

Título: INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA ANÁLISIS DEL RIESGO DE FRACTURA DE CADERA EN RADIOGRAFÍAS: PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

Titule: Artificial Intelligent For Hip Fracture Risk Analysis on Radiographs

Autor(es):

LISSEL DE LA CARIDAD RAMÍREZ GÓMEZ ¹

ELISA ALVAREZ BAHR ¹

GILBERTO SOTO CEDRE ^{1*}

HAIDY CASTELLANOS RAMOS ¹

SANDRA BAHR ULLOA ² <https://orcid.org/0000-0002-4472-3716>

MARIA CRISTINA MARTÍ CORUÑA ³ <https://orcid.org/0000-0002-7261-4402>

HÉCTOR LUIS RAMÍREZ PÉREZ ⁴ <https://orcid.org/0000-0003-1383-5149>

¹ Estudiante de 1er año de Medicina. Universidad de Ciencias Médicas de Matanzas. Facultad de Ciencias Médicas de Matanzas Dr. Juan Guiteras Gener. Matanzas, Cuba.

² Máster en Ciencias. Especialista de Primer Grado en MGI y Anatomía Humana. Profesora Auxiliar. Universidad de Ciencias Médicas de Matanzas, Facultad de Ciencias Médicas de Matanzas Dr. Juan Guiteras Gener, Matanzas, Cuba.

³ Máster en Ciencias. Especialista de Segundo Grado en Imagenología. Profesora Auxiliar. Hospital Docente Clínico Quirúrgico Faustino Pérez, Matanzas, Cuba.

⁴ Dr. en Ciencias. Profesor Titular. Universidad de Matanzas, Cuba.

Autor para correspondencia: lisselram033@gmail.com

Línea de investigación:

Programa 1: "Determinantes de salud, riesgos y prevención de enfermedades en grupos vulnerables"

"Caracterización antropométrica de la variabilidad humana como predictor de riesgo y diagnóstico temprano de enfermedades crónicas no transmisibles"

Código del proyecto: NA122MT1052 Matanzas, 2024-2026.

RESUMEN

Introducción: La fractura de cadera es una de las complicaciones más graves del envejecimiento y la osteoporosis, con alta prevalencia en Cuba debido al envejecimiento poblacional. El diagnóstico temprano es clave, pero las limitaciones de la interpretación visual de radiografías motivan el uso de inteligencia artificial como herramienta diagnóstica complementaria.

Objetivo: Diseñar un sistema basado en IA para el cálculo del riesgo de fractura de cadera a partir de radiografías, con el propósito de mejorar la precisión diagnóstica del riesgo de fractura.

Métodos: Se realizó un estudio descriptivo y transversal. Se utilizaron 57 radiografías para determinar variables radiográficas como el ángulo cérico-diafisario y el ancho acetabular. Se propone el uso de redes neuronales convolucionales entrenadas con estas variables extraídas de imágenes radiográficas de pacientes., procesadas y etiquetadas, para entrenar modelos predictivos y validar su eficacia frente a métodos tradicionales.

Resultados: Se encontraron asociaciones estadísticamente significativas entre ciertos parámetros óseos y la presencia de fractura, confirmando su utilidad como predictores para el entrenamiento del modelo. Se realizó una revisión profunda para definir el tipo de inteligencia artificial más apropiada para mayor precisión diagnóstica del riesgo de fractura de cadera.

Conclusiones: El proyecto demuestra el potencial de la inteligencia artificial como herramienta innovadora para el diagnóstico temprano y la prevención de fracturas de cadera, con implicaciones relevantes para la mejora de los servicios de salud pública.

Palabras clave: Inteligencia artificial; Fractura de cadera; Predicción de riesgo; Redes convolucionales.

ABSTRACT

Introduction: Hip fracture is one of the most serious complications of aging and osteoporosis, with high prevalence in Cuba due to population aging. Early diagnosis is key, but the limitations of visual interpretation of radiographs motivate the use of artificial intelligence as a complementary diagnostic tool.



Objective: To design an AI-based system for calculating the risk of hip fracture from radiographs, with the aim of improving diagnostic accuracy in fracture risk assessment.

Methods: A descriptive and cross-sectional study was conducted. A total of 57 radiographs were used to determine radiographic variables such as the cervico-diaphyseal angle and acetabular width. The use of convolutional neural networks is proposed, trained with these variables extracted from radiographic images of patients—processed and labeled—to train predictive models and validate their effectiveness compared to traditional methods.

