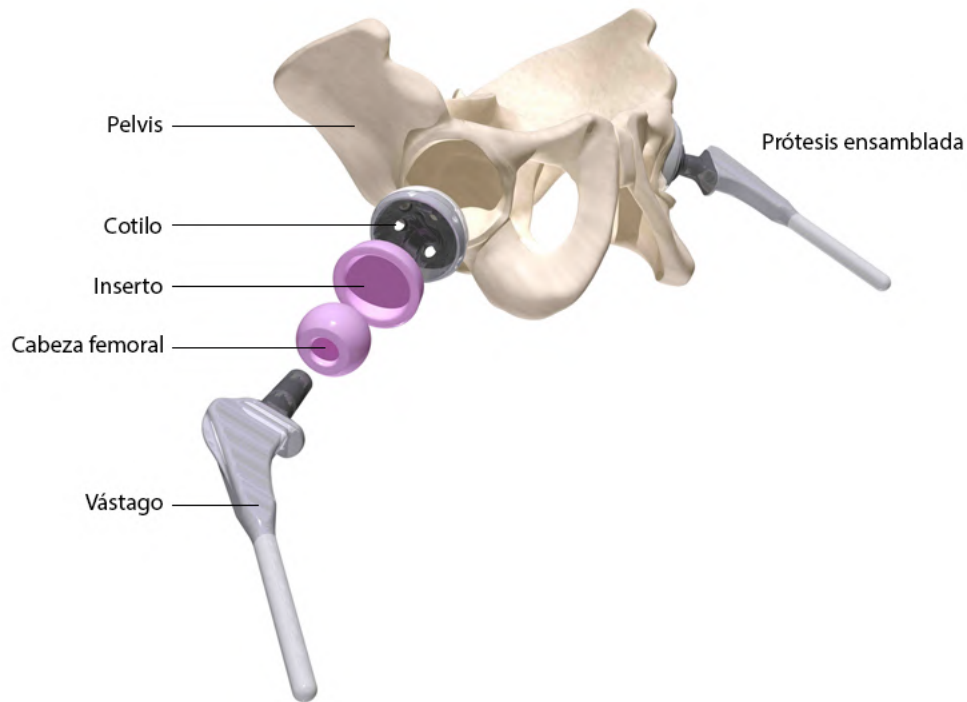


Figura 2.3: Partes de una prótesis de cadera [38]

2.2. Método de elemento finito

El método de elementos finitos es un método numérico que se emplea para solucionar problemas ingenieriles relacionados con el ámbito fisicomatemático. Realizar el análisis de sistemas físicos que involucran geometrías complejas, condiciones de carga fuera de lo común o propiedades mecánicas de los materiales complejas resulta complicado mediante la teoría clásica debido a que no es posible expresar las soluciones mediante un modelo matemático analítico que se satisfaga para cualquier ubicación del cuerpo o sistema físico de interés. La complejidad radica en que el planteamiento de solución de estos sistemas involucra ecuaciones diferenciales ordinarias o parciales que muchas veces no son posibles de resolver, razón por la cual, al emplear métodos numéricos, se logra una solución aproximada. Al emplear la formulación de elementos finitos se obtiene un conjunto de ecuaciones algebraicas que requieren de su solución simultánea para encontrar en problemas estructurales, desplazamientos y tensiones en cada elemento que compone la estructura.

De manera general, este método consiste en dividir el cuerpo o sistema en un número finito de partes (elementos finitos) de tal manera que todos estén conectados por nodos o líneas; este proceso es llamado discretización del continuo. Para solucionar el problema general, se plantea una solución para cada elemento finito y posteriormente se combinan las ecuaciones de cada elemento para solucionar todo el cuerpo, en las figuras 2.5a y 2.5b se aprecian dos

ejemplos de discretización del continuo [39].

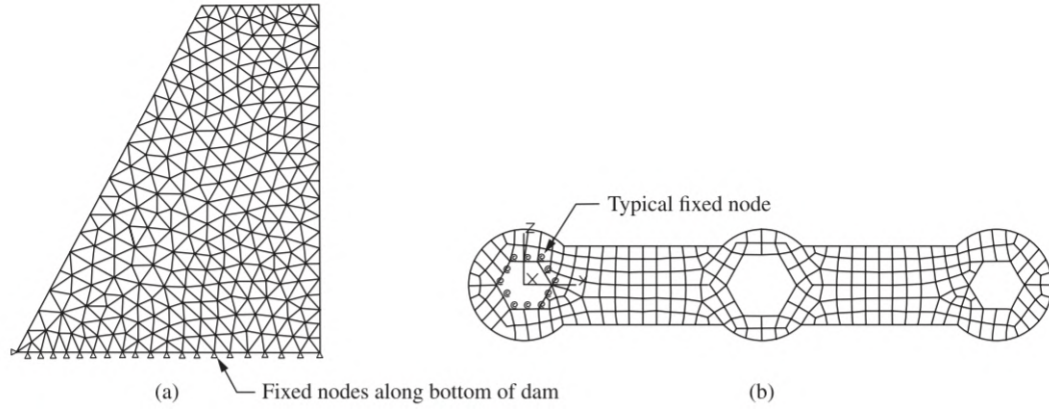


Figura 2.4: Modelos bidimensionales. a) prensa discretizada, b) manubrio de bicicleta discretizado [39]

Dependiendo de la cantidad de nodos y elementos en los que se discretice el continuo, es la cantidad de ecuaciones algebraicas que se deben resolver de manera simultánea. Para cada elemento del sistema se genera una ecuación de rigidez, la cual contiene la información de desplazamientos y fuerzas locales, en función de la rigidez de cada elemento. Una vez que se tiene esta información, se construye una ecuación matricial que describe las fuerzas globales de cada nodo, que se representan como $\{F\}$; los desplazamientos globales para cada nodo, que se representan como $\{d\}$ y se emplean de forma conjunta con la matriz de rigidez global

$$[K]$$

. La ecuación (1) es la ecuación de rigidez global y representa el conjunto de ecuaciones simultáneas que describen las condiciones en que se encuentra un sistema en particular.

$$\{F\} = [K]\{d\} \quad (1)$$

2.2.1. Tipos de elementos utilizados en el método de elementos finitos

Los tipos de elementos a emplear en un análisis con MEF dependen de la geometría del modelo de análisis, tipo de análisis, precisión requerida y condiciones de contorno y carga. Los elementos que se emplean con mayor frecuencia se dividen en tres grupos principales, los cuales se enuncian a continuación:

- Los elementos de una dimensión son también llamados elementos primarios o elementos barra y elementos viga, los cuales tienen una sección transversal que inclusive puede variar a lo largo de su longitud; sin embargo, cuando no se modifica la sección transversal, estos elementos se representan por medio de segmentos de línea.

- Los elementos que se representan en dos dimensiones también son llamados elementos de plano y se emplean cuando las fuerzas y deformaciones del modelo actúan únicamente sobre sí mismos. Hay elementos triangulares o cuadriláteros y en cada esquina se considera un nodo, por lo cual estos elementos pueden presentar un espesor variable o constante.
- Los elementos de tres dimensiones más comunes son los elementos tetraedros y hexaedros, los cuales se utilizan cuando el comportamiento del cuerpo involucra un análisis de esfuerzos tridimensional (ver figura 2.6). Para el desarrollo de este trabajo se emplearon elementos tetraédricos sin nodos entre las aristas.

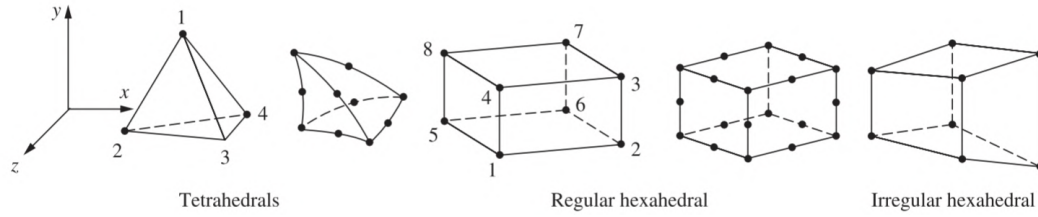


Figura 2.5: Elementos tridimensionales, a) elementos tetraédricos con cuatro y diez nodos, b) elementos hexaédricos con ocho y veinte nodos, c) elemento hexaedro irregular [39]

2.2.2. Teoría de contactos para análisis de elemento finito

Los problemas debidos al contacto entre dos o más cuerpos en un sistema mecánico representan una de las fuentes principales de no linealidad en el análisis con MEF. Estos problemas involucran una amplia gama de condiciones, desde contactos con pequeños desplazamientos y nula fricción, hasta escenarios que involucran fricción y grandes deformaciones, como ocurre en sistemas biomecánicos.

En el caso de los implantes de cadera, el contacto entre el vástago de la prótesis y la cavidad del hueso femoral representa un papel determinante en la distribución de esfuerzos y el comportamiento mecánico global de la interacción hueso-implante. Razones por las cuales es necesario establecer el tipo de contacto de manera precisa para representar adecuadamente los fenómenos.

El principio del trabajo virtual representa el equilibrio de un cuerpo deformable tras la aplicación de cargas externas, a este principio también se le conoce como la forma débil de las ecuaciones de equilibrio. Este principio establece que el trabajo interno realizado por los esfuerzos debido a las deformaciones virtuales es igual al trabajo realizado por las fuerzas externas. La formulación general del principio del trabajo virtual en tres dimensiones se expresa mediante la ecuación (2):

$$\int_{\Omega} \delta \varepsilon^T \sigma d\Omega - \int_{\Omega} \delta u^T b d\Omega - \int_{\Gamma} \delta u^T t d\Gamma = 0 \quad (2)$$

Donde Ω representa el dominio volumétrico del cuerpo, Γ_t la sección de la superficie donde se aplican las tracciones conocidas, σ es el tensor de esfuerzos de Cauchy, $\delta\varepsilon^T$ es la variación virtual del tensor de deformaciones, b corresponde al vector de fuerzas del cuerpo por unidad de volumen, t son las tracciones externas aplicadas a la superficie Γ y $\delta\mathbf{u}^T$ es el campo de desplazamientos virtuales que cumple las restricciones cinemáticas impuestas en la frontera. El primer término de la ecuación (2) representa el trabajo interno virtual, el cual considera las tensiones y deformaciones dentro del cuerpo; mientras que los otros dos términos representan el trabajo virtual externo, el cual relaciona las fuerzas volumétricas y las cargas aplicadas sobre la superficie.

En el sentido matemático, la ecuación (2) representa la *forma débil del equilibrio*, la cual se obtiene de la multiplicación de la ecuación diferencial de equilibrio ($\nabla \cdot \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{b} = 0$) por el desplazamiento virtual ($\delta\mathbf{u}^T$) y la aplicación del teorema de la divergencia de Gauss. De esta manera, se modifica la formulación diferencial y se convierte en una forma integral, lo cual favorece su resolución numérica mediante el método de elementos finitos (MEF). El principio de trabajo virtual no solo describe el equilibrio mecánico, sino que representa un fundamento teórico que permite resolver de forma numérica problemas relacionados a la elasticidad y el contacto mediante MEF [40], [41].

De forma específica, existen diferentes tipos de contactos que se deben considerar cuando se emplea el MEF en algún software CAE (Computer-Aided Engineering). Los contactos permiten definir la interacción que tienen los cuerpos que se desean analizar; si los contactos que se establecen son erróneos, los resultados de simulación obtenidos serán incorrectos porque estarán representando un fenómeno distinto del que se tiene de manera original. Los principales tipos de contactos en el software de Ansys Workbench se enuncian a continuación:

- Contacto rígido o soldado: no permite el deslizamiento ni la separación entre caras o aristas. Este contacto conlleva una solución lineal porque considera que la longitud/área de unión no presentará cambios durante la aplicación de la carga. Generalmente, el software CAE aplica este tipo de contacto por default en las regiones de contacto [42].
- Sin separación: establece que la superficie objetivo y la superficie de contacto no van a poder desplazarse en la dirección normal, pero el deslizamiento entre ambas superficies es posible [42].
- Sin fricción: con este contacto se considera que la presión normal es igual a cero si se produce una separación entre la superficie objetivo y la superficie de contacto, por lo que se pueden formar espacios entre los cuerpos. Además, la solución que se obtiene cuando se emplea esta condición es una solución no lineal, porque el área de contacto puede cambiar dependiendo de la aplicación de la carga. Si el coeficiente de fricción es cero, existe un desplazamiento libre de la superficie de contacto [42].
- Fricción: la superficie de contacto y la superficie objetivo son capaces de soportar esfuerzos cortantes hasta una magnitud determinada, hasta que comiencen a deslizarse entre sí. Este fenómeno también se conoce como adherencia. El coeficiente de fricción puede tomar cualquier valor no negativo [42].

- Rugoso o áspero: es similar a la condición de contacto “sin fricción”, pues considera que las superficies en contacto están en un medio áspero donde no se presenta desplazamiento. Solo se puede aplicar a caras en sólidos 3D y en bordes para placas en 2D [42].

2.3. Materiales metálicos biocompatibles

Un biomaterial es un material proveniente de sustancias naturales o sintéticas, el cual es apto para ser introducido en el cuerpo del ser humano conservando sus propiedades en un ambiente hostil [43]. Un requisito primordial que se debe tener en cuenta cuando se seleccionan biomateriales es que los materiales no generen una respuesta autoinmune en el cuerpo y que no generen un alto índice de residuos de desgaste; a esta propiedad se le denomina biocompatibilidad y es el grado en que el material es aceptado por el cuerpo humano. Al introducir estos materiales en el organismo, no se debe alterar su composición ni las propiedades de los componentes sanguíneos, para ello se toman en cuenta las siguientes características: composición química, resistencia al desgaste y propiedades eléctricas. Entre los principales materiales empleados en las prótesis de cadera, se encuentran la aleación Cr-Co-Mo, la aleación Ti6Al4V y el acero inoxidable 316L, las cuales fueron consideradas en este trabajo.

2.4. Teoría de fatiga

Dentro del comportamiento mecánico de los componentes de una máquina, existen situaciones en las cuales los esfuerzos de una pieza fluctúan a lo largo del tiempo. Los componentes suelen fallar bajo estos esfuerzos repetitivos, y habitualmente, los valores de esfuerzo de falla están por debajo de la resistencia máxima del material, e incluso, por debajo de la resistencia a la fluencia. Este tipo de falla se conoce como “falla por fatiga” y es característicamente repentina y total. Internamente, la falla por fatiga se origina por la formación y propagación de microgrietas. Una grieta de fractura se inicia en la discontinuidad del material donde el esfuerzo cíclico es mayor. Factores como altas temperaturas, variaciones térmicas, entornos corrosivos y ciclos de alta frecuencia pueden acelerar la aparición de grietas. La velocidad y dirección de la propagación de la grieta por fatiga dependen principalmente de las tensiones localizadas y de la estructura del material en el punto donde se originó la grieta.

Para medir la resistencia de materiales sometidos a cargas de fatiga, se exponen las muestras a fuerzas repetitivas o variables de magnitudes específicas, registrando los ciclos o inversiones de ciclo hasta que se rompan. El primer ensayo emplea un esfuerzo ligeramente inferior a la resistencia última del material, el segundo ensayo emplea un esfuerzo aún menor y el proceso se repite sucesivamente hasta que falle el elemento en cuestión [44]. Los resultados se representan en un diagrama S-N, donde el eje de las ordenadas representa los valores de esfuerzos aplicados en el ensayo y el eje de las abscisas contiene la información referente a la cantidad de ciclos de vida. De manera particular para este caso de estudio, los datos de las curvas S-N de los materiales empleados en las simulaciones se muestran en la tabla 3.4. Es

importante mencionar que existen diversos criterios clásicos de corrección por esfuerzo medio en el análisis de fatiga para materiales dúctiles, entre los cuales destacan los propuestos por Soderberg, Goodman y Gerber. Estos criterios permiten estimar la reducción de la resistencia a la fatiga en función del esfuerzo medio aplicado. En particular, el criterio de Goodman establece una relación lineal entre el esfuerzo alternante permisible y el esfuerzo medio, considerando como límite superior la resistencia última del material. De acuerdo con lo reportado en [45], este criterio ofrece resultados con un nivel de conservadurismo intermedio entre los modelos de Soderberg y Gerber, siendo ampliamente recomendado para materiales metálicos que trabajan dentro de su régimen elástico o bajo esfuerzos moderados, como las aleaciones de aluminio y titanio [46], [47]. Por estas razones, en el presente trabajo se adoptó la teoría de Goodman modificada como criterio de falla a fatiga, debido a su adecuada representación del comportamiento de materiales dúctiles sometidos a cargas cíclicas.

2.5. Inteligencia artificial

El término de inteligencia artificial (IA) se refiere a la aplicación de algoritmos que brindan a las máquinas la capacidad de resolver problemas de manera autónoma. Actualmente, se busca incluir esta herramienta para atacar problemas sociales que se relacionan con la sanidad. Este tipo de aprendizaje implica que las máquinas empleadas puedan realizar tareas como la planificación, comprensión del lenguaje, reconocimiento de patrones, aprendizaje y resolución de problemas; la manera en que están creados estos algoritmos está inspirado en la forma en que aprende el ser humano, por lo cual, la IA es capaz de aprender de los errores y con eso genera nuevas soluciones basadas en la experiencia acumulada. El dominio de la IA se ha expandido con el tiempo y considera una amplia gama de subcampos, entre los que se incluyen ML y este, a su vez, tiene un subcampo que se llama aprendizaje profundo (DL) [48].

Los algoritmos de ML aprenden a través de ejemplos, con base en ellos, ajustan sus parámetros internos (también llamados “pesos”) y establecen un modelo para un determinado conjunto de información. La metodología que se emplea para el aprendizaje es por medio de dos tipos de datos: los datos de entrenamiento, con los cuales se construye el modelo matemático, y los datos de prueba, que se utilizan para evaluar el rendimiento del modelo predicho. Generalmente, las técnicas de ML se dividen en algoritmos de clasificación y algoritmos de predicción [27]. Además, el proceso de entrenamiento de ML puede ser supervisado o no supervisado.

2.5.1. Algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado

Los algoritmos de aprendizaje supervisado se producen cuando los datos de entrenamiento contienen la etiqueta correspondiente a la clase a la que pertenecen, por lo tanto, el algoritmo conoce de dónde provienen los datos, ya que un humano etiquetó cada conjunto de datos. Por ejemplo, si se desea identificar una rodilla con artritis y una sana, el conjunto de datos con que se va a entrenar el algoritmo debe contener cientos o miles de datos provenientes de una radiografía y, además, debe estar etiquetado cada dato dependiendo la condición que

representa (“artritis presente” o “artritis ausente”), empleando estas características el modelo podrá aprender y tomar decisiones con mayor precisión.

Por otro lado, en los algoritmos de aprendizaje no supervisado, los datos de entrenamiento no contienen etiquetas y se desconoce su procedencia, pero se conoce el resultado que se desea obtener. Por ejemplo, si se desea conocer la presencia o ausencia de artritis en una radiografía, los datos de entrenamiento no contendrán la etiqueta de la clase a la cual pertenecen. Estos algoritmos tienen la finalidad de encontrar patrones de acuerdo con la agrupación o autoorganización de datos que, de manera normal, la lógica humana no puede predecir. Razón por la cual, si se desea conocer en retrospectiva el rendimiento del modelo, es difícil de interpretar por los humanos [48].

En la tabla 2.1 se presentan algunos de los algoritmos más comunes que se emplean en el campo de aprendizaje máquina, tales como GPR, RF, SVM y KNN. Los algoritmos enlistados en esta tabla pertenecen al enfoque de aprendizaje máquina clásico, ya que su principio se fundamenta en principios de estadística, probabilidad y geometría computacional. Asimismo, todos ellos se clasifican dentro del aprendizaje supervisado, dado que los modelos se entrenan empleando conjuntos de datos con entradas y salidas previamente conocidas. En este trabajo se utilizaron los algoritmos GPR y RF, aplicados al proceso de predicción de los esfuerzos en distintas regiones del fémur, con el objetivo de optimizar el diseño de la hemiprótosis de cadera.

Tabla 2.1: Métodos más comunes utilizados en ML [49]

Método	Descripción del método	Ecuación representativa	Descripción de la ecuación
Gaussian Process Regression (GPR)	Modelo no paramétrico que asume que los datos provienen de un proceso gaussiano definido por una media y una función de covarianza (kernel). Se utiliza para modelar relaciones no lineales con incertidumbre asociada.	$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x'))$	x, x' : vectores de entrada o variables independientes. $f(x)$: valor de la función objetivo en el punto x . $m(x)$: función media. $k(x, x')$: kernel o covarianza que define similitud entre puntos.
Random Forest (RF)	Ensamble de múltiples árboles de decisión entrenados con subconjuntos aleatorios de datos. La predicción final se obtiene promediando (regresión) o votando (clasificación) los resultados de cada árbol.	$\hat{y} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T h_t(x)$	x : vector de entrada. $\hat{y}$: valor predicho. T : número de árboles. $h_t(x)$: predicción del árbol t .
Support Vector Machine (SVM)	Busca el hiperplano que maximiza el margen entre clases (clasificación) o ajusta una función que minimiza el error dentro de un margen (regresión).	$f(x) = w^T x + b$	x : vector de características de entrada. w : vector de pesos que determina la orientación del hiperplano. b : sesgo del hiperplano. $f(x)$: función que determina el valor estimado.
K-Nearest Neighbors (KNN)	Asigna el valor o la clase de un punto en función de los k vecinos más cercanos utilizando una métrica de distancia.	$\hat{y} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k y_i$	k : número de vecinos. y_i : valor o clase del vecino i . $\hat{y}$: valor o clase predicha.