Results: Statistically significant associations were found between certain bone parameters and the presence of fractures, confirming their usefulness as predictors for model training. A thorough review was conducted to determine the most appropriate type of artificial intelligence for greater diagnostic accuracy in hip fracture risk.

Conclusions: The project demonstrates the potential of artificial intelligence as an innovative tool for early diagnosis and prevention of hip fractures, with relevant implications for the improvement of public health services.

Keywords: Hip fracture; Artificial Intelligence; Risk Prediction; Convolutional networks

INTRODUCCIÓN

La fractura de cadera es una de las complicaciones más graves asociadas con la osteoporosis y el envejecimiento, con un impacto significativo en la calidad de vida de los pacientes y en los sistemas de salud a nivel global.¹ Se espera que esta cifra alcance los 6,3 millones de fracturas de cadera con un coste de 131.500 billones de dólares para el año en 2050. En Latinoamérica la incidencia varía de 40 a 360 pacientes por cada 100 000 habitantes en los diferentes países. En Cuba, más de 1 millón de habitantes pertenecen a la tercera edad y la incidencia de fractura de cadera está en ascenso producto al envejecimiento poblacional. Se estima que en el país anualmente ocurren 12 000 fracturas de cadera.²

Predecir el riesgo de fractura es crucial para implementar estrategias de prevención efectivas, reducir la incidencia de estos eventos y mitigar sus consecuencias, que incluyen complicaciones médicas, pérdida de independencia y aumento de la mortalidad.^{3, 4} Existen grupos de riesgo como personas mayores de 60 años, mujeres, antecedentes de osteoporosis.

La principal modalidad diagnóstica de las fracturas de cadera siguen siendo las radiografías convencionales, que son relativamente económicas y disponibles,^{5, 6} sin embargo, los desafíos actuales en la identificación temprana de pacientes en riesgo se ven complicados por la subjetividad en la interpretación de las imágenes radiológicas, lo que puede conducir a diagnósticos erróneos o tardíos.⁷

Las limitaciones en los métodos tradicionales de evaluación, como el análisis visual por parte de radiólogos, resaltan la necesidad de herramientas más objetivas y precisas. En este contexto, la inteligencia artificial (IA) se presenta como una solución emergente capaz de transformar el diagnóstico en radiología.⁸ Mediante algoritmos avanzados de aprendizaje automático, la IA puede analizar imágenes de rayos X con una precisión superior, identificando patrones sutiles que podrían pasar desapercibidos para el ojo humano.⁹

Este proyecto tiene como objetivo diseñar un sistema basado en IA para el cálculo del riesgo de fractura de cadera a partir de radiografías, con el propósito de mejorar la precisión diagnóstica del riesgo de fractura y facilitar intervenciones oportunas en la atención primaria de salud, contribuyendo así a reducir la carga asociada a estas lesiones en la población.

MÉTODOS

Tipo de investigación: básica-aplicada, no experimental, retrospectiva.

Tiempo y espacio: Investigación realizada en la Universidad de Ciencias Médicas de Matanzas y el Hospital Docente Clínico Quirúrgico Faustino Pérez, en colaboración con la Universidad de Matanzas.

Metodología:

Se siguió la metodología propuesta por Martínez Olivera y col¹⁰:

1. Revisión bibliográfica: Realizar una revisión exhaustiva de la literatura existente sobre el uso de inteligencia artificial en la detección de fracturas óseas, con un enfoque particular en las fracturas de cadera. Esta revisión incluye el estudio de diferentes enfoques y algoritmos utilizados,
2. Recopilación de datos y etiquetados: Se recopilará una base de datos conformada por imágenes de pelvis de pacientes con fractura y sin fractura y será etiquetada por los investigadores del proyecto. Las variables son: sexo, edad, ángulo cervicodiafisario, longitud del cuello femoral, ancho del cuello femoral, longitud del eje femoral, longitud del eje de la cadera, ancho acetabular.
3. Procesamiento de datos e imágenes: Preparar las imágenes y detectar y segmentar la región de interés, en este caso el fémur.
4. Normalización de técnicas: Se estandarizará las imágenes para establecer homogeneidad en los datos
5. Selección de modelos de redes neuronales: Adaptar, evaluar y comparar diversas arquitecturas de CNNs para la detección de fracturas de cadera.
6. Entrenamiento, validación y prueba del modelo de IA: Emplear herramientas de aprendizaje automático para entrenar a la IA en predicción de probabilidad de fractura de cadera
7. Evaluación y análisis de errores: Establecer las métricas de evaluación y comparar los resultados con el patrón de diagnóstico que empleado en el hospital actualmente a través de los especialistas en imagenología
8. Validación clínica: Se establecerá un periodo de prueba y un entorno clínico para evaluar resultados en la práctica
9. Monitoreo, mantenimiento y actualización de la IA: Tomando en cuenta los resultados del proyecto se determinará el curso de acción con respecto al proyecto