2.5.2. Métricas de rendimiento de modelos con IA

Es necesario emplear diferentes métricas que permitan determinar el rendimiento de los algoritmos de IA aplicados a las bases de datos. En la literatura se enuncia que existen dos tipos de métricas para la evaluación de rendimiento de los modelos de aprendizaje automático y profundo: métricas para clasificación y métricas para regresión.

Las métricas de desempeño para algoritmos de clasificación son cuatro principales: exactitud, precisión, sensibilidad y puntaje F1; para obtenerlas, se emplean cuatro tipos de estimaciones. Cuando la estimación positiva es correcta, se obtiene un verdadero positivo (TP); cuando la estimación negativa es acertada, se registra un verdadero negativo (TN); si un valor positivo se clasifica en una categoría negativa, se produce un falso positivo (FP) y si un valor negativo se registra en una categoría positiva, se obtiene un falso negativo (FN) [50]. En las ecuaciones (3)-(6) se muestra lo señalado previamente.

$$\text{Exactitud} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$\text{Puntaje F1} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (6)$$

Las métricas de desempeño para los algoritmos de regresión se basan en la evaluación del error de predicción, entendido como la diferencia entre el valor real observado (y_i) y el valor estimado por el modelo ($\hat{y}_i$) [51]. En las ecuaciones (7)-(11) se presentan los principales indicadores utilizados para cuantificar este rendimiento. En todas las métricas, n representa el número total de observaciones, y_i el valor de la variable independiente, $\hat{y}_i$ el valor predicho por el modelo y $\bar{y}$ el valor medio de las observaciones. El coeficiente de determinación (R^2) mide el grado de ajuste del modelo, indicando qué proporción de la variabilidad total de los datos es explicada por las predicciones del modelo. Los valores cercanos a 1 reflejan un ajuste óptimo, mientras que valores próximos a 0 evidencian un desempeño deficiente. El error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE) representan qué tan lejos se encuentran las predicciones del modelo respecto a los valores reales. El MAE calcula la media aritmética de los errores absolutos y el RMSE penaliza errores grandes porque eleva las diferencias al cuadrado. Por otra parte, el error absoluto relativo (RAE) y el error cuadrático relativo (RSE) comparan el desempeño del modelo con respecto a otro modelo de referencia que predice el valor medio de los datos. En ambos casos, cuando se obtienen valores menores a 1, significa que el modelo predictivo supera el rendimiento del modelo promedio y valores mayores a 1 reflejan un ajuste menos preciso.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 - \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2} \quad (9)$$

$$RAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{\sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}|} \quad (10)$$

$$RSE = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y} - y_i)^2} \quad (11)$$

3. Metodología

La metodología desarrollada en este proyecto se compone de seis etapas principales orientadas al diseño, análisis y optimización de una hemiprótésis de cadera. Cada etapa se encuentra directamente relacionada con la evaluación estructural del implante mediante MEF bajo condiciones de carga de caminado y trotado. Asimismo, se considera la implementación de algoritmos de IA para el manejo de una base de datos proveniente de los resultados de simulación, con el propósito de optimizar el modelo CAD y reducir el efecto de protección contra el esfuerzo en el hueso fémur. La Figura 3.1 muestra de manera esquemática el diagrama metodológico propuesto y seguido para el desarrollo del presente trabajo.

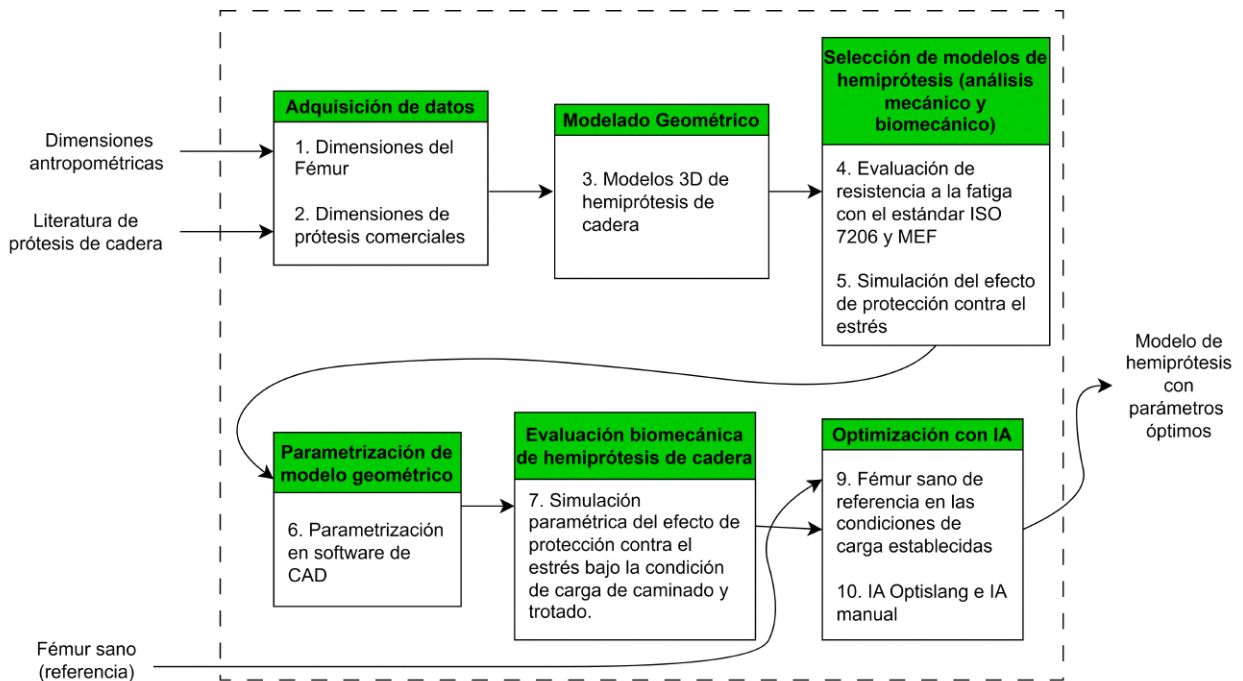


Figura 3.1: Diagrama metodológico (autoría propia)

3.1. Adquisición de datos y modelado geométrico

Para realizar el diseño de una hemiprótésis de cadera, se tienen que considerar las dimensiones geométricas del fémur representativo de una población para asegurar que el implante pueda ser introducido de forma exitosa en el hueso. En este caso se desea considerar el fémur correspondiente a la población mexicana adulta y para ello se recopiló información antropométrica del fémur mexicano [32]. En la tabla 3.1 se muestra el rango de variación para cada característica del fémur.

Además de las características antropométricas de la población en cuestión, se consideraron los parámetros geométricos que deben tener los implantes de cadera, los cuales son reportados en la tabla 3.2 en conjunto con el rango típico de uso [11]. La relevancia de cada uno de estos

parámetros radica en el impacto anatómico que generan cuando el implante es insertado en el fémur. La longitud del vástago influye directamente en la cantidad de estructura ósea interna del hueso [5], la longitud del cuello afecta directamente el rango de movimiento postoperatorio, pero es útil emplear un cuello largo para igualar la longitud de las piernas del paciente [52], un diámetro pequeño de cabeza femoral contribuye al riesgo de luxación y un ángulo de soporte de la cabeza menor a 135° aumenta el riesgo de aflojamiento de la prótesis, pero si es mayor a 155° se predispone a una luxación [43]. A partir de la información recabada, se realizaron los perfiles de vástago en un software de diseño. En las figuras 3.2a y 3.2b se muestran las formas de los perfiles, los cuales fueron comparados con las dimensiones antropométricas mostradas en la tabla 3.1.

Tabla 3.1: Parámetros antropométricos del fémur

Característica	Rangos considerados
Diámetro de la cabeza femoral	41–50 mm
Offset de la cabeza femoral	31–45 mm
Ángulo cérico diafisario	121° – 135°
Diámetro del cuello femoral	18–26 mm
Ancho del canal femoral 20 mm sobre la ubicación del trocánter menor	33–53 mm
Ancho del canal femoral en la ubicación del trocánter menor	18–30 mm
Ancho del canal femoral 20 mm sobre la ubicación del trocánter menor	12–21 mm

Tabla 3.2: Valores típicos empleados en el diseño de implantes de cadera

Parámetro de diseño	Valores típicos
Longitud del vástago intramedular	120 mm–180 mm
Longitud del cuello	10 mm–40 mm
Diámetro de la cabeza	22 mm–45 mm
Diámetro del cuello	13 mm–30 mm
Ángulo de soporte de cabeza	135° – 145°

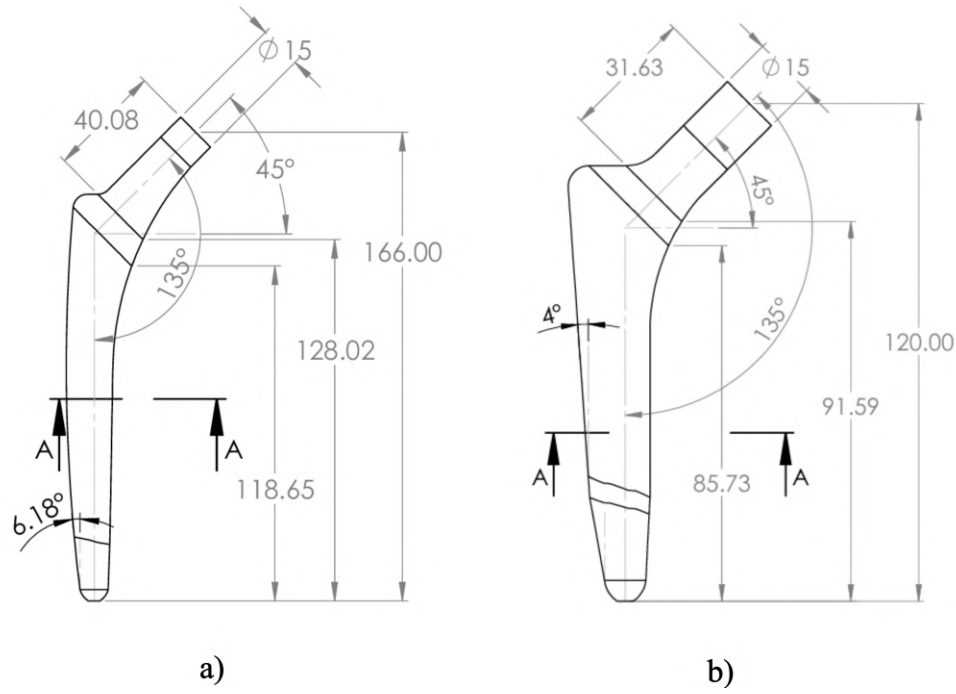


Figura 3.2: Formas de vástago. a) Perfil con forma McKee Farrar, b) Perfil con forma Tronzo (autoría propia)

Para diseñar las formas de vástago, el primer paso fue establecer la ubicación del trocánter menor con respecto a la cabeza femoral, para con ello, establecer los límites dimensionales del ancho del canal en tres posiciones diferentes: a 20 mm sobre la ubicación del trocánter menor, en el trocánter menor y 20 mm por debajo del trocánter, con lo que se aseguró que la prótesis puede ser implantada en un fémur adulto. Con los perfiles generados, las secciones transversales fueron elegidas considerando evitar las concentraciones de esfuerzos en las hemiprótosis de cadera, por lo cual, se eligieron dos secciones transversales sin esquinas, sin cambios bruscos de sección, ni completamente circulares, a fin de evitar la rotación del implante y favorecer la osteointegración de la hemiprótosis con el hueso. En las figuras 3.3a y 3.3b se muestran las geometrías propuestas para cada sección transversal, donde la primera corresponde a la sección transversal C.A.D. y la segunda a la sección transversal tipo Stanmore, las cuales fueron obtenidas de la literatura [53].

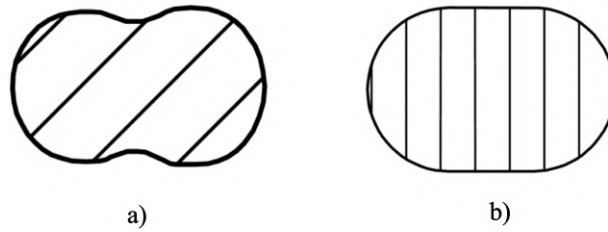


Figura 3.3: Secciones transversales, a) tipo C.A.D., b) tipo Stanmore (autoría propia)

3.2. Análisis de resistencia a la fatiga bajo la norma ISO 7206 mediante MEF

Las condiciones para el análisis de resistencia a la fatiga en los implantes fueron establecidas de acuerdo con la norma ISO 7206. La norma establece las condiciones para el análisis de la resistencia a la fatiga en el cuello [54] y vástago [55] de la prótesis; estas condiciones de prueba se muestran en la figura 3.4.

En la figura 3.4a, se muestra que el implante se debe posicionar con un ángulo $\alpha = 9^\circ$ y $\beta = 10^\circ$ en un cilindro de cemento óseo, el cual debe tener una distancia con respecto al centro de la cabeza femoral de 80 mm para la prueba de vástago (ver figura 3.4b), mientras que para la de cuello debe cubrir por completo el vástago dejando expuesto el cuello y la cabeza femoral como se muestra en la figura 3.4c.

La fuerza debe aplicarse en la cabeza femoral mediante un plato plano, de manera cíclica y sinusoidal, con magnitudes de 300 a 2300 N y 500 a 5300 N para la prueba de vástago y cuello, respectivamente. Las condiciones de carga antes mencionadas fueron aplicadas para realizar el análisis mediante MEF en el software ANSYS®, las condiciones de frontera se pueden observar en la figura 3.4b y 3.4c, en el plato se restringieron las traslaciones en el eje X (U_x) y Z (U_z), y las rotaciones alrededor de los tres ejes (R_x, R_y, R_z), esto permite que el plato solo pueda desplazarse en la dirección del eje Y . En el cemento óseo se restringieron todos sus grados de libertad. Se estableció un contacto “sin separación” entre el plato y la cabeza femoral y un contacto “soldado” entre el vástago de la prótesis y el cemento óseo.

Para evaluar la resistencia a la fatiga de los implantes, se consideraron tres biomateriales: CrCoMo, Ti6Al4V y SS316L [9], [56], [57], [58]. Las propiedades mecánicas de estos materiales y del cemento óseo fueron obtenidas de la literatura y se presentan en la tabla 3.3. Asimismo, la tabla 3.4 muestra los datos recopilados de la literatura correspondientes a la curva S-N utilizada para el análisis de fatiga de los implantes [57], [59], [60], [61].

Tabla 3.3: Propiedades mecánicas de los materiales empleados en las simulaciones con MEF

Material	Relación de Poisson	Módulo de elasticidad (GPa)	Esfuerzo de cedencia (MPa)	Esfuerzo último (MPa)
Ti6Al4V	0.29	210	480	780
SS316L	0.30	114	950	1050
Cemento óseo	0.30	3.8	35.3	42

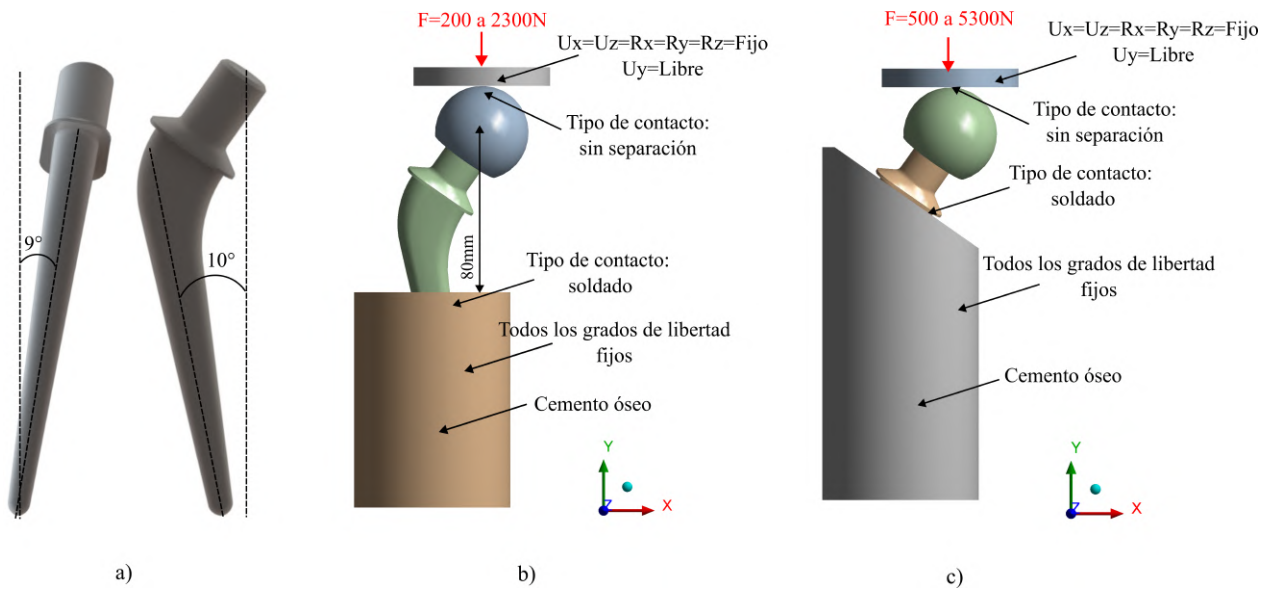


Figura 3.4: Condiciones de frontera empleadas para el análisis de resistencia a la fatiga bajo la norma ISO 7206. a) Posición del implante, b) Condiciones de frontera para el análisis de resistencia a la fatiga en vástago, c) Condiciones de frontera para el análisis de resistencia a la fatiga en cuello (autoría propia)

Tabla 3.4: Datos correspondientes a la cantidad de ciclos y esfuerzos para los materiales empleados en las simulaciones de fatiga

CrCoMo		Cemento óseo		SS316L		Ti6Al4V	
Núme- ro de ciclos	Esfuerzo (Pa)	Núme- ro de ciclos	Esfuerzo (Pa)	Núme- ro de ciclos	Esfuerzo (Pa)	Núme- ro de ciclos	Esfuerzo (Pa)
5.00E+05	540	106	34.8	4628	334	5.00E+03	862
8.13E+05	510	139	33.03	17340	290.93	1.00E+04	725
1.09E+06	500	181	31.22	55478	275.2	1.00E+05	590
2.00E+06	450	225	29.63	4.65E+05	234.33	1.00E+06	530
3.75E+06	420	265	28.54	4.50E+05	220.15	1.00E+07	495
		539	23.39	1.03E+06	180.11	1.00E+08	475
		627	22.24	4.83E+06	160.69	1.00E+09	462.5
		1208	18.45	7.89E+06	146.45	1.00E+10	451
		8019	13.11				
		12243	12.66				
		16648	12.46				
		40131	11.98				
		96731	11.79				
		1.32E+05	11.71				
		1.78E+05	11.68				
		2.58E+05	11.67				
		3.20E+05	11.66				
		4.71E+05	11.65				

3.3. Implantación de la prótesis en el fémur y evaluación mediante MEF de la protección contra el esfuerzo

Se seleccionaron los dos modelos que cumplían los requerimientos de la norma ISO 7206 y que presentaron el mejor desempeño mecánico, es decir, mayor factor de seguridad y menor deformación. Estos modelos fueron implantados en el fémur, generando un ensamble para cada modelo de implante. Para realizar la implantación, el fémur fue seccionado en el trocánter mayor con una inclinación de 50° con respecto a la horizontal, y el implante fue insertado como se observa en las figuras 3.5a y 3.5b. Esta posición permitió alinear la cabeza femoral de

la prótesis con la del hueso, asegurando que el tamaño del fémur con la prótesis implantada coincidiera con el del fémur en su condición natural.

Para analizar el fenómeno de protección contra el esfuerzo con MEF, el hueso se consideró como un material homogéneo e isotrópico, de acuerdo con la literatura, las propiedades mecánicas asignadas al hueso fueron un módulo de Young de 17.583 GPa y un coeficiente de relación de Poisson de 0.3 [62], [63], [64], [65], mientras que el material seleccionado para la hemiprótesis de cadera fue Ti6Al4V.

Los modelos se sometieron a dos condiciones de carga: caminata y trote, ambas en condición estática, cuyos valores se especifican en la tabla 3.5 [12], [62]. En la Figura 3.6 se observa la zona de aplicación de la fuerza para ambas condiciones de carga (zona roja) y el soporte fijo aplicado en la parte distal del fémur (zona azul). Estas condiciones de carga se aplicaron tanto en un modelo sin implante (ver figura 3.6a) como en los modelos con implante (ver figura 3.6b). Se seleccionaron elementos tetraédricos cuadráticos para la discretización de los modelos, debido a que permiten obtener una malla adecuada para geometrías complejas o irregulares, como la del fémur y la hemiprótesis de cadera. El mallado se generó mediante el algoritmo “Patch Independent”. La malla obtenida presentó una calidad de elementos promedio de 0.83 (ver figura 3.6c).