Para el entrenamiento de la IA:

Universo de estudio y muestra: Se tomaron de la base de datos del Servicio de Imagenología, las radiografías digitales de pelvis realizadas entre enero y abril del 2023 del Hospital Clínico Quirúrgico Docente Faustino Pérez.

Criterios de exclusión:

- radiografías rotadas
- fracturas bilaterales de cadera.
- presencia de enfermedades deformantes que alteran la anatomía de la articulación de la cadera.
- pacientes radiográficamente inmaduros.

Técnica: Las radiografías fueron tomadas con el paciente posicionado en decúbito supino con una ligera rotación medial de 20 grados en los miembros inferiores. La distancia entre el tubo del rayo X y el chasis fue de 1 metro. El rayo central de la radiografía se alineó de forma perpendicular al chasis y el mismo se dirigió y centró 5 cm superiormente a la sínfisis del pubis. Las radiografías rotadas se definieron por la asimetría de los agujeros obturadores.

Se incluyeron en la investigación un total de 57 radiografías digitales de pelvis en vista anteroposterior como resultado de la selección sobre los criterios de inclusión y exclusión de la investigación.

Selección de las variables:

Variable	Clasificación	Dimensión	Indicador
Sexo	Cualitativa nominal dicotómica	% acumulado por sexo	Femenino Masculino
Edad	Cuantitativa discreta	Edad biológica expresada en años	Número de años cumplidos
Presencia de fractura de cadera	Cualitativa nominal dicotómica	Pérdida de continuidad anatómica de la estructura ósea de la región proximal del fémur.	Sí No



1RA CONVENCIÓN VARIABILIDAD HUMANA, ANTROPOMETRÍA Y SALUD

Universidad de Ciencias Médicas de Matanzas, Cuba.
Del 15 al 17 de julio de 2025



Variable	Clasificación	Dimensión	Indicador
Ángulo cervico-diafisario (ACD)	Cuantitativa continua	Ángulo que se forma en la intersección de la línea trazada a través del eje medio de la diáfisis del fémur con otra línea a lo largo del eje medio de la cabeza y el cuello femoral.	Número de grados del ángulo
Longitud del cuello femoral (LCF)	Cuantitativa continua	Distancia existente entre el eje de la diáfisis femoral y el centro de la cabeza del fémur, medida junto al eje central del cuello femoral.	Número en mm de la longitud
Ancho del cuello femoral (ACF)	Cuantitativa continua	Se mide al trazar una línea por la región más estrecha del cuello femoral perpendicular esta al eje femoral.	Número en mm del ancho
Longitud del eje femoral (LEF)	Cuantitativa continua	Distancia existente entre el extremo de la cabeza femoral y la región más lateral de la base del trocánter mayor, medida junto al eje central del cuello femoral.	Número en mm de la longitud
Ancho acetabular (AA)	Cuantitativa continua	Distancia entre el borde acetabular inferior y el punto más superior del borde lateral del acetábulo.	Número en mm del ancho
Profundidad acetabular (PA)	Cuantitativa continua	Se mide entre el límite medial de la región de soporte de carga del techo acetabular y la línea de anchura acetabular.	Número en mm de la profundidad

Análisis estadístico: Se realizó la recopilación de datos en hojas de Excel y se analizó con el programa estadístico SPSS 20.0 de IBM. Se presentan los datos en valores de porcentaje, media y desviación estándar. Para el análisis de asociación de los parámetros radiográficos con la presencia de fractura de cadera se realizó el análisis, según si presentaban distribución normal o no, a través del test de T de Student para asociación por comparación de medias, y el Test de Mann-Whitney U para comparación de medianas.

Aspectos éticos: La investigación fue diseñada a partir de los lineamientos de la Declaración de Helsinki. Forma parte del proyecto de investigación institucional "Caracterización antropométrica de la variabilidad humana como predictor de riesgo y diagnóstico temprano de enfermedades crónicas no transmisibles", de código NA122MT1052, que presenta la aprobación del Comité de Ética de Investigación de la universidad. La recogida de datos ha sido a partir de una base existente del equipo de radiografía digital del departamento de Imagenología, y el trabajo con los mismos se ha realizado sin identificación personal alguna, y por su característica retrospectiva no necesita de la aplicación de modelos de consentimiento informado.