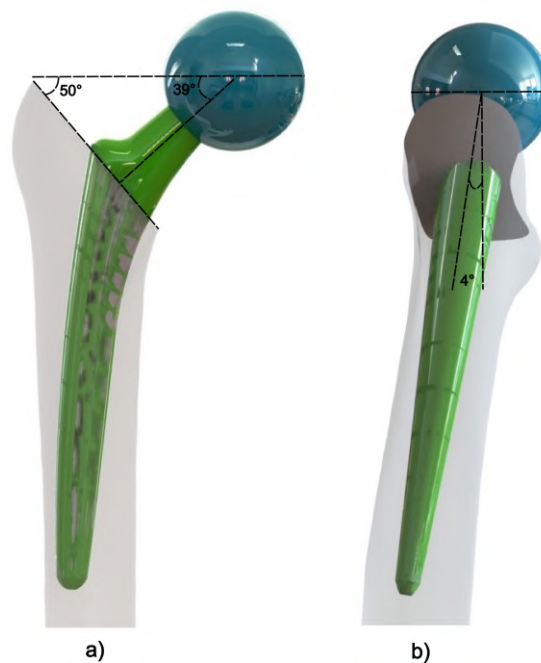


Figura 3.5: Prótesis implantada en el fémur a) Vista lateral, b) Vista posterior (autoría propia)

Tabla 3.5: Condiciones de carga para la actividad de caminar y trotar

Condición de carga	Posición de la carga	F_x , N	F_y , N	F_z , N
Caminar	Cabeza femoral	-673	-2450	-124
Trotar	Cabeza femoral	-774	-2852	-771

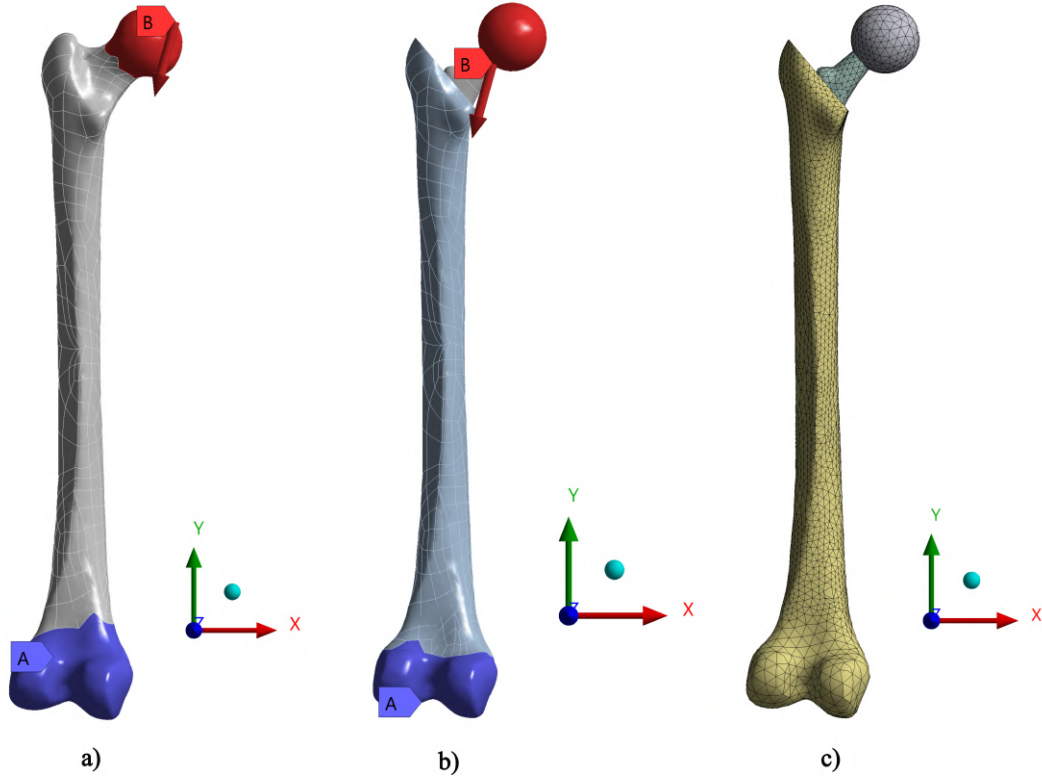


Figura 3.6: Condiciones de frontera a) fémur natural, b) fémur con implante, c) malla de fémur con implante (autoría propia)

3.4. Parametrización del modelo de hemiprótosis de cadera

La parametrización del modelo computacional de hemiprótosis es un paso crucial en el desarrollo de este proyecto, ya que se debe obtener una base de datos representativa del fenómeno que se analiza, en este caso, la protección contra el esfuerzo bajo dos condiciones de carga: caminar y trotar. Una vez que se ha designado el modelo computacional a parametrizar, se identificaron los parámetros más relevantes en el modelo 3D de hemiprótosis de cadera, los cuales se ilustran en la figura 3.7.

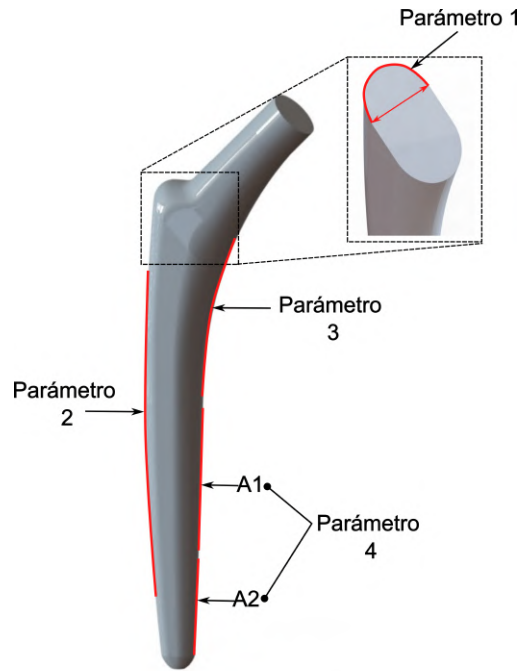


Figura 3.7: Modelo de hemiprótosis parametrizado (autoría propia)

Los parámetros considerados en el estudio paramétrico se muestran en la tabla 3.6. La sección transversal del modelo de hemiprótosis empleado en la parametrización es uniforme y simétrica, por lo cual se encuentra completamente definida por el valor de su diámetro; en la tabla 3.6 se identifica esta característica como “parámetro 1”. La forma de perfil a parametrizar corresponde a la que se muestra en la figura 3.2a, y para controlar la forma del vástago establecieron tres parámetros (parámetro 2, parámetro 3 y parámetro 4). El “parámetro 2” corresponde a la magnitud del radio distal del implante porque se encuentra en la parte más distante en relación con la cabeza femoral. El radio proximal se identifica mediante el “parámetro 3” y representa el radio que se encuentra cerca de la cabeza femoral. Finalmente, el “parámetro 4” relaciona dos ángulos que se presentan en el croquis del perfil de la hemiprótosis; la magnitud del ángulo etiquetado en la figura 3.7 como A2 equivale al doble del valor que tiene el ángulo etiquetado como A1. Lo anterior fue realizado para disminuir la cantidad de parámetros considerados.

Tabla 3.6: Parámetros definidos en el modelo de hemiprótosis de cadera

Variable	Tipo de variable	Valor mínimo	Valor máximo
Diámetro de sección transversal	Parámetro 1	17	20
Radio distal	Parámetro 2	600	3000
Radio proximal	Parámetro 3	80	110
A1	$A1 + incremento$	–	–
A2	$2 \cdot A1 + incremento$	–	–
Incremento	Parámetro 4	0	1

3.5. Proceso de optimización inversa con Optislang

Un metamodelo es un modelo que representa a otro modelo que tiene un alto costo computacional, por ejemplo, un sistema evaluado con MEF. En el software de Optislang se emplean metamodelos para dar solución a los problemas establecidos; el nombre que se les asigna es “Metamodelo de Pronóstico Óptimo” o MOP, por sus siglas en inglés. En primera instancia, el software aprende a mapear las entradas y salidas de la base de datos, selecciona las variables más importantes a través de algoritmos de reducción de la dimensionalidad como LDA (Análisis Discriminante Lineal) y PCA (Análisis de Componentes Principales), posteriormente el software realiza una competencia de modelos (polinómicos, Proceso Gaussiano, red neuronal, etc.), realiza la validación de los modelos empleando el CoP (Coeficiente de Pronóstico, el cual evalúa la calidad de la predicción con validación cruzada) y CoD (Coeficiente de determinación, indica la calidad de ajuste de modelo respecto a los datos de entrenamiento) y finalmente, selecciona el modelo y subconjunto de variables que maximizan el CoP. Para este caso particular, el metamodelo está constituido por tres modelos de predicción, uno para cada variable de salida: proximal, medial y distal. En los casos donde el CoP es insuficiente o cercano a 0, se puede incrementar el muestreo o cambiar la familia del metamodelo. En la figura 3.8 se muestra el proceso realizado por el software para crear el MOP.

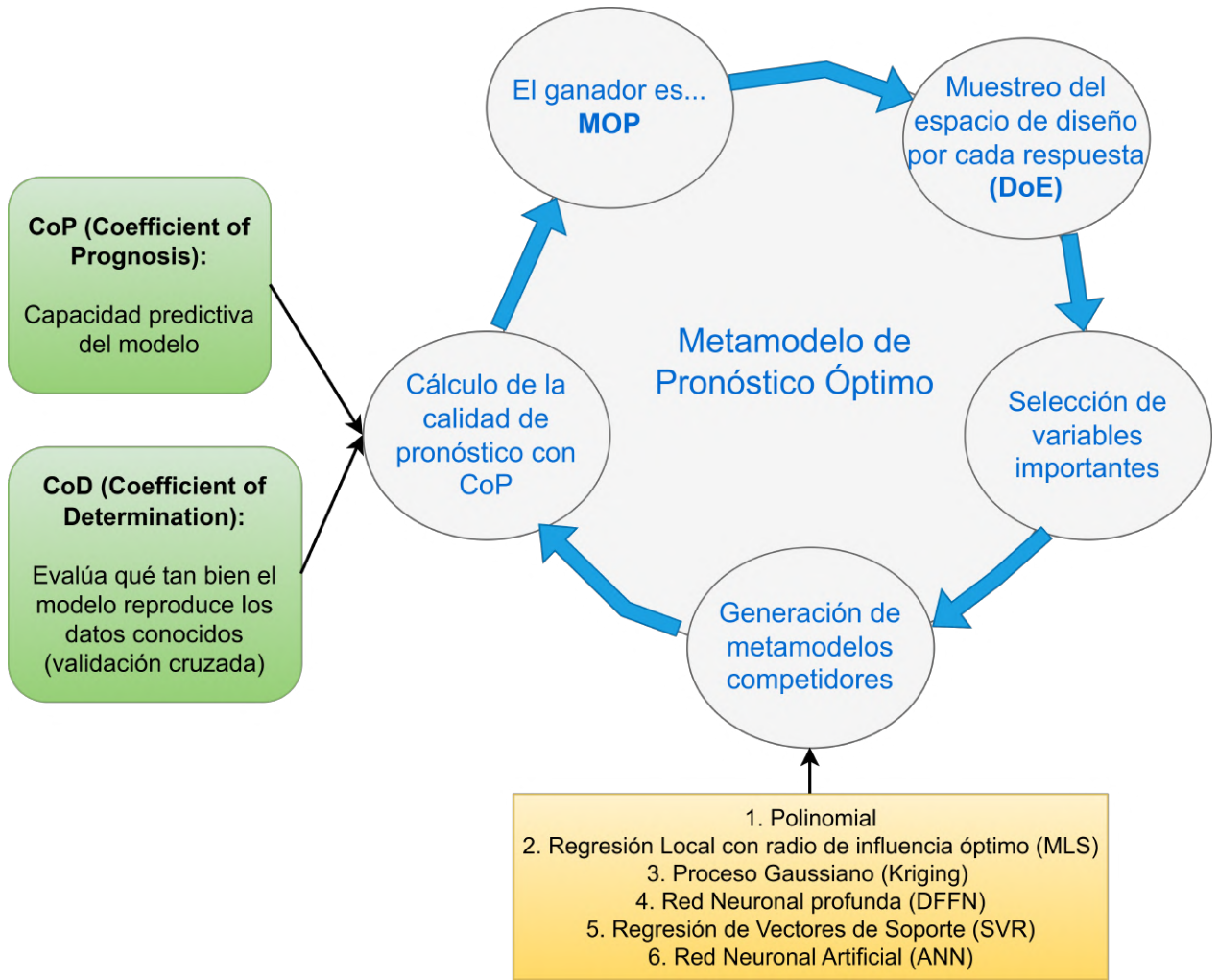


Figura 3.8: Proceso de creación del MOP con Optislang (autoría propia)

3.5.1. Descripción general del proceso

Para realizar la optimización de la geometría del modelo de hemiprótisis se empleó el software de optiSLang (Ansys Inc.), empleando un enfoque basado en metamodelos de respuesta u algoritmos de optimización global (Evolutionary Algorithm, EA) y local (NLPQL). A continuación, se enuncian las etapas realizadas:

1. Base de datos

- La base de datos proviene de simulaciones realizadas con MEF.
- Se determinaron cuatro parámetros geométricos de entrada, los cuales se pueden representar como:

$$x = [D_{st}, Inc, R_{distal}, R_{proximal}]$$

- De cada simulación paramétrica se extrajeron tres valores de respuesta, los cuales se pueden expresar de la siguiente forma:

$$\mathbf{y} = [\sigma_{proximal}, \sigma_{medial}, \sigma_{distal}]$$

- La base de datos creada contiene 7 columnas: cuatro corresponden a las entradas (x) y tres a las salidas (y), con un total de 244 renglones, los cuales representan la cantidad de simulaciones paramétricas realizadas.

2. Construcción del metamodelo de respuesta (MOP)

- En optiSLang se creó un nodo MOP que ajusta diferentes metamodelos.
- Se seleccionó la opción “Todos los metamodelos, incluidos externos”, permitiendo evaluar todos los algoritmos que contiene el software como polinomiales, procesos gaussianos, redes neuronales, etc.
- El objetivo es aproximar las respuestas en función de los parámetros de entrada.

3. Optimización sobre el metamodelo

- El MOP se conectó a un nodo de optimización (Evolutionary Algorithm, EA).
- Una vez obtenida una solución global aproximada, se aplicó un refinamiento local con NLPQL, usando como punto inicial el diseño encontrado por EA.

4. Validación final

- El diseño óptimo se verificó con el modelo de elementos finitos completo para asegurar que tensiones y restricciones se cumplieran no solo en el metamodelo, sino en el modelo original.

3.5.2. Construcción del metamodelo (MOP)

En el MOP se declararon como entradas los cuatro parámetros de diseño que se explicaron en la sección 3.4:

- D_{st} : diámetro de la sección transversal; sus unidades están en mm.
- Inc : incremento, sus unidades son en grados ($^{\circ}$).
- R_{distal} : radio distal, sus unidades son en mm.
- $R_{proximal}$: radio proximal, sus unidades son en mm.

Como salidas del MOP se establecieron los valores de esfuerzos de von Mises en tres ubicaciones distintas del fémur:

- $\sigma_{proximal}$, esfuerzo en la zona proximal.
- σ_{medial} , esfuerzo en la zona medial.
- σ_{distal} , esfuerzo en la zona distal.

Cada metamodelo se construyó a partir de la base de datos de simulaciones y se evaluó automáticamente mediante el “CoD ajustado” (coeficiente de determinación corregido) y el “CoP” (coeficiente de pronóstico), el cual mide la capacidad predictiva del modelo mediante validación cruzada.

En la versión final del MOP, se seleccionaron los metamodelos con CoD alto (próximo a 1) y CoP aceptable, especialmente para las regiones de interés de diseño. Cuando se selecciona la opción “Todos los metamodelos, incluidos externos”, optiSLang ajusta diferentes tipos de metamodelos (Kriging isotrópico, regresión lineal, superficies de respuesta, etc.) y selecciona automáticamente el de mejor desempeño (cercano a 1) para cada respuesta.

Como ejemplo, para la base de datos de la condición de trote, se obtuvieron metamodelos del tipo:

- $\sigma_{proximal}$: Kriging (kernel isotrópico) con $CoD \approx 0.99$ y $CoP \approx 0.98$.
- σ_{medial} : regresión lineal de bajo orden, con bajo CoD y CoP , lo que indica una capacidad predictiva limitada y justifica tratarla con menor peso en la función objetivo.
- σ_{distal} : *Genetic Aggregation Response Surface*, con $CoD \approx 0.94$ y CoP cercano a cero.

3.5.3. Función objetivo y restricciones

Los parámetros de diseño se optimizaron dentro de los siguientes intervalos:

- $D_{st} \in [17, 20]$
- $Inc \in [0, 1]$
- $R_{distal} \in [600, 3000]$
- $R_{proximal} \in [80, 110]$

Estas acotaciones se fijaron a partir de las consideraciones geométricas, biomecánicas y de factibilidad del modelo computacional. A partir del caso de referencia, el cual corresponde a la condición sana del fémur, se definieron las tensiones objetivo para cada condición de carga, para la condición de caminar los valores son los siguientes:

- $\sigma_{proximal}^* = 12.1 \text{ MPa}$
- $\sigma_{medial}^* = 15.5 \text{ MPa}$
- $\sigma_{distal}^* = 38.8 \text{ MPa}$

Para la normalización se definió una función objetivo escalar que combina el ajuste de las tres componentes de esfuerzo obtenidas: esfuerzo en la zona proximal, medial y distal. El objetivo es minimizar el error relativo de cada componente respecto a su valor objetivo, ponderando su importancia mediante coeficientes de peso. La función objetivo utilizada (J), se muestra en la ecuación (12):

$$J = 0.8 \left(\frac{\sigma_{\text{proximal},i} - \sigma_{\text{proximal}}^*}{0.05 \sigma_{\text{proximal}}^*} \right)^2 + 0.15 \left(\frac{\sigma_{\text{medial},i} - \sigma_{\text{medial}}^*}{0.1 \sigma_{\text{medial}}^*} \right)^2 + 0.05 \left(\frac{\sigma_{\text{distal},i} - \sigma_{\text{distal}}^*}{0.1 \sigma_{\text{distal}}^*} \right)^2 \quad (12)$$

Donde $\sigma_{\text{proximal},i}$, $\sigma_{\text{medial},i}$ y $\sigma_{\text{distal},i}$ son los valores de esfuerzo en la iteración actual para cada una de las salidas. Los factores 0.05 y 0.1 del denominador representan un 5 % y un 10 % de la diana y se utilizan para normalizar el error en términos de porcentaje. Los coeficientes 0.8, 0.15 y 0.05 son los pesos de cada término en la función objetivo, que reflejan la mayor relevancia asignada al esfuerzo proximal frente a los esfuerzos distal, debido a los resultados de CoP y CoD.

De manera práctica, el valor de los errores normalizados para cada salida queda limitado por las restricciones impuestas en la optimización, las cuales son presentadas en las ecuaciones (13) y (14) para las zonas medial y distal, respectivamente. Es importante aclarar que la normalización utilizada no busca expresar las respuestas en un intervalo $[0, 1]$, sino que busca expresar el error de cada esfuerzo como un múltiplo de porcentaje de desviación aceptable respecto a una diana (5 % para el esfuerzo proximal y 10 % para el esfuerzo medial y distal), y minimizar una combinación ponderada de esos errores normalizados al cuadrado.

En optiSLang estas expresiones se implementaron directamente en la pestaña “Criteria”, definiendo la función objetivo (J) como tipo “Objective” con criterio “Min”, el cual se refiere a la minimización; mientras que las bandas o restricciones se establecieron como tipo “constraint” con los límites mencionados.

$$\left(\frac{\sigma_{\text{medial}} - \sigma_{\text{medial}}^*}{0.1 \sigma_{\text{medial}}^*} \right)^2 \leq 1.6 \quad (13)$$

$$\left(\frac{\sigma_{\text{distal}} - \sigma_{\text{distal}}^*}{0.1 \sigma_{\text{distal}}^*} \right)^2 \leq 1.6 \quad (14)$$

3.5.4. Algoritmos de optimización e hiperparámetros

El algoritmo EA se empleó como optimizador global para explorar el espacio de diseño sobre el metamodelo. Los parámetros utilizados fueron:

- **Estrategia de búsqueda:** balanceada, es un rango intermedio entre local y global para favorecer la exploración del rango de parámetros.
- **Tamaño de población:** 24 individuos.
- **Máximo número de generaciones:** 350, lo cual indica que el MOP realizará aproximadamente 8400 evaluaciones sobre el MOP.
- **Número de generación de estancamiento:** 40 (es el criterio de parada cuando no mejora la función objetivo).
- **Método de ranking:** lineal.
- **Método de selección:** estocástico.
- **Tamaño de archivo:** 8 (número de mejores individuos archivados).
- **Número de padres:** 30
- **Primer operador para recombinar:** *Simulated Binary Crossover* (SBX). El uso principal de SBX (85 %) es que favorece la exploración suave alrededor de las mejores soluciones.
 - Crossover probability: 85 %
 - Parámetro de distribución: 8
- **Segundo operador:** *Uniform crossover*. Este crossover introduce saltos más grandes en menor proporción (15 %), ayudando a escapar de mínimos locales.
 - Crossover probability: 15 %
- **Método de mutación:** distribución normal.
- **Relación de mutación:** 15 %.
- **Desviación estándar inicial:** 0.03.
- **Desviación estándar final:** 0.15 (decreciendo para ir refinando la búsqueda).