RESULTADOS

A continuación, se presentan los resultados parciales obtenidos en las dos primeras etapas de la metodología:

1. Revisión bibliográfica

Se realizó una investigación documental cuyo objeto de estudio fueron los artículos científicos publicados en las bases de datos SciELO, EBSCO y PUBMED, hasta marzo 2025, en español e inglés, que abordaron aspectos referentes a los estudios basados en mediciones de parámetros radiográficos de la anatomía de la cadera y su relación con la fractura y el uso de IA para el diagnóstico de riesgo de ocurrencia de la misma

En SciELO Regional (<http://www.scielo.org/php/index.php?lang=es>), con el descriptor "fractura de cadera" se encontraron 343 referencias que, filtradas a partir de los últimos 5 años determinaron 110 artículos. En Ebsco (<https://www.ebscohost.com>) con el descriptor en inglés "hip fracture" se encontraron 5000 referencias filtradas en los últimos 5 años. Al combinar este resultado con el descriptor "hip geometry" utilizando el booleano "and" resultaron 32 artículos. En la base de datos PubMed (<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed>) con el descriptor "proximal femoral geometry" con el descriptor "hip fracture sin restricción de fecha, se obtuvieron 71 artículos, 18 de ellos publicados en los últimos 5 años. Con el descriptor "hip fracture" and "Deep learning algorithm" se encontraron 11 resultado, de estos 10 los últimos 5 años.

En base a estos datos obtenidos se describe:

La fractura de cadera es una lesión que involucra la rotura del hueso del fémur en la región próxima a la articulación de la cadera. Causa

dolor intenso, dificultad para mover la pierna afectada y, a menudo, imposibilidad para sostener el peso corporal. El riesgo de fractura de aumenta con la edad debido a varios factores como: el desarrollo de osteoporosis, especialmente en mujeres postmenopáusicas, las patologías que afectan a la coordinación, el equilibrio y la movilidad además de otras patologías que afectan a la estabilidad de la articulación y la salud de los huesos.¹¹

Las fracturas de cadera se pueden clasificar en función de su localización en fracturas de cabeza, de cuello femoral, de la región trocantérea y subtrocantérica.

- Cabeza: Fractura en la zona de la cabeza del fémur son muy poco frecuentes y generalmente se producen en el contexto de traumatismos de alta energía, como accidentes de tráfico
- Cuello: Fractura en la zona del cuello del fémur son más comunes en personas de mayor edad. (Figura 1)
- Región trocantérica: Se producen en la zona del trocánter mayor y menor del fémur. (Figura 2)
- Subtrocantérica: Ocurren desde el límite inferior del trocánter menor hasta aproximadamente 5 cm por debajo.

La descripción de los parámetros imagenológicos de la anatomía de la cadera y su relación con la fractura de cadera ha sido motivo de investigación desde hace más de 20 años.¹² Los parámetros radiográficos más utilizados son: el ángulo cervicodiafisario, dimensiones del cuello del fémur y dimensiones de profundidad del acetábulo del coxal ^{2, 13} como se puede ver en la tabla 1.

Tabla 1. Parámetros radiográficos de la cadera y sus dimensiones relacionadas con presencia o no de fractura en diferentes estudios.

Autores	Año	Región	Método	Parámetro	Pacientes sin fractura		Pacientes con fractura	
					media (°)	DE	media (°)	DE
Hu y col ¹⁴	2018	China	Rx	ACD	-	-	134,85	±5,17
				LEF	-	-	119,10	±9,56
Sultan y col ¹⁵	2018	India	Rx	ACD	131,97	±6,83	-	-
				ACF	34,04	±3,37	-	-
Chalupa y col ¹⁶	2019	Estados Unidos	RMN	ACD	-	-	131,5	±0,7
Ha y col ¹⁷	2019	Corea del sur	DXA	ACD	128,8	±5,81	131,1	±5,29
				LEF	102,07	±14,1	107,31	±9,55
Katchy y col ¹⁸	2019	Nigeria	Rx	ACF	36,0	±3,9	-	-

Janjua y col ¹⁹	2020	Pakistán	Rx	ACD	130,49	±4,7	-	-
Fischer y col ²⁰	2020	Alemania	RMN	ACD	126,9	±6,7	-	-

IA en el diagnóstico

Las IA son sistemas capaces de aprender a partir de diferentes conjuntos de datos y mejorar procesos de clasificación y predicción de enfermedades. Ejemplos de estudios que han demostrado efectividad son: las redes neuronales artificiales, el razonamiento basado en casos y las redes bayesianas. Uno de los tipos específicos de las redes neuronales son las convolucionales.