Estos valores se escogieron como compromiso entre exploración global y coste computacional: poblaciones moderadas, alta probabilidad de cruce y una mutación que evita la convergencia prematura.

Una vez encontrado un diseño prometedor con EA, se empleó el algoritmo **NLPQL** (*Non-Linear Programming by Quadratic Lagrangian*) para refinar la solución, debido a que este realiza una búsqueda local basada en gradientes sobre el MOP. Para ejecutar NLPQL se utilizó el mejor diseño obtenido con EA como diseño de inicio y se mantuvieron los valores de las restricciones y la función objetivo. Este paso permite ajustar finamente los parámetros alrededor del óptimo global aproximado y predicho por EA.

3.5.5. Criterios para aceptar la solución óptima

La solución final se obtuvo cuando se cumplió la convergencia de la función objetivo; en optiSLang se observa por medio de la gráfica “history”, donde ocurre una disminución en el valor de la función objetivo, seguida de una fase de estabilización para las últimas iteraciones o generaciones. Además, las restricciones deben cumplirse y presentar un valor menor a los límites establecidos; esto se puede apreciar por medio de la ventana “criterio data”. Asimismo, es importante revisar si los parámetros geométricos predichos por los algoritmos se mantienen dentro de los rangos físicamente admisibles. Una vez obtenidos los parámetros geométricos que reducen la diferencia de esfuerzos en las tres zonas del fémur, se aplicaron al modelo parametrizado para validar la respuesta generada por medio de MEF. Los valores de esfuerzos de von Mises se compararon con los predichos por el MOP, para verificar el porcentaje de error que este tiene respecto a la solución con MEF.

3.6. Proceso de optimización inversa manual con Python

Al igual que en la subsección anterior, la problemática de optimización se realizó de manera manual mediante el lenguaje de programación de Python y el entorno de ejecución de Colab. De manera general, se desea resolver un problema de optimización inversa, en el cual se desea encontrar los parámetros geométricos óptimos de la hemiprótosis de cadera con el objetivo de que los esfuerzos de von Mises se acerquen a los valores objetivos establecidos. Para ello, se emplea un modelo de regresión entrenado con la información proveniente de las simulaciones paramétricas y se optimiza sobre ese modelo. En la figura 3.9 se observa el proceso descrito de manera previa.

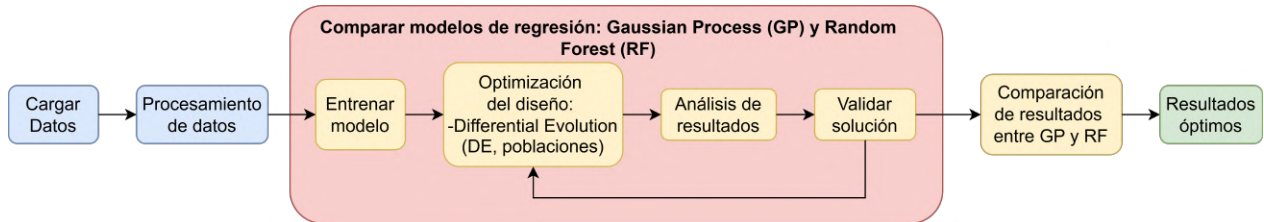


Figura 3.9: Proceso de optimización inversa manual con Python (autoría propia)

La figura 3.10 muestra el pseudocódigo empleado en Python, el cual será descrito a continuación. En la etapa de “Preparación” se lee el archivo que contiene los datos de simulación, el cual debe estar en formato “csv”. Asimismo, se depura la base de datos eliminando filas con valores faltantes, se separan las entradas (correspondientes a las variables geométricas del modelo parametrizado) y las salidas, que representan los esfuerzos de von Mises en tres distintas zonas del fémur. Es importante mencionar que en esta etapa se estandarizan los datos por columna mediante Z-score (media cero y varianza unitaria) por medio de la función “StandardScaler”, para favorecer el aprendizaje de los modelos. Adicionalmente, se registran los mínimos y máximos observados de cada variable geométrica en sus unidades físicas, los

cuales se emplean como cotas del problema de optimización para impedir la extrapolación fuera del espacio experimental.

La segunda etapa se denomina “Optimización y comparación”. En este bloque se ejecutan dos modelos: Gaussian Process (GP) y Random Forest (RF), elegidos por su capacidad para aproximar funciones no lineales con diferentes sesgos inductivos. Estos modelos se comparan para seleccionar el modelo que produzca menor Error Medio en validación cruzada sobre las tres salidas escaladas, antes de usarlo dentro de la función de optimización.

El modelo de comparación con GP se definió con kernel $ConstantKernel() * RBF() + ConstantKernel()$ y $\alpha = 1e10$, realizando 10 reinicios para robustecer la búsqueda de hiperparámetros, lo que permite capturar tendencias suaves y sesgos globales mediante componentes de varianza y longitud de escala en la RBF combinadas con términos constantes. Para el entrenamiento final se emplea un kernel $ConstantKernel() * Matern(length_scale = 1.0, nu = 2.5)$ con $\alpha = 1e - 6$ y $n_restarts_optimizer = 20$, buscando un compromiso entre suavidad y robustez frente a irregularidades al integrar la familia Matérn con $\nu = 2.5$, siempre entrenando sobre datos escalados y prediciendo luego en escala original mediante inversión del escalado.

El modelo de comparación de RF usa 100 árboles con profundidad máxima 10 y $random_state = 42$, lo que controla la complejidad para evitar sobreajuste sobre el espacio escalado de entradas y salidas individuales. Para el entrenamiento final se definen 200 árboles, con una profundidad máxima de 15 y $min_samples_split = 5$ con $random_state = 42$, mejorando la capacidad de representación con un conjunto mayor de árboles manteniendo restricciones de profundidad para regularización implícita.

La comparación entre GP y RF se realiza con validación cruzada de 5 particiones por cada una de las tres salidas, utilizando la métrica $neg_mean_squared_error$ y promediando el Error Cuadrático Medio (Mean Squared Error, MSE) resultante por salida y global para decidir el desempeño relativo. Este esquema permite medir la generalización en cada región de esfuerzo y obtener un MSE promedio que guía la recomendación del modelo subyacente para la fase de optimización.

La función objetivo recibe un vector de diseño x y primero recorta cada componente a los rangos experimentales observados, garantizando la viabilidad y la coherencia con el dominio de entrenamiento del modelo. Tras transformar x a la escala del modelo, se predice $\hat{y}_i$, se invierte el escalado a unidades originales y se calcula la raíz del error cuadrático medio (RMSE) con la ecuación (9) respecto a los objetivos fijos (y_i^*) en proximal, medial y distal.

Para el proceso de optimización el dominio de búsqueda se define por cotas inferiores y superiores tomadas de los mínimos y máximos observados en las columnas de los valores geométricos de entrada, preservando la extrapolación dentro del espacio experimental. Se ofrecen dos métodos: evolución diferencial (“Differential Evolution” (DE)) con $semilla = 42$, $maxiter = 1000$ y $popsiz = 30$ como estrategia global poblacional, y una alternativa local con 20 arranques aleatorios usando L-BFGS-B acotado conservando el mejor resultado entre ejecuciones independientes.

Una vez encontrada la solución óptima, se vuelven a transformar y predecir los esfuerzos en escala original para reportar parámetros óptimos y la comparación por región entre los valores predichos y los valores objetivo, incluyendo cálculo de error porcentual y el RMSE total en MPa mostrados por consola. La rutina retorna el vector de parámetros óptimos y el vector de esfuerzos predichos que se utilizan posteriormente en la comparación entre métodos.

Se verifica que cada parámetro óptimo permanezca dentro de sus límites experimentales mediante comparación con los mínimos y máximos de los valores de entrada, emitiéndose mensajes en caso de salir del dominio y un indicador booleano que confirma si la solución es completamente admisible. Esta verificación reduce el riesgo de extrapolación del modelo a regiones no soportadas por datos.

La rutina `compare_optimization_results` ejecuta todo el ciclo para GP y RF: entrenamiento, optimización, análisis, validación y recopilación de métricas como parámetros óptimos, predicción de esfuerzos, RMSE, error promedio porcentual, pertenencia a límites y errores individuales por región. Se imprime una comparativa con tablas de parámetros y desempeño, y se recomienda el método con menor error promedio, cuyos parámetros se publican como “finales recomendados” junto con el error promedio.

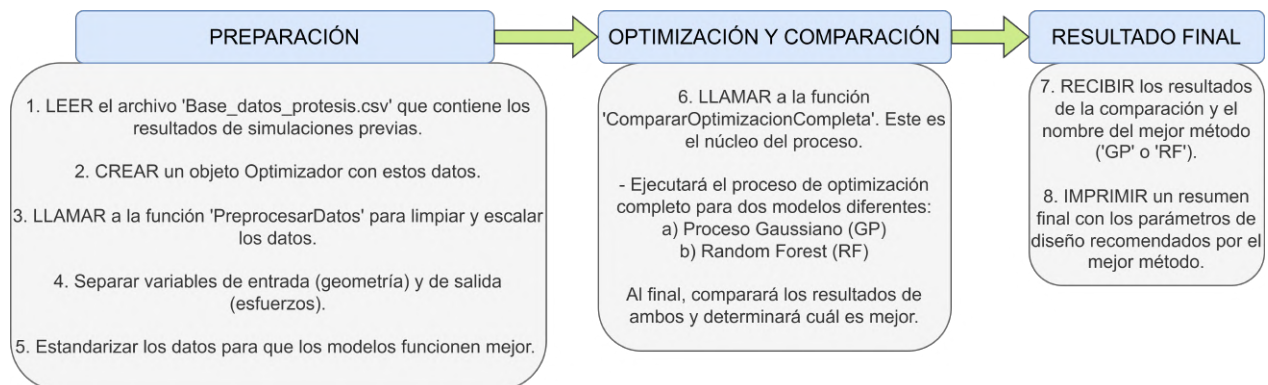


Figura 3.10: Pseudocódigo del proceso de optimización inversa manual con Python (autoría propia)

4. Resultados y discusión

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos a lo largo del desarrollo de este trabajo, comenzando por el diseño de las hemiprótosis de cadera, su posterior análisis con MEF y la aplicación de algoritmos de IA de forma manual y a través del software Optislang para optimizar la geometría del vástago, con el objetivo de reducir el fenómeno de protección contra el esfuerzo en el hueso del fémur cuando es implantada la hemiprótosis de cadera.

4.1. Modelos computacionales de hemiprótosis de cadera

Los modelos computacionales de los implantes de cadera mostrados en la figura 4.1 se obtuvieron a partir de la combinación de las dos formas de vástago y las dos secciones transversales propuestas (ver figuras 3.2a, 3.2b, 3.3a y 3.3b). Los modelos computacionales presentados en las figuras 4.1a y 4.1b tienen la forma de vástago tipo McKee Farrar, pero difieren de la sección transversal, el modelo 2 tiene sección transversal tipo C.A.D. y el modelo 1 tiene sección transversal tipo Stanmore, razón por la cual, se logra apreciar una hendidura en la figura 4.1a, pues corresponde a la ranura de la sección transversal. Estos dos modelos tienen en común la distancia del centro del cuello femoral a la punta del vástago (166 mm), el diámetro del cuello femoral es de 15 mm y el ángulo de soporte de la cabeza femoral es de 135° . Los modelos 3 y 4 (ver figuras 4.1c y 4.1d) tienen una forma de vástago tipo Tronzo, la cual tiene la característica de que la distancia del centro de la cabeza femoral a la punta del vástago es de 120 mm, el diámetro del cuello femoral de 15 mm y el ángulo de la cabeza femoral es de 135° ; en lo que difieren estos modelos es en la forma de la sección transversal, ya que el modelo 3 tiene asignada la sección transversal tipo C.A.D y el modelo 4 tiene sección transversal tipo Stanmore. El diseño de las hemiprótosis de cadera mostradas en la figura 4.1 considera el momento de implantación de estas dentro del hueso fémur, por este motivo, al final del cuello femoral se observa una zona recta, la cual sirve de apoyo para que el médico cirujano pueda empujar la prótesis en el hueco formado en el hueso.

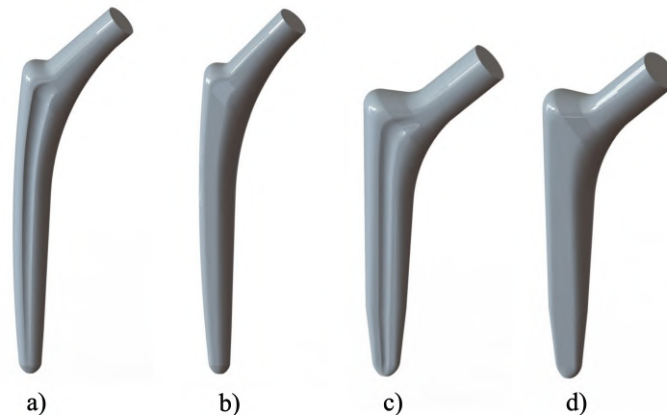


Figura 4.1: Modelos 3D de vástagos de cadera creados a) modelo 1, b) modelo 2, c) modelo 3, d) modelo 4 (autoría propia)

4.2. Comportamiento mecánico de la hemiprótosis de cadera aplicando las condiciones de carga de la norma ISO 7206

La norma ISO 7206 [54], [55] en sus apartados 4 y 6 rigen la evaluación de la resistencia a la fatiga del vástago y cuello de las hemiprótosis de cadera y se indica que el implante no debe sufrir un desplazamiento mayor a 5 mm y las muestras deben soportar cinco millones de ciclos de vida en la prueba de vástago, mientras que, para la prueba de cuello, el desplazamiento de la cabeza femoral no debe exceder 3 mm y las muestras deben soportar diez millones de ciclos de vida.

En las tablas 4.1 y 4.2 se observan los resultados de simulación para la prueba de vástago y cuello, donde se aprecia que en ninguna de las simulaciones se presenta un desplazamiento mayor a 2 mm, lo que indica que, los cuatro modelos con los tres biomateriales cumplen con el parámetro de desplazamiento establecido por cada apartado de la norma. Por otro lado, todos los modelos construidos con Ti6Al4V fueron los que superaron la cantidad de ciclos de vida establecidos por la norma.

Tabla 4.1: Resultados de simulación bajo condiciones de carga de la norma ISO 7206 para la prueba de vástago

Modelo	Material	Desplazamiento (mm)	Esfuerzo de von Mises (MPa)	Factor de Seguridad	Ciclos de vida
1	SS 316L	0.45	144.76	2.29	7.89E+06
	Ti6Al4V	0.61	144.90	6.55	1.00E+10
	Cr-Co-Mo	0.37	144.71	3.31	3.75E+06
2	SS 316L	0.44	140.59	2.37	7.89E+06
	Ti6Al4V	0.60	140.05	6.79	1.00E+10
	Cr-Co-Mo	0.36	140.95	3.42	3.75E+06
3	SS 316L	0.83	245.91	1.35	7.89E+06
	Ti6Al4V	1.12	245.52	1.87	1.00E+10
	Cr-Co-Mo	0.69	246.20	2.95	3.75E+06
4	SS 316L	0.79	226.10	1.47	7.89E+06
	Ti6Al4V	1.06	223.18	1.26	1.00E+10
	Cr-Co-Mo	0.66	227.97	2.12	3.75E+06

Tabla 4.2: Resultados de simulación bajo condiciones de carga de la norma ISO 7206 para la prueba de cuello

Modelo	Material	Desplazamiento (mm)	Esfuerzo de von Mises (MPa)	Ciclos de vida	Factor de Seguridad
1	SS 316L	0.30	195.48	7.89E+06	1.70
	Ti6Al4V	0.40	195.39	1.00E+10	4.86
	Cr-Co-Mo	0.25	195.72	3.75E+06	2.45
2	SS 316L	0.30	191.50	7.89E+06	1.74
	Ti6Al4V	0.40	191.33	1.00E+10	4.98
	Cr-Co-Mo	0.25	191.47	3.75E+06	2.52
3	SS 316L	0.27	274.89	7.89E+06	1.20
	Ti6Al4V	0.36	274.96	1.00E+10	3.05
	Cr-Co-Mo	0.23	275.01	3.75E+06	1.74
4	SS 316L	0.27	277.23	7.89E+06	1.19
	Ti6Al4V	0.36	277.29	1.00E+10	3.42
	Cr-Co-Mo	0.22	277.28	3.75E+06	1.73

En la parte superior de la figura 4.2 se observan los resultados gráficos de desplazamiento para la prueba de vástago donde las hemiprótesis de cadera tienen como material base el Ti6Al4V y se aprecia que la cabeza femoral fue la zona de mayor desplazamiento. Los modelos 1 y 2 fueron los que presentaron menor desplazamiento con 0.61876 mm y 0.60038 mm, respectivamente (ver figuras 4.2a y 4.2b). Los modelos 3 y 4 presentaron un desplazamiento de 1.1242 mm y 1.0672 mm, respectivamente (ver figuras 4.2c y 4.2d). En la parte inferior de la figura 4.2 se muestran los resultados gráficos de desplazamiento para la prueba de cuello, al igual que en la prueba de vástago, el mayor desplazamiento se encuentra en la cabeza femoral. En esta prueba, los modelos 3 y 4 que corresponden a las figuras 4.2c y 4.2d presentan deformaciones menores con 0.3664 mm y 0.36372 mm respectivamente, mientras que los modelos 1 y 2 presentaron deformaciones de 0.4064 mm y 0.4013 mm (ver figuras 4.2a y 4.2b).

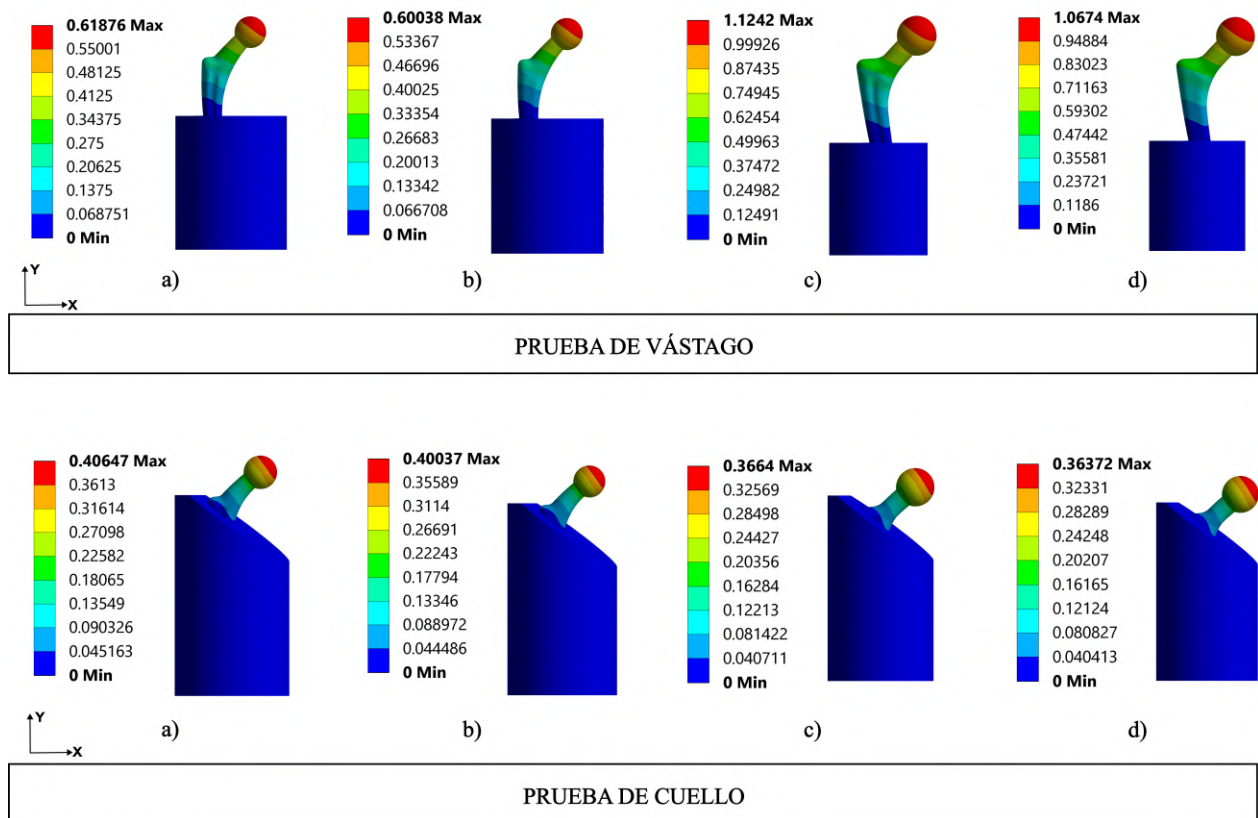


Figura 4.2: Resultados en mm de desplazamiento para prueba de vástago y cuello, a) modelo 1, b) modelo 2, c) modelo 3, d) modelo 4 (autoría propia)

Los esfuerzos generados en el implante al aplicar las condiciones de carga de la norma ISO 7206 son una consideración mecánica importante para seleccionar los modelos con mejor comportamiento estructural. En la parte superior de la figura 4.3 se muestran las zonas de mayor concentración de esfuerzos para las pruebas de vástago, el modelo 1 (figura 4.3a) y modelo 2 (figura 4.3b) fueron los que presentaron menores esfuerzos (144.9 MPa y 140.05 MPa, respectivamente), mientras que los modelos 3 y 4 (ver figuras 4.3c y 4.3d) tuvieron mayor concentración de esfuerzo con 245.52 MPa y 223.18 MPa, respectivamente. En los resultados de la prueba de resistencia a la fatiga para cuello (figura 4.3, parte inferior), los modelos 1 y 2 (figuras 4.3a y 4.3b) fueron los que presentaron menor concentración de esfuerzos con 195.39 MPa y 191.33 MPa, respectivamente. Los modelos 3 (figura 4.3c) y 4 (figura 4.3d) fueron los más esforzados con 274.96 MPa y 277.29 MPa, respectivamente.