Las redes neuronales convolucionales son una arquitectura utilizada en el procesamiento de estructura de cuadrícula, como las imágenes constan de tres tipos principales de capas: capas convolucionales, capas de pooling y capas fully-connected (densas) estas últimas son responsables de la tarea de clasificación en sí misma, utilizando las características extraídas por las capas anteriores. Estas redes convolucionales son las más comunes para aplicar aprendizaje profundo a imágenes. El aprendizaje profundo es un subconjunto del aprendizaje automático, en el que el propio algoritmo informático puede determinar las características óptimas de las imágenes para responder a una pregunta clínica.²¹ En lugar de depender de expertos humanos para identificar las características más importantes de los datos, las redes neuronales profundas aprenden estas características por sí mismas a medida que son entrenadas.¹⁰

Se plantea que el tipo de Inteligencia Artificial (IA) más eficiente para el análisis de estos parámetros son las Redes Neuronales Convolucionales (CNN por sus siglas en inglés, Convolutional Neural Network). De ellas el modelo Densenet 121, que cuenta con el mejor índice de precisión comparado con otros modelos como: ResNet 50 y Xception. Además, se recomienda el empleo de la IA YOLO para determinar la región de interés.

2. Recopilación de datos y etiquetados

Del total de radiografías analizadas 11 mostraron fractura lo que representó 19,3% y presencia de fractura para 80,7%. El comportamiento de la variable sexo se caracterizó por un predominio femenino. La razón de mujeres con respecto a hombres fue de 2,5.

Tabla 1. Características demográficas de la población en estudio.

Parámetros	Sin fractura n (%)	Con fractura n (%)	Total n (%)
Frecuencia	46 (80,7)	11 (19,3)	57 (100)
M / F	14 / 32	2 / 9	16 / 41
Edad	57,1 ± 16,1	64,8 ± 13,7	58,6 ± 15,9

Fuente: Informes radiográficos.

M: masculino, F: femenino, Edad: Media ± desviación estándar.

En la tabla 2 se muestran los resultados del análisis de los parámetros radiográficos. En este estudio el ángulo cervicodiafisario (ACD) se comportó como la variable que presentó una mayor diferencia de media con -4,16. De las medidas anatómicas del extremo proximal del fémur dio un resultado estadísticamente significativo con $t = -2,15$ para una $p = 0,03$.

Tabla 2. Dimensiones y asociación de parámetros anatómicos de la cadera y la presencia de fractura.

Parámetros	Sin fractura de cadera	Con fractura de cadera	Diferencia de media	Valor test estadístico	Valor de p
ACD (°)	130,7 ± 5,9	134,9 ± 4,5	- 4,16	$t = -2,15^*$	0,03 [^]
LCF (mm)	54,6 ± 7,4	54,7 ± 10,1	-1,05	$u = 242,5^{**}$	0,83
ACF (mm)	35,1 ± 3,8	35,4 ± 2,3	-0,36	$t = -30^*$	0,76
LEF (mm)	103,1 ± 8,7	100,4 ± 10,0	2,75	$u = 210,5^{**}$	0,39
AA (mm)	63,9 ± 5,7	60,2 ± 4,4	3,64	$t = 1,97$	0,05 [^]
PA (mm)	22,1 ± 3,2	21,6 ± 2,4	0,51	$t = 4,93$	0,62

Fuente: Informes radiográficos.

*Test de T Student, **Test de Mann-Whitney U,

[^]Estadísticamente significativo.

En el caso del ancho acetabular (AA) la media de los valores en los pacientes con fractura fue mayor que en los pacientes sin fractura, con valores de 63,9 mm y 60,2 respectivamente. La diferencia de media fue 3,64 y determinó un valor de $t = 1,97$ para una $p = 0,05$ estadísticamente significativa.

DISCUSIÓN

Las pacientes del sexo femenino predominan en los estudios sobre la anatomía de la cadera y su fractura. Los estudios que trabajan con poblaciones de ambos sexos, reportan una amplia mayoría de pacientes femeninas, al igual que esta investigación.^{16,18} El predominio de la incidencia de esta patología en el sexo femenino está bien documentado y entre las causas que propician esta mayor frecuencia, están el menor volumen óseo y menor masa muscular que presenta este género.^{15,19}

La medida más frecuente en la descripción de la anatomía proximal del fémur para el análisis de la fractura de cadera, presente en casi todas las investigaciones revisadas, es el ángulo cervicodiafisario. La distancia que forman el cuello junto a la cabeza femoral al que se denomina eje femoral es también un parámetro frecuentemente estudiado. La mayoría de los trabajos que analizan la anatomía articular utilizan además otras medidas del cuello femoral, como son su longitud y su ancho. Las medidas acetabulares como el ancho y la profundidad también son objetivos del estudio de la estructura de esta articulación.

Predecir el riesgo de fractura es crucial para implementar estrategias de prevención efectivas, reducir la incidencia de estos eventos y mitigar sus consecuencias. Las limitaciones en los métodos tradicionales de evaluación, como el análisis visual por parte de radiólogos, resaltan la necesidad de herramientas más objetivas y precisas.²² En este contexto, la inteligencia artificial se presenta como una solución emergente capaz de transformar el diagnóstico en radiología.^{23, 24}

Las técnicas de Inteligencia Artificial aplicadas al diagnóstico de enfermedades han sido utilizadas en estudios de problemas complejos, alcanzando un aceptado grado de certeza en los resultados obtenidos con respecto a la identificación de un tipo específico de enfermedad.²⁵ Son sistemas capaces de aprender a partir de diferentes conjuntos de datos y mejorar procesos de clasificación y predicción de enfermedades.⁹

En general las redes neuronales se apoyan en métodos probabilísticos, pueden analizar grandes volúmenes de información simultáneamente y son robustas, en el sentido que pequeñas alteraciones en el modelo no afecta la estructura de la red. En consecuencia, ha habido un número creciente de algoritmos de IA y dispositivos médicos habilitados para IA aprobados por la Administración de Alimentos y Medicamentos de los EE. UU y la mayoría de estos modelos se han centrado en la interpretación de imágenes médicas y sistemas de soporte de decisiones clínicas.²⁶



Estos modelos superan sistemáticamente al de los médicos en formación y a los no expertos puede considerarse para facilitar el diagnóstico en entornos remotos y de bajos recursos, donde no se dispone de médicos expertos. No obstante, estas demandan grandes volúmenes de datos de alta calidad y una alta complejidad computacional para su entrenamiento. Además, el tiempo de entrenamiento prolongado, el riesgo de sobreajuste y la dificultad de interpretación complican su desarrollo.¹⁰

En un artículo publicado en el año 2023 por Lex Johnathan y col. realizaron un estudio en el departamento de cirugía ortopédica de la universidad de Toronto en Canadá, donde se comparó la precisión diagnóstica de los modelos de IA con la de médicos expertos mediante odds ratios (OR) con intervalos de confianza (IC) del 95 %. Se compararon las áreas bajo la curva (ABC) para la predicción de resultados postoperatorios entre modelos estadísticos tradicionales (regresión lineal multivariable o regresión logística) y modelos de aprendizaje automático (ML). El rendimiento de la IA en el diagnóstico de fracturas de cadera fue comparable al de radiólogos y cirujanos expertos. Sin embargo, las implementaciones actuales de la IA para la predicción de resultados no parecen ofrecer una ventaja sustancial respecto a la estadística predictiva multivariable tradicional.²⁶

Ramon Martínez y col. en una investigación realizada de julio de 2024 en la Universidad de Alicante, España utilizó una serie de IAs de las cuales la de mejor rendimiento fue DenseNet121 para la detección de fractura de cadera. Se comprobó que para la extracción de fémures. el modelo YOLO, que estaba preentrenado con un conjunto de datos específico para la detección de fémures, permitió identificación precisa de estas estructuras en las radiografías de manera automática. También demostró la utilidad del aumento de datos, una técnica utilizada para incrementar artificialmente el tamaño y la diversidad de un conjunto de datos existente mediante la aplicación de transformaciones menores, a los datos originales y su efecto positivo sobre el rendimiento de la IA ayudando a evitar el sobreajuste.¹⁰

Investigadores como Akira Llorens Montero y col. en mayo de 2024 en la Universidad de Alicante, España utilizaron técnicas como: el establecimiento de una curva ROC (Receiver Operating Characteristic), una representación gráfica que permite evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación binaria para entender su capacidad de distinguir entre clases positivas y negativas. El área bajo la curva ROC que resume el rendimiento del modelo en una única cifra. Permite medir de esta forma el rendimiento del modelo propuesto para detectar fractura de cadera de manera efectiva.²⁷

Estos resultados son alentadores pues asoman como potencia el uso de la inteligencia artificial como variante efectiva ante la considerable diversidad en los resultados de los parámetros y morfología de la cadera, lo que demuestra que hay una necesidad fuerte por el estudio poblacional basado en la caracterización de estas variables de la geometría proximal del fémur.