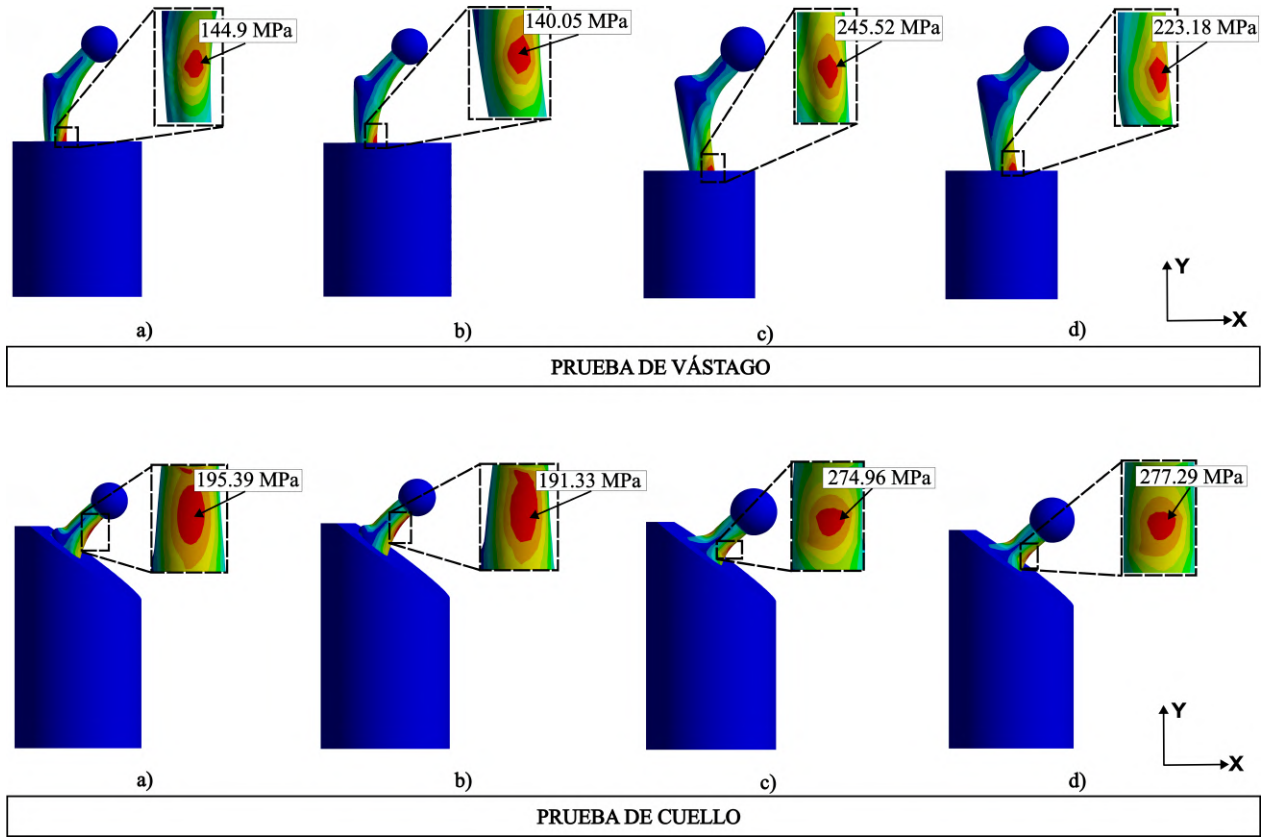


Figura 4.3: Resultados en MPa de esfuerzos de von Mises para prueba de vástago y cuello a) modelo 1, b) modelo 2, c) modelo 3, d) modelo 4 (autoría propia)

4.3. Implantación de hemiprótesis en el hueso

El fenómeno de protección contra el esfuerzo surge de la alteración en el estado de esfuerzos que tiene el hueso de forma natural al realizarse la implantación de una prótesis. Para cuantificar el fenómeno de protección contra el esfuerzo se puede emplear la ecuación (15) [13].

$$\text{Protección contra el esfuerzo} = \frac{Y_{\text{imp}} - Y_{\text{ref}}}{Y_{\text{ref}}} \quad (15)$$

donde Y_{ref} y Y_{imp} son los esfuerzos equivalentes de von Mises de la condición sana y con implante en el fémur, respectivamente.

Si el resultado obtenido es positivo, significa que con la implantación realizada el fémur se sobrecarga. Por otro lado, si el resultado es negativo, significa que hay un decremento en la cantidad de esfuerzos que se transfieren al fémur debido a que la prótesis absorbe en mayor medida las cargas aplicadas. Lo ideal es que el valor de protección contra el esfuerzo sea cero; esto indica que la prótesis implantada no afecta fisiológicamente la transferencia de carga hacia el hueso.

Para evaluar el desempeño mecánico de las hemiprótosis de cadera, se implantaron en el modelo computacional del fémur los dos modelos que presentaron menores esfuerzos en las pruebas de fatiga de cuello y vástago, descritas en la sección anterior. Estos modelos, denominados modelo 1 y modelo 2, fueron sometidos a condiciones de carga correspondientes al caminado y trotado, con el objetivo de comparar la respuesta del fémur en su condición natural y la respuesta que presenta con una prótesis implantada.

A continuación, se muestran los resultados de desplazamientos presentes en el fémur bajo la condición de carga de caminado en tres secciones diferentes del hueso (zona distal, medial y proximal). Para realizar la comparación mecánica de los tres estudios, se empleó el mismo sistema de referencia local y se identificaron los mismos nodos en los modelos computacionales. En la figura 4.4a se muestra la distribución de desplazamientos para el fémur natural, donde se observa que el mayor desplazamiento se localiza en la zona proximal del mismo, debido a que es la zona donde se encuentra la cabeza femoral y sobre esta se aplica la carga; conforme se aleja de la zona proximal, el hueso es capaz de absorber la energía de deformación hasta que en la zona distal el desplazamiento es nulo. En el caso de los modelos de hemiprótosis implantados que se muestran en las figuras 4.4b y 4.4c, en la zona proximal se observa un desplazamiento de 3.4 mm y 4.12 mm para el modelo 1 y el modelo 2, respectivamente. Al igual que en la respuesta del fémur natural, existe una disminución de desplazamiento hacia la zona distal, pero el fémur con el modelo 2 implantado genera mayores deformaciones en el hueso.

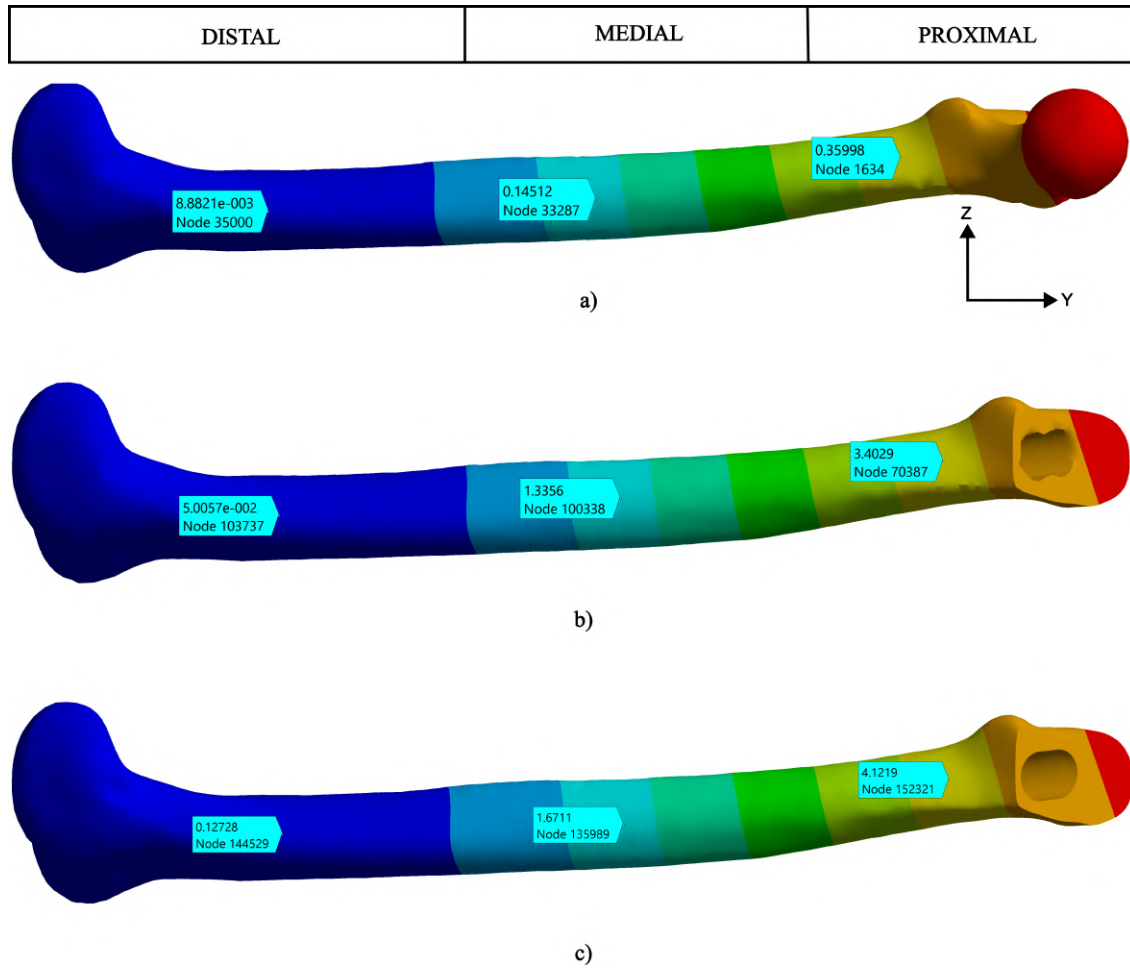


Figura 4.4: Resultados de desplazamientos en milímetros (mm) bajo condición de carga de caminado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)

Para la condición de carga de trotado, se muestra en las figuras 4.5a, 4.5b y 4.5c la respuesta de desplazamientos que tuvo el hueso en su condición natural, con el modelo 1 y con el modelo 2 implantado. La respuesta general que se muestra es análogamente parecida a la que se obtuvo en la condición de caminado. En la zona proximal de la figura 4.5a se observa un desplazamiento de 0.72 mm, mientras que con los modelos implantados se obtuvo un desplazamiento en el mismo nodo de 5.92 mm y 8.27 mm, para el modelo 1 y 2, respectivamente (figura 4.5b y 4.5c), con lo que se puede observar el gran impacto mecánico que tiene la implantación de una hemiprótésis de cadera en esta condición de carga. En la tabla 4.3, se puede observar el resumen de los desplazamientos presentados en el fémur natural y con los modelos de hemiprótésis implantados, al igual que se muestran las posiciones de los nodos considerados para obtener dichos valores.

Tabla 4.3: Resultados de desplazamientos y posición de los nodos en el fémur bajo condiciones de carga de caminado y trotado (mm)

Coordenadas (mm)	Caminado			Trotado		
	Distal	Medial	Proximal	Distal	Medial	Proximal
P_x	42.5	38.1	38.6	42.5	38.1	38.6
P_y	-316.4	-179.4	-52.0	-316.4	-179.4	-52.0
P_z	-21.9	-17.0	0.1	-21.9	-17.0	0.1
Fémur natural	0.00	0.14	0.35	0.00	0.29	0.72
Modelo 1	0.00	1.33	3.40	0.00	2.41	5.92
Modelo 2	0.12	1.67	4.12	0.22	3.52	8.27

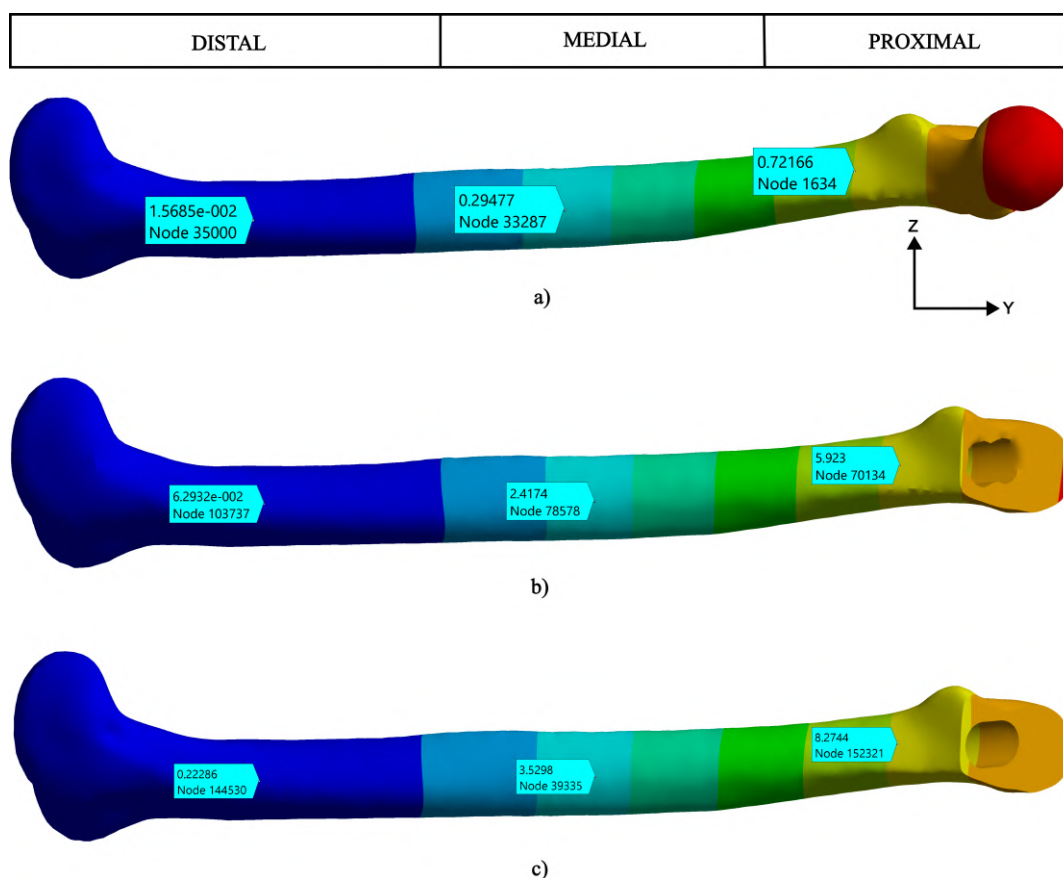


Figura 4.5: Resultados de desplazamientos en milímetros (mm) bajo condición de carga de trotado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)

Debido a que el objetivo principal de este trabajo es observar cómo influye la geometría de las hemiprótosis de cadera en la producción del efecto de protección contra el esfuerzo, se obtuvieron los esfuerzos de von Mises en el fémur para la condición natural y con implantes bajo las condiciones de carga de caminar y trotar. En la figura 4.6a se muestra la respuesta del fémur natural bajo la condición de carga de caminado. Se observa que la distribución de esfuerzos a lo largo del fémur no es uniforme, por lo que se obtuvieron las coordenadas del nodo con el esfuerzo máximo en la zona distal, medial y proximal, las cuales presentaron un valor de 37.968 MPa, 20.439 MPa y 16.227 MPa, respectivamente (ver figuras 4.6b y 4.6c). Los resultados obtenidos para esta condición de carga y en el fémur natural son similares a los reportados por G. Cortis et al. [13], quienes obtuvieron un valor máximo de 36.762 MPa bajo la condición de carga de caminado.

Los resultados para la condición de carga de trotado se muestran en la figura 4.7. Al igual que en la condición de caminado, se seleccionó un nodo en cada sección del fémur natural (zona distal, medial y proximal), la figura 4.7a hace referencia a la respuesta del fémur natural bajo la condición de carga, en la zona distal hay un valor de 70.628 MPa, en la zona medial de 8.4899 MPa y en la zona proximal de 20.302 MPa. En las figuras 4.7b y 4.7c, se puede observar la respuesta del fémur con cada modelo de hemiprótosis implantado y en los mismos puntos de referencia establecidos.

En la tabla 4.4 se pueden apreciar los esfuerzos de von Mises (MPa) presentados en las figuras 4.6 y 4.7; además, se muestran las coordenadas de los nodos considerados en cada zona del fémur y para cada condición de carga. Al conocer las coordenadas de los mismos nodos en los tres modelos computacionales, se puede realizar la comparación de los valores de esfuerzos presentes en cada zona del fémur y así observar la cantidad de protección contra el esfuerzo que genera cada implante en el fémur.

Tabla 4.4: Resultados de esfuerzos de von Mises (MPa) en el fémur bajo condiciones de carga de caminado y trotado

Coordenadas (mm)	Caminado			Trotado		
	Distal	Medial	Proximal	Distal	Medial	Proximal
P_x	10.7	13.4	8.4	13.5	11.1	7.9
P_y	-263.8	-184.9	-62.0	-288.4	-169.5	-54.4
P_z	-19.7	-12.0	-9.9	-32.3	-15.2	2.51
Fémur natural	37.96	20.43	16.22	70.62	8.48	20.30
Modelo 1	35.23	16.943	13.13	60.89	5.95	14.94
Modelo 2	37.75	19.32	12.42	65.63	8.17	14.72

El efecto de protección contra el esfuerzo se presenta en las figuras 4.8a y 4.8b, donde se muestra que, para las tres zonas del fémur, los valores de protección contra el esfuerzo son

negativos bajo ambas condiciones de carga. La figura 4.8a muestra la respuesta del fémur ante la implantación de los dos modelos de hemiprótosis bajo la condición de carga de caminado. En esta figura se observa que, en la zona distal y medial, el modelo 2 presenta una protección contra el esfuerzo inferior al -6 % para las zonas mencionadas, mientras que el modelo 1 alcanza los valores entre -7 y -17 % para la zona distal y medial, respectivamente. En la zona proximal, el modelo 2 genera una protección aproximada de -23 % superior a la del modelo 1, que presenta alrededor del -19 %.