La radiografía simple se mantiene como el principal complementario que determina el diagnóstico de un gran número de patologías óseas y articulares. La misma permite extraer los detalles de las características de la anatomía de la representación radiográfica de la patología y mejorar la calidad del diagnóstico de riesgo y en general de los servicios de salud que se brindan a la población. Es por esto que el uso de la inteligencia artificial se muestra como un camino de alto valor para automatizar el análisis de imágenes que aportan valor a la actividad de prevención de patologías tan importantes como la fractura de cadera.

CONCLUSIONES

La fractura de cadera representa una de las principales patologías en la actualidad, asociado al envejecimiento poblacional y la osteoporosis. Representa un problema para el sistema de salud que se ha buscado resolver a través de las nuevas tecnologías. Existen parámetros radiográficos de cadera como el ángulo cervicodiafisario y la profundidad acetabular que han demostrado presentar diferencias significativas asociadas a la presencia o no de fractura de cadera, con diferencias de valores que permiten ser usados como variables para entrenar una IA con capacidad de discernir la probabilidad de que ocurra una fractura de cadera

El uso de redes neuronales profundas y modelos de aprendizaje automático ha demostrado ser eficaz en la identificación de patrones que escapan al ojo humano, contribuyendo así a un diagnóstico más temprano. Este enfoque no solo mejora la eficiencia en el sistema de salud, Los resultados obtenidos evidencian que la IA tiene el potencial de convertirse en una herramienta de apoyo clínico valiosa, aunque es fundamental seguir validando su eficacia con estudios más amplios.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ¹ Arfee, S., Jabeen, A., Arfee, A., & Arfee, A. A. (2020). Hip fractures in elderly with evaluation of risk factors. *International Journal of Research in Medical Sciences*, 8(12), 4365–4368.
<https://doi.org/10.18203/2320-6012.ijrms20205306>
- ² Bahr Ulloa S, Ponce De León Narváez R, Guisado Zamora K, Melis Santana JA. Anatomía articular y parámetros radiográficos de la cadera como factor de riesgo de fractura: una mirada actualizada. *Revista Cubana de Ortopedia y Traumatología* 2020;34(2): aprox12 págs. Disponible en:
<http://www.revortopedia.sld.cu/index.php/revortopedia/article/view/290>
- ³ Falcinelli C, Cheong VS, Ellingsen LM, Helgason B. Segmentation methods for quantifying X-ray Computed Tomography based biomarkers to assess hip fracture risk: a systematic literature review. *Front Bioeng Biotechnol*. 2024; 12: 1446829.
<https://doi.org/10.3389/fbioe.2024.1446829>
- ⁴ Bula Cardona WE, Sotomayor Cruz SH, Ramírez Yepes NF, Rubiano Jaramillo JA, Andrade Guerrero EE, Buitrago Orrego JJ, et al. Novedades en el Abordaje de Fractura de Cadera: Artículo de Revisión. *Cienc Lat Rev Cienc Multidiscip*. 2024;8(4):7532-44.
https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4.12921
- ⁵ Lex Gao Y, Soh NYT, Liu N, Lim G, Ting D, Cheng LT, Wong KM, Liew C, Oh HC, Tan JR, Venkataraman N, Goh SH, Yan YY. Application of a deep learning algorithm in the detection of hip fractures. *iScience*. 2023 Jul 11;26(8):107350.
<https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.107350>
- ⁶ Pothong W, Adulkasem N. Comparative evaluation of radiographic morphologic parameters for predicting subsequent contralateral fragility hip fracture. *Int Orthop*. 2023;47(7):1837-43.
<https://doi.org/10.1007/s00264-023-05789-8>
- ⁷ Luo Y. Perspectivas biomecánicas en la evaluación del riesgo de fractura de cadera basada en imágenes: avances y desafíos. *Front Endocrinol*. 2025;16:1538460.
<https://doi.org/10.3389/fendo.2025.1538460>
- ⁸ Jensen J, Graumann O, Overgaard S, Gerke O, Lundemann M, Haubro MH, et al. Un algoritmo de aprendizaje profundo para mediciones radiográficas de la cadera en adultos: un estudio de fiabilidad y concordancia. *Diagnostics*. 2022;12(11):2597
- ⁹ Lex González Benítez N, Estrada Sentí V, Febles Estrada A. Estudio y selección de las técnicas de Inteligencia Artificial para el diagnóstico de enfermedades. *Rev Ciencias Médicas [Internet]*. 2018 Jun