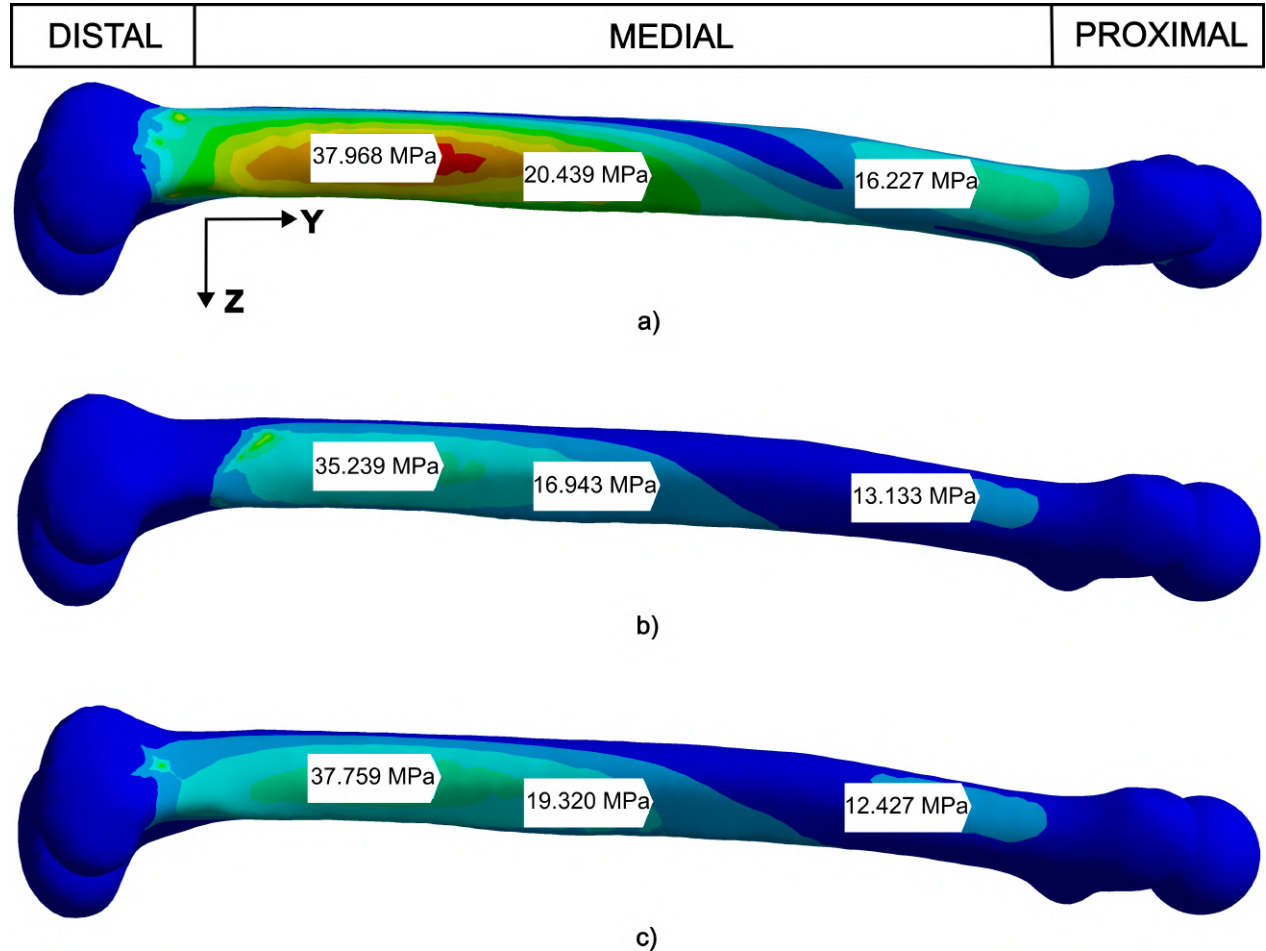


Figura 4.6: Resultados de esfuerzos de von Mises en MPa bajo condición de carga de caminado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)

Por otro lado, la figura 4.8b muestra la respuesta del fémur bajo la condición de carga de trotado. En este caso, el modelo 2 presenta menores niveles de protección contra el esfuerzo en comparación con el modelo 1 en la zona distal y medial del fémur. En la zona distal, el modelo 1 genera alrededor de -13 %, mientras que el modelo 2 registra -7 %; en la zona medial, el modelo 1 genera -29 % y el modelo 2 registra -3 %. En la zona proximal se repite la tendencia observada en la condición de caminado; el modelo 2 presenta mayor protección

contra el esfuerzo (-27 %) en comparación con el modelo 1 (-26 %).

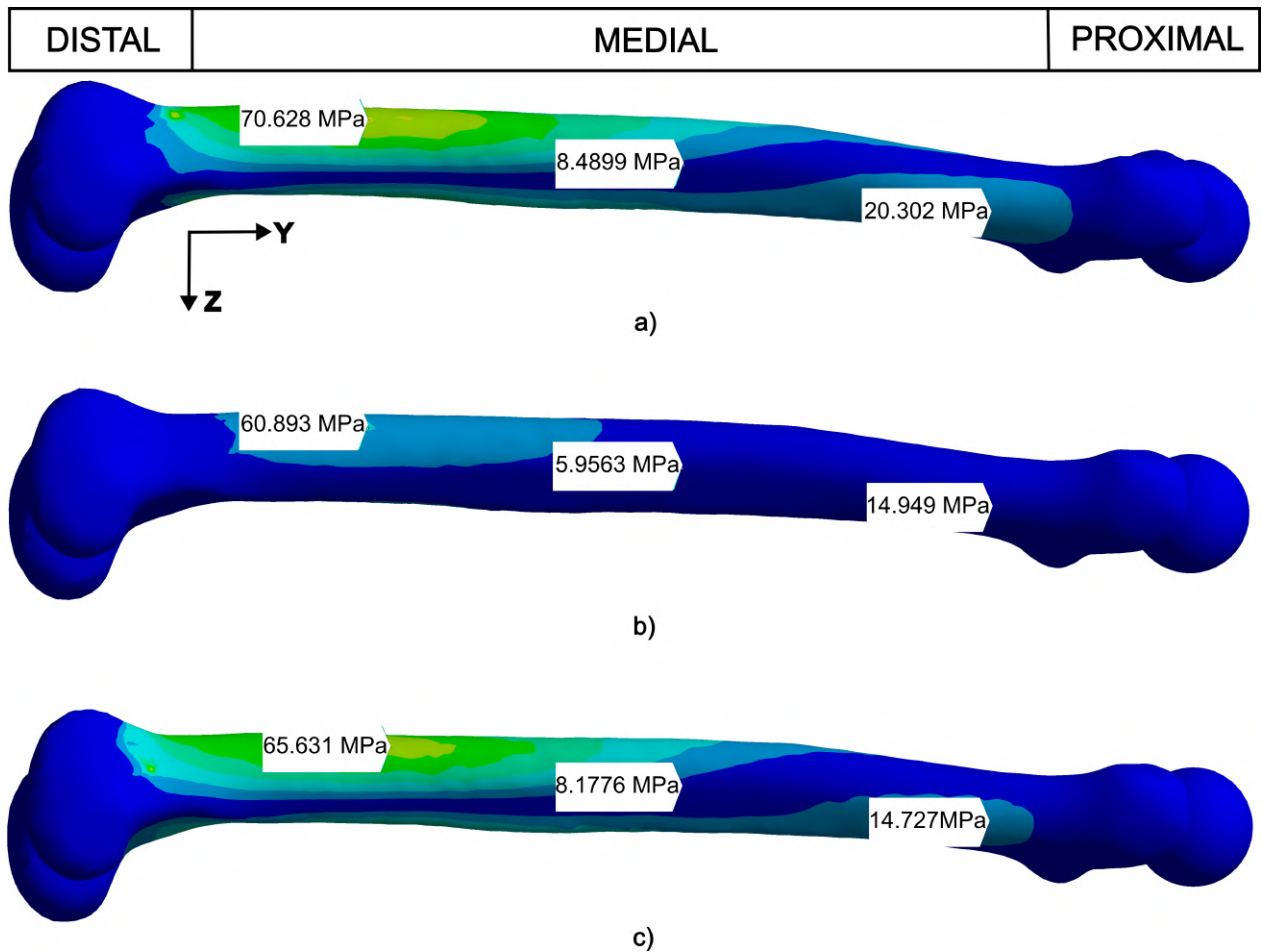


Figura 4.7: Resultados de esfuerzos de von Mises en MPa bajo condición de carga de trotado a) fémur natural, b) fémur con modelo 1 implantado, c) fémur con modelo 2 implantado (autoría propia)

Como se observa, todos los valores de protección contra el esfuerzo mostrados en la figura 4.8 son negativos, lo que indica que los implantes de cadera absorben una mayor proporción de las cargas aplicadas, reduciendo así los esfuerzos transmitidos al fémur. Este análisis fue realizado para identificar el modelo de hemiprótosis de cadera que se empleó como diseño base para realizar las simulaciones paramétricas y, posteriormente, la optimización geométrica. Se determinó al modelo 2 como modelo base debido a que, en las zonas distal y medial, este modelo generó porcentajes de protección contra el esfuerzo menores que el modelo 1 para ambas condiciones de carga.

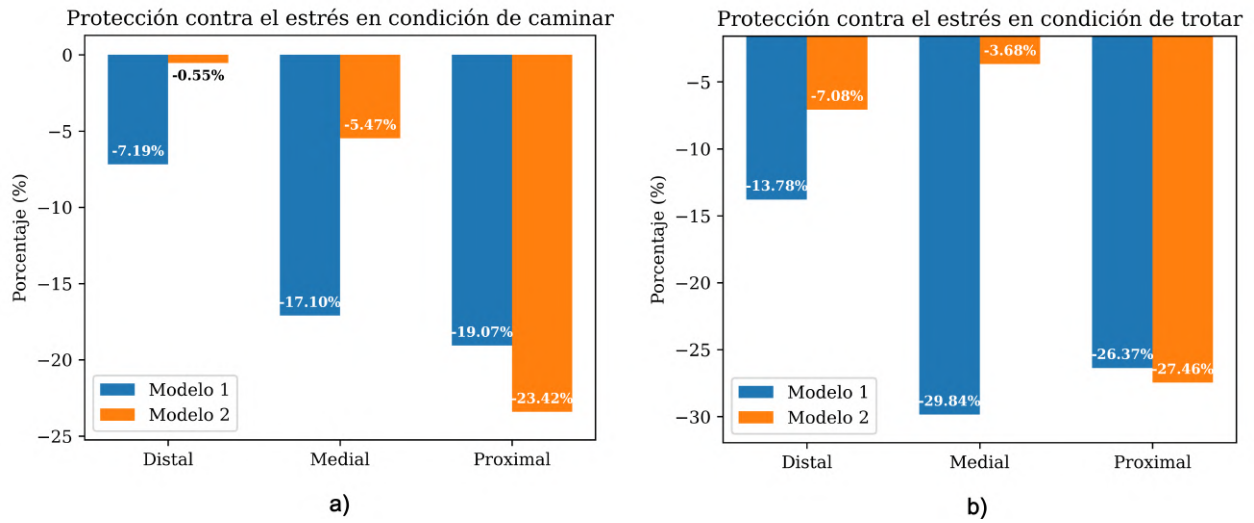


Figura 4.8: Porcentaje de protección contra el esfuerzo generado en el fémur. a) Condición de caminar, b) Condición de trotado (autoría propia)

4.4. Optimización con algoritmos de IA

En esta sección se presentan los resultados obtenidos con la optimización inversa por medio de Optislang y de manera manual con Python. En ambos casos, el objetivo fue reducir la diferencia entre los esfuerzos de von Mises producidos en el fémur y los esfuerzos objetivo en las zonas específicas bajo las condiciones de carga de caminar y trotar, de tal manera que se disminuya el efecto de protección contra el esfuerzo en el hueso del fémur.

4.4.1. Condición de caminar

En la tabla 4.5 se muestran los resultados obtenidos para la condición de caminar con los dos enfoques de IA: el metamodelo de Optislang y el modelo manual de GP. En la parte izquierda de la tabla se muestran los valores objetivo para la condición de caminar en cada región. Cada modelo contiene cuatro columnas de información; la columna llamada “MEF” contiene los datos, en MPa, de los valores de esfuerzos de von Mises presentes en el fémur en cada zona con el modelo de acuerdo con las dimensiones recomendadas por cada modelo (tabla 4.6). En la segunda columna se calcula la diferencia, medida en MPa, del valor otorgado por MEF y el valor objetivo. La tercera columna contiene la información del error porcentual, el cual también representa el porcentaje de efecto de protección contra el esfuerzo según la ecuación 15. En la última columna se presenta el valor predicho por cada modelo (MPa).

De acuerdo con la información presentada en la tabla 4.5, en la región proximal ambos modelos lograron disminuir la diferencia de esfuerzos de von Mises con respecto al valor objetivo, obteniendo esfuerzos de 10.47 MPa y 10.48 MPa, con el modelo de Optislang y GP, respectivamente, lo cual se traduce en una diferencia de aproximadamente -1.6 MPa (respecto al valor objetivo). En la zona medial y distal, la diferencia respecto a los valores objetivos es

cercana a 0.5 MPa para ambos modelos.

Para evaluar la calidad predictiva de los modelos se calcularon las siguientes métricas estadísticas: RMSE, MAE y Bias, tanto para el proceso de predicción como para la fidelidad global, las cuales se muestran en las tablas 4.7 y 4.8. En el caso de la fidelidad de los modelos en predicción, ambos métodos arrojaron RMSE similares, de alrededor de 0.04 MPa. En términos de MAE (%) para la fidelidad global, ambos modelos presentaron un error promedio inferior al 1 %, lo que indica una excelente precisión. El valor de Bias que se obtuvo en predicción fue cercano a cero y negativo en la evaluación global, lo que representa una ligera subestimación del esfuerzo simulado, pero no afecta significativamente a la validez del modelo. Con los datos presentados en estas tablas, se confirma que tanto el metamodelo de Optislang como el modelo manual de GP poseen una alta capacidad de ajuste y, por lo tanto, tienen una alta capacidad para la predicción de esfuerzos de von Mises en nuevos diseños. La similitud entre las dimensiones recomendadas por cada modelo (tabla 4.6) indica una coherencia geométrica entre los procesos de optimización inversa con IA, validando la consistencia de los métodos empleados.

Tabla 4.5: Resultados obtenidos en el fémur con la aplicación de algoritmos de IA para la condición de caminar

OptiSLang					GP				
Región	Esfuerzo objeti- vo (MPa)	MEF (MPa)	Δ MEF- Objetivo (MPa)	Error %	Valor pre- dicho (MPa)	MEF (MPa)	Δ MEF- Objetivo (MPa)	Error %	Valor pre- dicho (MPa)
Proximal	12.1	10.4	-1.6	-13.0	10.5	10.4	-1.6	-13.0	10.5
Medial	15.5	16.0	0.5	3.4	16.0	16.0	0.5	3.5	16.1
Distal	38.8	38.3	-0.4	-1.2	38.2	38.3	-0.4	-1.2	38.3

Tabla 4.6: Dimensiones recomendadas por los modelos de IA para la condición de caminar

Metamodelo	Radio proximal	Radio distal	Incremento	Diámetro de sección transversal
	(mm)	(mm)	(°)	(mm)
OptiSLang	80.1	2974.3	0.0	17.0
GP	80.0	2935.7	0.0	17.0

Tabla 4.7: Fidelidad de los modelos en predicción para la condición de caminar

Métricas (predicción-MEF)	OptiSLang	GP
RMSE (MPa)	0.04	0.04
RMSE (%)	0.34	0.37
MAE (MPa)	0.04	0.04
MAE (%)	0.29	0.31
Bias (%)	0.26	0.27

Tabla 4.8: Fidelidad global de los modelos para la condición de caminar

Métricas (objetivo-MEF)	OptisLang	GP
RMSE (MPa)	1.02	1.02
RMSE (%)	8.05	8.02
MAE (MPa)	0.88	0.88
MAE (%)	6.05	6.05
Bias (%)	-3.77	-3.69

En la figura 4.9 se observa la respuesta del fémur (en porcentaje) ante el fenómeno de protección contra el esfuerzo en las tres regiones del fémur, donde se contrasta la respuesta que genera el modelo base (Modelo 1), el modelo con las dimensiones recomendadas con Optislang y el modelo con las dimensiones recomendadas por GP.

En la zona proximal, el modelo base generó aproximadamente 23% de pérdida del esfuerzo de von Mises, mientras que los modelos optimizados redujeron esa diferencia a -13% aproximadamente, reflejando una mejor transferencia de estímulo mecánico al hueso. En la zona medial, ambos modelos generaron un efecto similar, de aproximadamente 3.4%, lo que se traduce en una distribución mecánica homogénea considerando que el modelo base generó alrededor de 3.7%. En la zona distal, las variaciones geométricas de los modelos de hemiprótosis de cadera generaron cambios mínimos en el efecto de protección contra el esfuerzo (-1.3%). En la figura 4.10 se muestran los modelos computacionales de hemiprótosis de cadera a modo de comparación; visualmente los modelos optimizados son muy similares (figuras 4.10b y 4.10c) porque únicamente presentan ligeras variaciones en el radio distal, para redistribuir mejor los esfuerzos en la zona proximal del fémur. Respecto al modelo base (figura 4.10a), se puede apreciar a simple vista el cambio en los parámetros geométricos. La similitud entre los modelos 4.10b y 4.10c evidencia que el modelo GP replica con alta precisión los resultados obtenidos con Optislang.

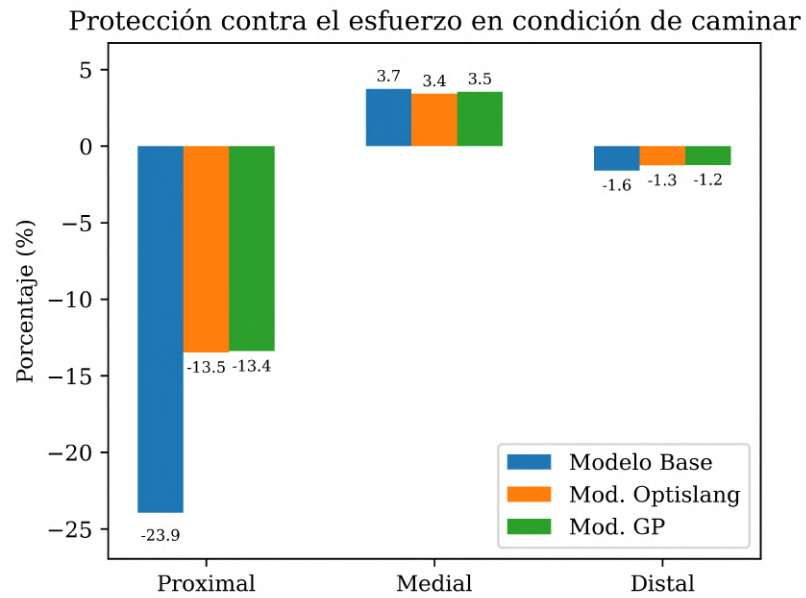


Figura 4.9: Efecto de protección contra el esfuerzo para la condición de caminar (autoría propia)

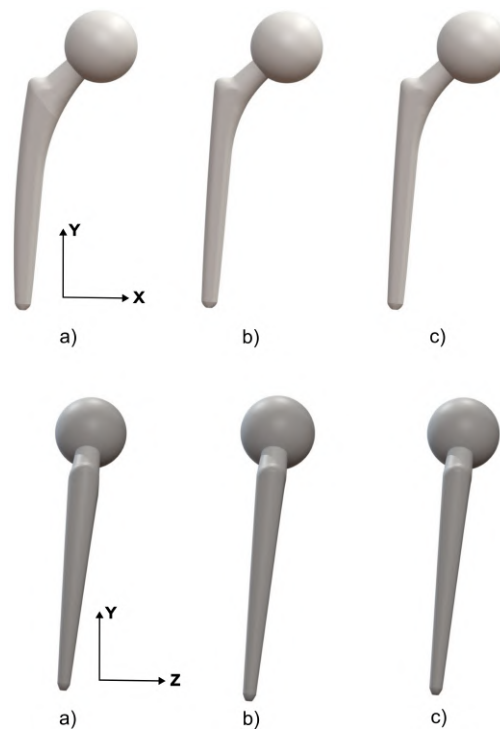


Figura 4.10: Comparación de modelos geométricos para la condición de caminar, a) Modelo base (Modelo 1), b) Modelo optimizado con Optislang, c) Modelo optimizado con GP (autoría propia)

4.4.2. Condición de trotar

En la condición de trotar, se evaluaron los modelos generados mediante Optislang y GP con la finalidad de ajustar las dimensiones del vástago femoral de la hemiprótesis de cadera y reducir el fenómeno de protección contra el esfuerzo. Los esfuerzos objetivo fueron establecidos en las tres zonas del fémur bajo la condición sana del mismo, comparando los resultados simulados obtenidos por cada modelo con respecto a los valores de referencia. En la tabla 4.9 se muestran los resultados obtenidos para la condición de trotar; esta tabla está distribuida de la misma manera que la tabla 4.5. En la región proximal, ambos modelos se acercan al valor objetivo; el modelo de Optislang produce una diferencia de -0.71 MPa y el modelo con GP produce una diferencia de -1 MPa. En la región medial se presentó una diferencia de -3.24 MPa y -3 MPa, para el modelo de Optislang y GP, respectivamente. En la zona distal, la diferencia fue de 1.4 MPa y 1.1 MPa con cada modelo. En este caso, la zona medial es la que presenta mayor impacto mecánico del esfuerzo de protección contra el esfuerzo. En la tabla 4.10 se muestran las dimensiones geométricas recomendadas por cada modelo para disminuir el fenómeno de protección contra el esfuerzo.

Tabla 4.9: Resultados obtenidos en el fémur con la aplicación de algoritmos de IA para la condición de trotar

Región	OptiSLang					GP			
	Esfuerzo Objetivo (MPa)	MEF (MPa)	Δ MEF-Objetivo (MPa)	Error %	Valor predicho (MPa)	MEF (MPa)	Δ MEF-Objetivo (MPa)	Error %	Valor predicho (MPa)
Proximal	13.6	12.8	-0.71	-5.2	12.8	12.5	-1.0	-7.7	12.5
Medial	23.1	19.8	-3.2	-14.0	19.9	20.0	-3.0	-13.2	20.1
Distal	35.2	36.6	1.41	4.0	36.6	36.3	1.3	3.3	36.1

Tabla 4.10: Dimensiones recomendadas por los modelos de IA para la condición de trotar

Metamodelo	Radio proximal	Radio distal	Incremento	Diámetro de sección transversal
	(mm)	(mm)	(°)	(mm)
OptiSLang	80.0	3000.0	0.0	17.0
GP	80.0	2709.7	0.0	19.9

En las tablas 4.11 y 4.12 se muestra la calidad y fidelidad predictiva y global de los modelos por medio de indicadores estadísticos como RMSE, MAE y Bias. En el caso de la fidelidad de los modelos para la predicción de esfuerzos de von Mises (tabla 4.11), el RMSE

medido en MPa fue de 0.0546 para Optislang y 0.124 para GP, lo cual indica errores muy bajos en ambos casos. En el caso de MAE (%), ambos modelos se mantuvieron por debajo del 0.5 %, lo que representa una alta precisión en la predicción de esfuerzos. El Bias cercano a cero indica que no hay sesgos significativos en la predicción realizada.

La fidelidad global de los modelos fue evaluada mediante los mismos indicadores estadísticos y se muestra en la tabla 4.12. Los valores de RMSE (%) fueron de 8.94 % para Optislang y 9 % para GP, mostrando un comportamiento similar en la aproximación de la respuesta global del modelo respecto a los valores de MEF. El indicador MAE (%) se mantuvo entre 7 % y 8 %, indicando una precisión global adecuada de los modelos. El Bias alrededor del -5 % indica que existe una ligera tendencia a subestimar los esfuerzos simulados, pero no compromete la validez de los modelos. Ambos modelos presentan una alta capacidad de predicción y coherencia entre sí, lo cual valida la optimización con IA.

Tabla 4.11: Fidelidad de los modelos en predicción para la condición de trotar

Métricas (predicción-MEF)	OptiSLang	GP
RMSE (MPa)	0.05	0.12
RMSE (%)	0.31	0.42
MAE (MPa)	0.04	0.10
MAE (%)	0.27	0.41
Bias (%)	0.02	-0.21

Tabla 4.12: Fidelidad global de los modelos para la condición de trotar

Métricas (objetivo-MEF)	OptiSLang	GP
RMSE (MPa)	2.08	1.99
RMSE (%)	8.94	9.06
MAE (MPa)	1.78	1.76
MAE (%)	7.75	8.11
Bias (%)	-5.08	-5.86

Para la condición de trotar, los modelos de optimización no recomiendan los mismos valores geométricos en todos los parámetros. El modelo GP propone un diámetro ligeramente mayor al que propone Optislang, magnitud que puede asociarse a una distribución más uniforme en las zonas medial y distal; sin embargo, en la zona proximal genera mayor porcentaje de protección contra el esfuerzo que el obtenido con Optislang.

En la figura 4.11 se presenta una gráfica de barras que muestra la comparación del porcentaje de protección contra el esfuerzo entre el modelo base (Modelo 1) y los modelos optimizados con IA. En la zona proximal se observa que el modelo base presentaba una pérdida de esfuerzos del -19% mientras que con los modelos optimizados se logró obtener -5.4% con Optislang y -7.9% con GP. En la zona medial, respecto al modelo base, el modelo de Optislang presenta ligeramente mayor efecto de protección contra el esfuerzo que el modelo base; sin embargo, la respuesta de los tres modelos se encuentra entre el -14% y el -13%. Lo mencionado anteriormente ocurre de igual manera en la zona distal, pero con valores de protección contra el esfuerzo positivos y entre 3.4% y 4%, lo cual indica que el fémur se encuentra ligeramente sobrecargado. En la figura 4.12 se muestran los modelos computacionales resultantes del proceso de optimización para esta condición de carga. Se observa que los modelos optimizados presentan una ligera modificación en el radio proximal y en el espesor del implante, debido a que estos cambios contribuyen a una mejor distribución de esfuerzos.

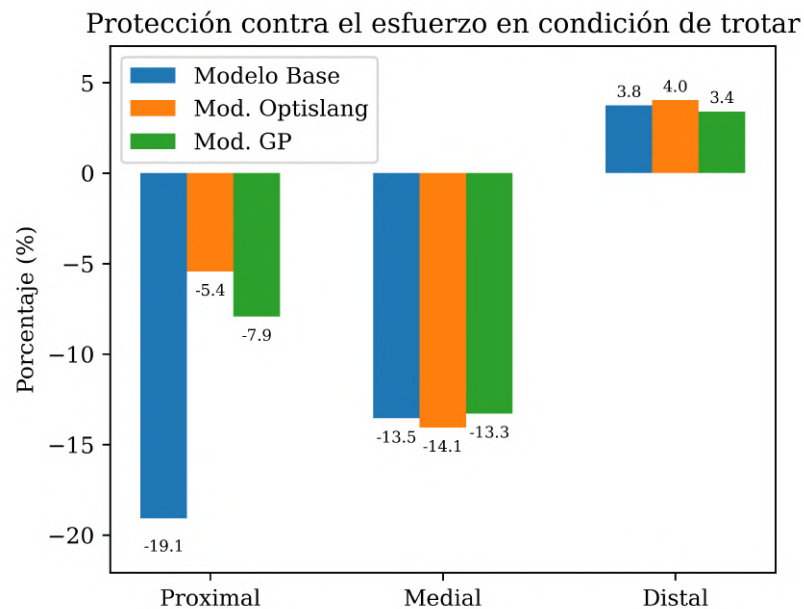


Figura 4.11: Efecto de protección contra el esfuerzo para la condición de trotar (autoría propia)

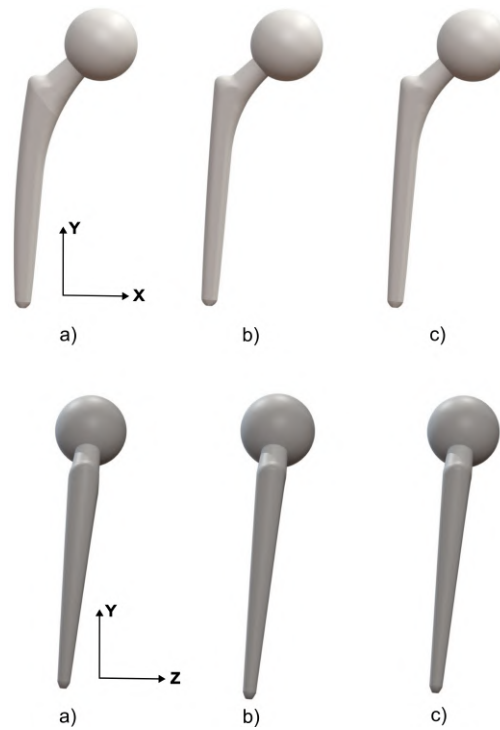


Figura 4.12: Comparación de modelos geométricos para la condición de caminar, a) Modelo base (Modelo 1), b) Modelo optimizado con Optislang, c) Modelo optimizado con GP (autoría propia)

4.4.3. Comparación de modelos optimizados

En esta sección se presentan los resultados de una evaluación cruzada entre los modelos optimizados para las condiciones de carga de caminar y trotar, con la finalidad de analizar la variación del fenómeno de protección contra el esfuerzo cuando cada modelo es sometido a ambas condiciones de carga.

En la tabla 4.13 se presenta la respuesta que obtuvo el mejor modelo de la condición de caminado, el cual fue el modelo de Optislang. En la parte izquierda de la tabla se observan los valores objetivo para cada condición de carga, en la parte derecha se muestra la respuesta en función del esfuerzo de von Mises (en MPa) del modelo ante cada condición de carga y el porcentaje de efecto de protección contra el esfuerzo que se produce en cada zona del fémur, el cual corresponde a la columna titulada “Error (%)”. En cuanto a la región proximal, el modelo genera -13.5 % del efecto de protección contra el esfuerzo para la condición de caminar y en la condición de trotar, para la misma zona, un valor de -5.36 %. En la región medial, el modelo produce 3.6 % en la condición de caminar y -14 % en la condición de trotar. En la región distal se presentan valores de protección contra el esfuerzo, con magnitudes de -1.1 % y 4.11 %, para la condición de caminar y trotar, respectivamente.

De igual manera, en la tabla 4.14 se muestra la respuesta bajo las dos condiciones de carga del mejor modelo para la condición de trotar, el cual fue el que arrojó Optislang. En esta

tabla se puede observar que los valores numéricos tanto de esfuerzos de von Mises como de efecto de protección contra el esfuerzo son parecidos a los que se presentan en la tabla 4.13, variando únicamente en decimales. Los parámetros geométricos considerados en cada modelo son similares, únicamente difiere la magnitud del radio distal, que en el caso de caminar tiene un valor de 2974 mm y en el caso de trotar tiene un valor de 3000 mm. Con lo que se puede identificar que la diferencia de 26 unidades entre cada valor no representa cambios drásticos en el comportamiento del fémur.

Tabla 4.13: Respuesta del modelo de caminar en ambas condiciones de carga

Valores de referencia			Modelo caminar (80 mm, 2974 mm, 0°, 17 mm)			
Región	Caminar (MPa)	Trotar (MPa)	Caminar (MPa)	Error (%)	Trotar (MPa)	Error (%)
Proximal	12.1	13.6	10.4	-13.5	12.8	-5.3
Medial	15.5	23.1	16.0	3.6	19.8	-14.0
Distal	38.8	35.2	38.3	-1.1	36.6	4.1

Tabla 4.14: Respuesta del modelo de trotar en ambas condiciones de carga

Valores de referencia			Modelo trotar (80 mm, 3000 mm, 0°, 17 mm)			
Región	Caminar (MPa)	Trotar (MPa)	Caminar (MPa)	Error (%)	Trotar (MPa)	Error (%)
Proximal	12.1	13.6	10.4	-13.4	12.8	-5.2
Medial	15.5	23.1	16.0	3.6	19.8	-14.0
Distal	38.8	35.2	38.3	-1.1	36.6	4.0

En la figura 4.13 se muestra una comparación geométrica del modelo base (figura 4.13a) y los dos modelos optimizados para cada condición de carga (figuras 4.13b y 4.13c). Se observan variaciones mínimas entre los modelos de Optislang. Respecto al modelo base, existe diferencia en el espesor y en el ancho de la hemiprótosis. Con el análisis previo se puede identificar que ambos modelos optimizados mantienen una respuesta mecánica estable cuando se someten a la condición de carga opuesta, lo que indica que el diseño obtenido a través de IA no es específico para una sola condición de carga, sino que tiene un comportamiento mecánico robusto. Por lo tanto, el modelo optimizado para trotar se considera ligeramente más eficiente, porque tiene un comportamiento más equilibrado en ambas condiciones de acuerdo con el fenómeno de protección contra el esfuerzo.

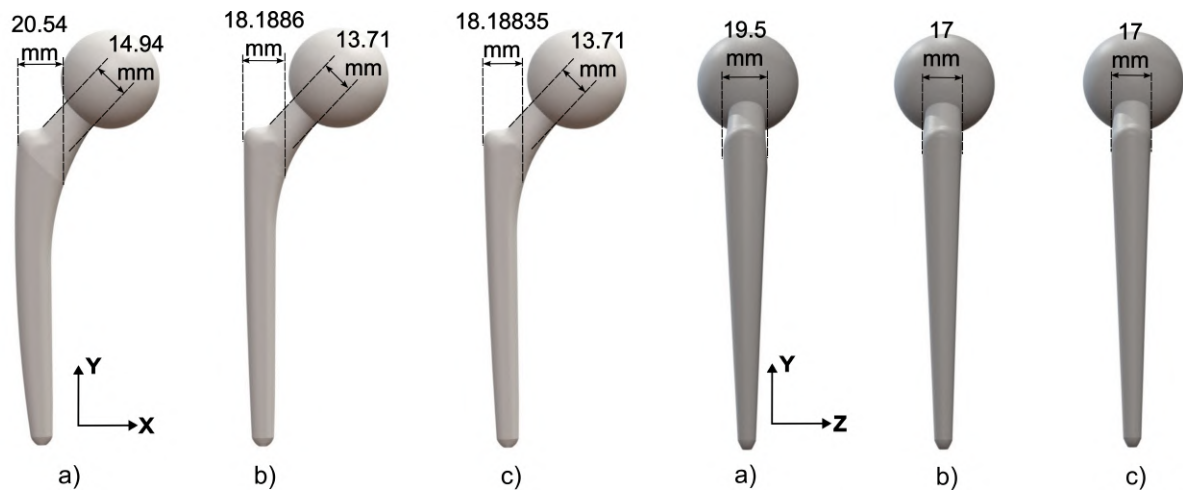


Figura 4.13: Comparación geométrica de modelos de hemiprótosis, a) Modelo base (Modelo 1), b) Modelo de Optislang para la condición de caminar, c) Modelo de Optislang para la condición de trotar (autoría propia)

4.4.4. Respuesta a la fatiga del implante optimizado

Con el análisis de la sección previa se identificó que el modelo obtenido con la condición de trotar tuvo un buen comportamiento biomecánico, logrando reducir el fenómeno de protección contra el esfuerzo. En esta breve sección se presentarán los resultados del análisis mecánico a fatiga del mismo modelo, con la finalidad de determinar si el modelo cumple los requerimientos de la norma ISO 7206. Las condiciones de evaluación de la norma ISO 7206 y las propiedades de los materiales empleados en las simulaciones se mencionan en la sección 3.2. En la figura 4.14 se muestran los resultados de simulación del modelo de trotar con Ti6Al4V como material base. En la parte superior de la figura se encuentran los resultados de las deformaciones y en la parte inferior se encuentran los esfuerzos de von Mises; las figuras 4.14a corresponden a la respuesta del modelo optimizado en la prueba de vástago y las figuras 4.14b corresponden a la respuesta de la prueba de cuello. La norma ISO 7206 para la prueba de vástago indica que los implantes no deben presentar un desplazamiento mayor a 5 mm y deben soportar cinco millones de ciclos de vida; en el caso de la prueba de cuello, el desplazamiento de la cabeza femoral no debe exceder 3 mm y debe soportar diez millones de ciclos de vida. De acuerdo con la información presentada en la tabla 4.15, el modelo optimizado cumple adecuadamente con las restricciones de la norma y presenta un factor de seguridad de 4.4 y 3.6 para las pruebas de vástago y cuello, respectivamente. Con lo que se determina que el modelo optimizado tiene buen desempeño mecánico a fatiga y, debido a su geometría, logra reducir el fenómeno de protección contra el esfuerzo.

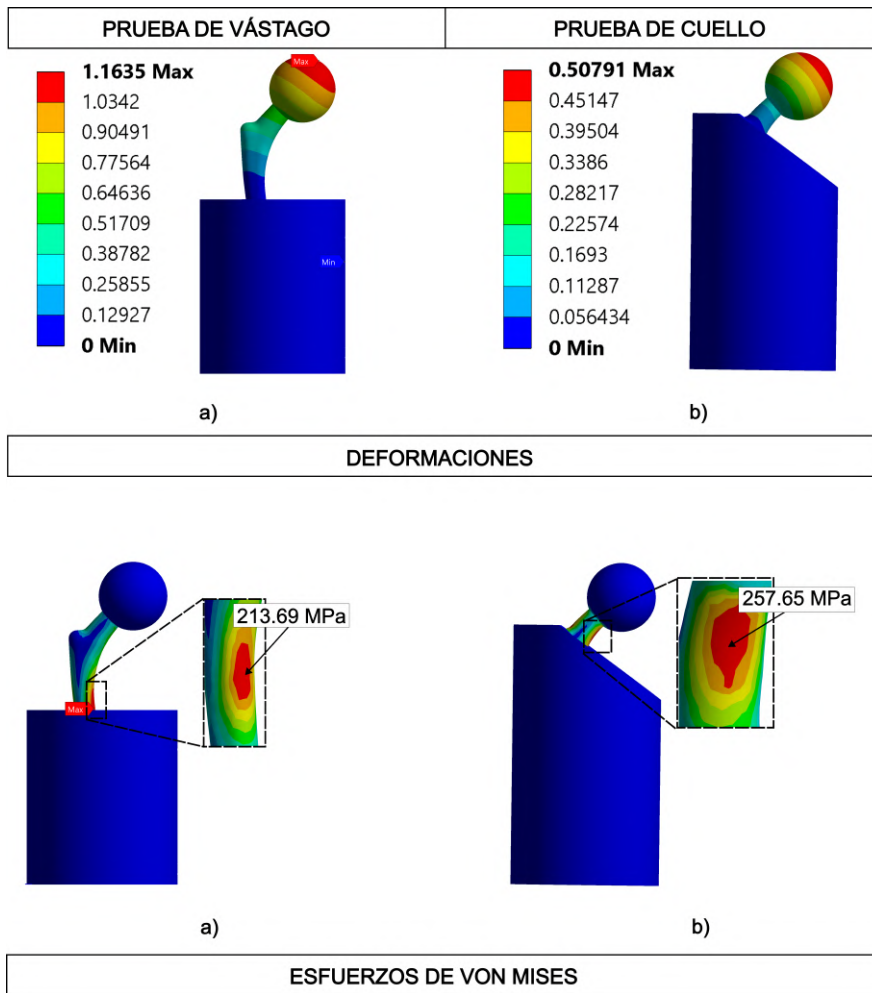


Figura 4.14: Deformaciones y esfuerzos de von Mises para la norma ISO 7206, a) prueba de vástago, b) prueba de cuello (autoría propia)

Tabla 4.15: Resultados numéricos de la prueba de resistencia a la fatiga en vástago y cuello para el modelo optimizado de trotar

	Prueba de vástago	Prueba de cuello
Deformación total (mm)	1.16	0.50
Esfuerzo von Mises (MPa)	213.69	257.65
Ciclos de vida	1.00E+10	1.00E+10
Factor de seguridad	4.44	3.68

5. Conclusiones

Los resultados obtenidos mediante la simulación con MEF y los modelos predictivos generados por herramientas de IA confirmaron la hipótesis planteada, al demostrar que la geometría optimizada del vástago de la hemiprótosis logra una transferencia de esfuerzos con diferencias inferiores al 20 % respecto al comportamiento mecánico de un fémur sin implante.

La parametrización del modelo propio de hemiprótosis de cadera permitió identificar y establecer los rangos de variación geométrica del implante, tomando como referencia los parámetros reportados en literatura y los parámetros antropométricos de un fémur representativo de la población mexicana. Con lo cual se obtuvo un modelo parametrizado que se mantuvo dentro de los límites biomecánicos y compatibles con la anatomía femoral.

Los modelos de hemiprótosis de cadera con geometría de vástago McKee Farrar y fabricados con aleación Ti6Al4V presentaron mejor desempeño mecánico a fatiga en la zona de vástago y cuello al ser evaluados bajo las condiciones de carga de la norma ISO 7206. En particular, el modelo con sección transversal elíptica (Stanmore), combinado con dicha geometría del vástago y el mismo material, mostró una reducción más significativa del fenómeno de protección contra el esfuerzo en la zona distal y medial del fémur, tanto para la condición de caminar como de trotar, en comparación con el modelo que presenta la sección transversal tipo C.A.D.

Los resultados obtenidos mostraron que la zona proximal del fémur es la región que presenta un mayor porcentaje de protección contra el esfuerzo durante la condición de caminar, mientras que, en la condición de trotar, la zona crítica se localiza en la región medial. El proceso de optimización inversa, tanto de manera manual como mediante el uso de Optislang, determinó que las dimensiones geométricas del modelo de hemiprótosis que permiten reducir el fenómeno de protección contra el esfuerzo se encuentran limitadas por las acotaciones impuestas a las variables parametrizadas del diseño.

Asimismo, la implementación de un proceso de optimización asistido por IA permitió reducir de manera efectiva el efecto de protección contra el esfuerzo, especialmente en la zona proximal, la cual resulta crítica para favorecer la osteointegración y durabilidad del implante. Con el modelo optimizado más eficiente se presentó un porcentaje de fenómeno de protección contra el esfuerzo de -13 % y 3 % en la zona proximal y medial, respectivamente, bajo la condición de caminar, mientras que, para la condición de trotar, se obtuvieron porcentajes de -5 % y -14 % en las mismas zonas. Este diseño presentó un desempeño mecánico a fatiga adecuado conforme a los criterios de la norma ISO 7206, con factores de seguridad de 4.4 y 3.6 para las zonas de vástago y cuello, respectivamente.

Finalmente, en comparación con el modelo de referencia, se consiguió una disminución aproximada del 10 % y 13 % en el fenómeno de protección contra el esfuerzo en la zona proximal bajo ambas condiciones de carga, lo que demuestra que la metodología propuesta constituye una alternativa viable para mejorar la transferencia de cargas y favorecer el diseño de implantes biomecánicamente más eficientes.

Referencias

- [1] Naciones Unidas, “Una población en crecimiento.”
- [2] Suárez Tinoco, D. I., “Diseño Digital y Análisis de Elementos Finitos de Prótesis Transfemoral para paciente geriátrico,” Nov. 2021.
- [3] H. Achakri et al., “NJR statistical analysis, support and associated services,” 2023. [Online]. Available: www.njrcentre.org.uk
- [4] Instituto Mexicano del Seguro Social, “Seguro Social realizó más de 10 mil cirugías por fractura de cadera en 2022.”
- [5] Fernandez Arteaga A., “Estabilidad primaria en prótesis de cadera cementada y no cementada,” Universidad Veracruzana, 2016.
- [6] M. L. Brandi and L. Cavalli, “Periprosthetic bone loss: Diagnostic and therapeutic approaches,” *F1000Research*, vol. 2, 2014. doi: 10.12688/f1000research.2-266.v2.
- [7] A. L. Sabatini and T. Goswami, “Hip implants VII: Finite element analysis and optimization of cross-sections,” *Materials & Design*, vol. 29, no. 7, pp. 1438–1446, 2008. doi: 10.1016/j.matdes.2007.09.002.
- [8] M. Fraldi et al., “Topological optimization in hip prosthesis design,” *Biomech. Model. Mechanobiol.*, vol. 9, pp. 389–402, 2010. doi: 10.1007/s10237-009-0183-0.
- [9] M. Guzmán et al., “Finite Element Assessment of a Hybrid Proposal for Hip Stem,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 16, 2022. doi: 10.3390/app12167963.
- [10] Y. He et al., “Solid-lattice hip prosthesis design: Applying topology and lattice optimization,” 2018. [Online]. Available: <http://www.asme.org/about-asme/terms-of-use>
- [11] N. Kladovasilakis et al., “Finite element analysis of orthopedic hip implant with functionally graded bioinspired lattice structures,” *Biomimetics*, vol. 5, no. 3, 2020. doi: 10.3390/biomimetics5030044.
- [12] V. S. H. Sufiarov et al., “Numerical analysis of strength for an endoprosthesis made of graded lattice structures,” *Russian Journal of Biomechanics*, vol. 25, no. 1, pp. 55–66, 2021.
- [13] G. Cortis et al., “Additive manufacturing structural redesign of hip prostheses,” *Mechanics of Materials*, 2022. doi: 10.1016/j.mechmat.2021.104173.
- [14] C. Methods et al., “Multi-objective design optimization of 3D micro-architected implants,” *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, 2022. doi: 10.1016/j.cma.2022.115102.
- [15] N. S. Hennicke et al., “Influence of stem design parameters on periprosthetic femoral fractures,” *Med. Eng. Phys.*, 2023. doi: 10.1016/j.medengphy.2023.104032.

- [16] J. Corona-Castuera et al., “Design and Fabrication of a Customized Partial Hip Prosthesis,” *ACS Omega*, 2021. doi: 10.1021/acsomega.0c06144.
- [17] Mondragón Cruz O., “Fabricación de un molde en aluminio y obtención de modelos en resina de un fémur,” UAQ, 2010.
- [18] A. A. Oshkour et al., “Design of new generation femoral prostheses using FGM: A finite element analysis,” *Proc. Inst. Mech. Eng. H*, vol. 227, no. 1, 2013.
- [19] A. A. Oshkour et al., “Three-dimensional finite element analyses of FGM femoral prostheses,” *Materials & Design*, 2014.
- [20] T. Jia et al., “Finite element analysis of a low modulus Ti-20Zr-3Mo-3Sn alloy,” *J. Mech. Behav. Biomed. Mater.*, vol. 157, 2024.
- [21] V. A. Eremeyev et al., “Micropolar elasticity analysis of stresses in bones,” *Strength of Materials*, vol. 49, 2017.
- [22] L. Colabella et al., “Multiscale design of elastic solids with biomimetic cancellous microstructures,” *SMO*, vol. 60, 2019.
- [23] B. Mathai et al., “Bone remodelling in implanted proximal femur,” *JMBBM*, 2022.
- [24] S. Mouloudi et al., “How AI and ML assist in bone mechanics data,” 2022.
- [25] M. Cilla et al., “Machine learning techniques for optimization of joint replacements,” *PLoS One*, vol. 12, 2017.
- [26] E. Villamor et al., “Prediction of osteoporotic hip fracture through FE and ML,” *Comput Methods Programs Biomed*, 2020.
- [27] K. Akkad et al., “Machine-learning-based prediction of semi-porous hip stems,” *JFB*, vol. 14, no. 3, 2023.
- [28] M. E. Shehata et al., “FE and random forest modelling for stress shield attenuation,” *Forces in Mechanics*, 2023.
- [29] I. Moscol-Albañil et al., “AI-driven design of short femoral stems,” *Materials & Design*, vol. 240, 2024.
- [30] L. Guo et al., “On the design evolution of hip implants: A review,” 2022.
- [31] D. Savio and A. Bagnò, “When Total Hip Replacement Fails: Stress Shielding Review,” 2022.
- [32] Gómez-García F. and Robles-Urbe A., “Antropomorfometría endóstica del fémur proximal,” *Rev. Mex. Ortop. Traumatol.*, 1995.
- [33] R. Siwach, “Anthropometric Study of Proximal Femur Geometry,” 2018.

- [34] Mesón A. S., “Análisis del comportamiento biomecánico de un fémur humano,” 2014.
- [35] B. Calais-Germain, *Anatomía para el movimiento*. 1999.
- [36] F. D. Pérez-Cano et al., “Human femur fracture by mechanical compression,” *Comput. Biol. Med.*, 2023.
- [37] National Cancer Institute, “Bone marrow.” Accessed: Sep. 10, 2024. <https://www.cancer.gov/publications/dictionaries/cancer-terms/def/bone-marrow>
- [38] MBA Surgical Empowerment, “Tipos de prótesis de cadera.” Accessed: Sep. 10, 2024. <https://www.mba.eu/blog/tipos-de-protesis-de-cadera/>
- [39] D. Logan, *A First Course in the Finite Element Method*, 6th ed., 2017.
- [40] Herrera Paz S., “Desarrollo de una prótesis total de cadera para artroplastia,” 2019.
- [41] O. C. Zienkiewicz et al., *The Finite Element Method: Its Basis and Fundamentals*. [Online]. Available: www.cimne.upc.es
- [42] Mechead, “Ansys contact types and explanations.” Accessed: Sep. 11, 2024. <https://www.mechead.com/contact-types-and-behaviours-in-ansys/>
- [43] P. L. Zapico, “Diseño de una prótesis liviana de cadera,” UPM, 2018.
- [44] R. G. Budynas and J. K. Nisbett, *Diseño en ingeniería mecánica de Shigley*, 9th ed., 2012.
- [45] R. Stephens et al., *Metal Fatigue in Engineering*, 2nd ed., 2000.
- [46] K. Kluger and R. Pawliczek, “Assessment of fatigue life criteria,” *Materials*, 2019.
- [47] T. Li et al., “Mean stress effect on high-cycle fatigue in fasteners,” *JAJF*, 2020.
- [48] T. G. Myers et al., “Artificial Intelligence and Orthopaedics,” *JBJS*, 2020.
- [49] S. Shabani et al., “Modeling pan evaporation using ML,” *Atmosphere*, 2020.
- [50] E. Tapia-Mendez et al., “Deep learning for fruit ripeness,” *Applied Sciences*, 2023.
- [51] S. D. Latif et al., “Ozone concentration forecasting with regression ML,” *Results in Engineering*, 2024.
- [52] H. E. F. El-shiekh, “Finite Element Simulation of Hip Joint Replacement under Static and Dynamic Loading,” 2002.
- [53] H. El-Din et al., “Finite Element Simulation of Hip Joint Replacement,” 2002.
- [54] ISO 7206-6, 2013.

- [55] ISO 7206-4, 2010.
- [56] A. Fiorentino et al., “Hip prosthesis design: Market analysis,” *Procedia CIRP*, 2013.
- [57] K. A. Mohammad et al., “Fatigue behavior of 316L stainless steel,” *IOP Conf. Series*, 2012.
- [58] Y. E. Delikanli and M. C. Kayacan, “Design and fatigue analysis of lightweight hip implants,” *J. Appl. Biomater. Funct. Mater.*, 2019.
- [59] H. A. Abdulhadi et al., “Fatigue behavior of PMMA under shot peening,” *JCTN*, 2017.
- [60] M. Janeček et al., “Very high cycle fatigue of Ti-6Al-4V,” *Acta Physica Polonica A*, 2015.
- [61] Y. Kajima et al., “Fatigue strength of Co-Cr-Mo alloy clasps,” *JMBBM*, 2016.
- [62] A. D. Speirs et al., “Influence of stem positioning using short-stem implant,” *Clinical Biomechanics*, 2007.
- [63] Y. Luo et al., “Modular hemipelvic prosthesis preserves biomechanics,” *JFB*, 2024.
- [64] M. Ceddia et al., “Influence of cement thickness in dental implants,” *JFB*, 2024.
- [65] A. Namvar et al., “FE analysis of patient-specific AM implants,” *Front. Bioeng. Biotechnol.*, 2024.

6. Anexos

6.1. Proceso de optimización inversa manual (código)

En esta sección se encuentra el código que fue ejecutado, el cual contiene el proceso de optimización inversa manual. Se recomienda que sea ejecutado por bloques; cada bloque está representado por el símbolo de “reproducir” y cuenta con un total de 4 bloques. El script incluye instalación de dependencias con comandos !pip y utiliza la interfaz de subida de archivos de Colab (google.colab.files) para obtener el CSV, tomando el primer nombre de archivo subido como ruta de datos. Para reproducibilidad se fija semilla aleatoria en evolución diferencial y estado en RF, y se trabaja consistentemente con escalado/descenso a escala original para asegurar coherencia en métricas reportadas.

Listing 1: Instalacion y verificacion de librerias

```
# Instalar librerias
!pip install numpy pandas scikit-learn scipy matplotlib seaborn

# Verificar
import numpy as np
import pandas as pd
import sklearn
import scipy
import matplotlib
import seaborn as sns
```

Listing 2: Subida de archivo en Google Colab

```
# Subir archivo
from google.colab import files
import io

print("Sube archivo 'Base_datos_protesis.csv':")
uploaded = files.upload()

filename = list(uploaded.keys())[0]
print(f"Archivo '{filename}' subido")
```

Listing 3: Codigo del optimizador completo

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.gaussian_process import GaussianProcessRegressor
from sklearn.gaussian_process.kernels import RBF, ConstantKernel,
    Matern
from sklearn.model_selection import cross_val_score, LeaveOneOut
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
```

```

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from scipy.optimize import minimize, differential_evolution
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

class ProsthesisOptimizer:
    def __init__(self, data_path):
        """
        Optimizador de protesis de cadera
        """
        self.data = pd.read_csv(data_path)
        self.targets = {
            'proximal': 1.21E+07,
            'medial': 1.55E+07,
            'distal': 3.88E+07
        }
        self.models = {}
        self.scalers = {}

    def preprocess_data(self):
        """Limpieza y preparacion de datos"""
        self.data = self.data.dropna(subset=['Rproximal', 'Rdistal',
            'incremento', 'Dst',
            'Esf_proximal', 'Esf_medial', 'Esf_distal'])
        self.X = self.data[['Rproximal', 'Rdistal', 'incremento', 'Dst']].values
        self.y = self.data[['Esf_proximal', 'Esf_medial', 'Esf_distal']].values
        self.scaler_X = StandardScaler()
        self.scaler_y = StandardScaler()
        self.X_scaled = self.scaler_X.fit_transform(self.X)
        self.y_scaled = self.scaler_y.fit_transform(self.y)
        print(f"Datos procesados: {len(self.data)} muestras")
        print("Rangos de entrada:")
        for i, col in enumerate(['Rproximal', 'Rdistal', 'incremento', 'Dst']):
            print(f"{col}: [{self.X[:, i].min():.2f}, {self.X[:, i].max():.2f}]")

    def compare_models(self):
        """Comparar modelos de regresion"""
        models = {
            'GaussianProcess': GaussianProcessRegressor(

```

```

        kernel=ConstantKernel() * RBF() + ConstantKernel(),
        alpha=1e-10,
        n_restarts_optimizer=10
    ),
    'Random_Forest': RandomForestRegressor(
        n_estimators=100,
        max_depth=10,
        random_state=42
    )
}
results = {}
for name, model in models.items():
    scores = []
    for i in range(3):
        cv_scores = cross_val_score(
            model, self.X_scaled, self.y_scaled[:, i],
            cv=5, scoring='neg_mean_squared_error'
        )
        scores.append(-cv_scores.mean())
    results[name] = {
        'cv_mse_proximal': scores[0],
        'cv_mse_medial': scores[1],
        'cv_mse_distal': scores[2],
        'cv_mse_avg': np.mean(scores)
    }
print("\n=== COMPARACION DE MODELOS ===")
for name, scores in results.items():
    print(f"{name}:")
    print(f"    MSE Promedio CV: {scores['cv_mse_avg']:.4f}")
    print(
        "    MSE por variable:"
        f"{scores['cv_mse_proximal']:.4f}, "
        f"{scores['cv_mse_medial']:.4f}, "
        f"{scores['cv_mse_distal']:.4f}"
    )
return results

def train_best_model(self, model_type='gp'):
    """Entrenar mejor modelo"""
    if model_type == 'gp':
        self.model = GaussianProcessRegressor(
            kernel=ConstantKernel() * Matern(length_scale=1.0,
            nu=2.5),
            alpha=1e-6,
            n_restarts_optimizer=20
        )

```

```

else:
    self.model = RandomForestRegressor(
        n_estimators=200,
        max_depth=15,
        min_samples_split=5,
        random_state=42
    )
    self.model.fit(self.X_scaled, self.y_scaled)
    print(f"Modelo_{model_type}_entrenado_exitosamente")

def objective_function(self, x):
    """Funcion_objetivo_de_optimizacion"""
    x = np.clip(
        x,
        [self.X[:, i].min() for i in range(4)],
        [self.X[:, i].max() for i in range(4)]
    )
    x_scaled = self.scaler_X.transform(x.reshape(1, -1))
    y_pred_scaled = self.model.predict(x_scaled)
    y_pred = self.scaler_y.inverse_transform(
        y_pred_scaled.reshape(1, -1)
    )[0]
    errors = [
        (y_pred[i] - list(self.targets.values())[i]) ** 2
        for i in range(3)
    ]
    return np.sqrt(np.mean(errors))

def optimize_design(self, method='differential_evolution'):
    """Optimizar_diseno"""
    bounds = [
        (self.X[:, 0].min(), self.X[:, 0].max()),
        (self.X[:, 1].min(), self.X[:, 1].max()),
        (self.X[:, 2].min(), self.X[:, 2].max()),
        (self.X[:, 3].min(), self.X[:, 3].max()),
    ]
    if method == 'differential_evolution':
        result = differential_evolution(
            self.objective_function,
            bounds,
            seed=42,
            maxiter=1000,
            popsize=30
        )
    else:
        best_result = None

```



```

        best_score = float('inf')
        for _ in range(20):
            x0 = [
                np.random.uniform(bound[0], bound[1])
                for bound in bounds
            ]
            result = minimize(
                self.objective_function,
                x0,
                bounds=bounds,
                method='L-BFGS-B'
            )
            if result.fun < best_score:
                best_score = result.fun
                best_result = result
        result = best_result
    return result

def analyze_results(self, result):
    """Analizar resultados"""
    optimal_params = result.x
    x_opt_scaled = self.scaler_X.transform(
        optimal_params.reshape(1, -1)
    )
    y_opt_scaled = self.model.predict(x_opt_scaled)
    y_opt = self.scaler_y.inverse_transform(
        y_opt_scaled.reshape(1, -1)
    )[0]
    print("\n=== RESULTADOS DE OPTIMIZACION ===")
    print("Parametros optimos encontrados:")
    print(f"Rproximal: {optimal_params[0]:.2f}")
    print(f"Rdistal: {optimal_params[1]:.2f}")
    print(f"incremento: {optimal_params[2]:.4f}")
    print(f"Dst: {optimal_params[3]:.2f}")
    print("\nEsfuerzos predichos vs. objetivos:")
    targets_list = list(self.targets.values())
    for i, name in enumerate(['Proximal', 'Medial', 'Distal']):
        error_pct = abs(y_opt[i] - targets_list[i]) /
            targets_list[i] * 100
        print(
            f"{name}: {y_opt[i]/1e6:.2f}M vs "
            f"{targets_list[i]/1e6:.2f}M (Error: {error_pct:.1f}%) "
        )
    print(f"\nRMSE total: {result.fun/1e6:.2f}M Pa")
    return optimal_params, y_opt

```

```

def validate_solution(self, optimal_params):
    """Validar la solución"""
    in_bounds = True
    param_names = ['Rproximal', 'Rdistal', 'incremento', 'Dst']
    for i, (param, name) in enumerate(zip(optimal_params,
        param_names)):
        min_val, max_val = self.X[:, i].min(), self.X[:, i].max()
        if param < min_val or param > max_val:
            print(
                f"_{name}_={param:.2f}_fuera del rango experimental"
                f" [{min_val:.2f}, {max_val:.2f}]"
            )
            in_bounds = False
    if in_bounds:
        print("_Solucion esta dentro del espacio experimental")
    return in_bounds

def compare_optimization_results(self):
    """Comparar resultados entre GP y RF"""
    print("\n" + "=" * 60)
    print("COMPARACION OPTIMIZACION GP vs RF")
    print("=" * 60)
    results_comparison = {}
    for model_name in ['gp', 'rf']:
        print(f"\n--- OPTIMIZANDO CON {model_name.upper()} ---")
        self.train_best_model(model_name)
        result = self.optimize_design('differential_evolution')
        optimal_params, predicted_stress = self.analyze_results(
            result)
        in_bounds = self.validate_solution(optimal_params)
        targets_list = list(self.targets.values())
        errors = [
            abs(predicted_stress[i] - targets_list[i])
            / targets_list[i] * 100
            for i in range(3)
        ]
        avg_error = np.mean(errors)
        results_comparison[model_name] = {
            'params': optimal_params,
            'prediction': predicted_stress,
            'rmse': result.fun,
            'avg_error': avg_error,
            'in_bounds': in_bounds,

```

```

        'individual_errors': errors
    }
    print("\n" + "=" * 60)
    print("COMPARATIVA")
    print("=" * 60)
    param_names = ['Rproximal', 'Rdistal', 'incremento', 'Dst']
    print("\nPARAMETROS OPTIMOS:")
    print("-" * 50)
    print(f"{'Parametro':<12}_{'GP':<12}_{'RF':<12}_{'Diferencia':<12}")
    print("-" * 50)
    for i, name in enumerate(param_names):
        gp_val = results_comparison['gp']['params'][i]
        rf_val = results_comparison['rf']['params'][i]
        diff = abs(gp_val - rf_val)
        print(f"{name:<12}_{'gp_val':<12.4f}_{'rf_val':<12.4f}_{'diff':<12.4f}")
    print("\nRENDIMIENTO:")
    print("-" * 50)
    print(f"{'Metrica':<20}_{'GP':<15}_{'RF':<15}")
    print("-" * 50)
    print(
        f"{'RMSE (MPa)':<20}_{"
        f"{'results_comparison['gp']['rmse']/1e6:<15.4f}_{"
        f"{'results_comparison['rf']['rmse']/1e6:<15.4f}"
    )
    print(
        f"{'Error Promedio (%)':<20}_{"
        f"{'results_comparison['gp']['avg_error']:<15.2f}_{"
        f"{'results_comparison['rf']['avg_error']:<15.2f}"
    )
    print(
        f"{'Dentro limites':<20}_{"
        f"{'str(results_comparison['gp']['in_bounds']):<15}_{"
        f"{'str(results_comparison['rf']['in_bounds']):<15}"
    )
    print("\nERRORES POR REGION:")
    print("-" * 50)
    regions = ['Proximal (%)', 'Medial (%)', 'Distal (%)']
    for i, region in enumerate(regions):
        gp_err = results_comparison['gp']['individual_errors'][i]
        rf_err = results_comparison['rf']['individual_errors'][i]
        print(f"{region:<20}_{'gp_err':<15.2f}_{'rf_err':<15.2f}")
    if results_comparison['gp']['avg_error'] <

```

```

        results_comparison['rf']['avg_error']:
            better_method = 'GP'
            better_results = results_comparison['gp']
    else:
        better_method = 'RF'
        better_results = results_comparison['rf']
    print(f"\nMETODO RECOMENDADO: {better_method}")
    print(f"Error promedio: {better_results['avg_error']:.2f}%")
    print(f"RMSE: {better_results['rmse']/1e6:.4f} MPa")
    return results_comparison, better_method

```

Listing 4: Código del optimizador completo

```

# Ejecutar optimizador
optimizer = ProsthesisOptimizer(filename)
optimizer.preprocess_data()

# Ejecutar optimizacion completa
results_comparison, better_method = optimizer.
    compare_optimization_results()

print(f"{ ' '*60}")
print("PARAMETROS FINALES RECOMENDADOS")
print(f"{ ' '*60}")
print(f"Metodo recomendado: {better_method}")

best_params = results_comparison[better_method.lower()]['params']
param_names = ['Rproximal', 'Rdistal', 'incremento', 'Dst']

print("Parametros optimos:")
for i, name in enumerate(param_names):
    print(f"  {name}: {best_params[i]:.4f}")

print(f"Error promedio: {results_comparison[better_method.lower()]['avg_error']:.2f}%")

```