- [citado 2025 Abr 04] ; 22(3): 131-141. Disponible en:
http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1561-31942018000300014&lng=es
- 10 Martínez Oliva R. Detección de fracturas en radiografías de cadera mediante el uso de inteligencia artificial. Tesis de Grado en Ingeniería Biomédica. Universidad de Alicante; 2024.
 - 11 Çukurlu M, Karagoz B, Keceli O. Efecto de la geometría proximal del fémur prefractura en el tipo de fractura de cadera en pacientes de edad avanzada. *Medicina (Kaunas)*. 2023;102(19):e33622.
 - 12 Barrido CI, Bengzon JAM. Hip geometry and proximal femoral fractures among elderly filipino women: A single centre cross-sectional study. *Malays Orthop J*. 2022;16(2):70.
 - 13 Sivaprasad K, Patil R. Estudio radiológico para determinar la asociación de la geometría femoral proximal en fracturas de cadera. *Int J Res Med Sci [Internet]*. 10 de enero de 2023 [citado el 5 de abril de 2025];11(2):511-7. Disponible en:
<https://www.msjonline.org/index.php/ijrms/article/view/11611>
 - 14 Hu ZS, Liu XL, Zhang YZ. Comparison of Proximal Femoral Geometry and Risk Factors between Femoral Neck Fractures and Femoral Intertrochanteric Fractures in an Elderly Chinese Population. *Chin Med J (Engl)*. November 2018; 131(21): 2524–2530 DOI: 10.4103/0366-6999.244118 PMID: PMC6213826
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6213826>
 - 15 Sultan SI, Joshi VS, Diwan CV. Proximal femoral geometry and its clinical relevance in Indians - A radiological study. *Indian Journal of Clinical Anatomy and Physiology* Jan-Mar 2018; 5(1): 107-111.
<https://doi.org/10.18231/2394-2126.2018.0024>
 - 16 Chalupa RL, Rivera JC, Tennent DJ, Johnson AE. Correlation Between Femoral Neck Shaft Angle and Surgical Management in Trainees With Femoral Neck Stress Fractures. *US Army Medical Department Journal*. 2016 Jan;1–5. Disponible en:
<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=113185423&lang=es&site=ehost-live>
 - 17 Ha YC, Yoo JI, Yoo J, Park KS. Effects of Hip Structure Analysis Variables on Hip Fracture: A Propensity Score Matching Study. *J. Clin. Med*. 2019, 8, 1507; doi:10.3390/jcm8101507 Disponible en:
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6833009/pdf/jcm-08-01507.pdf>
 - 18 Katchy AU, Njeze NR, Ezeofor S, Nnamani K. Geometrical Analysis of the Proximal Femur and the Clinical Application in Total Hip Replacement: A Study of the Igbo Population of South East Nigeria.



- Niger J Clin Pract 2019;22 (12):1728-36 DOI:
10.4103/njcp.njcp_634_18 Disponible en:
<http://www.njcponline.com/text.asp?2019/22/12/1728/272214>
- ¹⁹ Janjua SN, Habib K, Kirn S, Fatima S, Nasir E. A Study of Femoral Neck Shaft Angle in Adults of Islamabad and its Clinical Implications. Pakistan Journal of Medical Research 2020 Jan;59(1):32–6. Disponible en:
<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=144607386&lang=es&site=ehost-live>
- ²⁰ Fischer CS, Kühn JP, Völzke H, Ittermann T, Gumbel D, Kasch R, et al. The neck–shaft angle: an update on reference values and associated factors. Acta Orthop. 2020; 91(1): 53–57. doi: 10.1080/17453674.2019.1690873 PMID: PMC7006743 PMID: 31735107 Disponible en:
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7006743>
- ²¹ Bousson V, Benoist N, Guetat P, Attané G, Salvat C, Perronne L. Application of artificial intelligence to imaging interpretations in the musculoskeletal area: Where are we? Where are we going? Joint Bone Spine. 2023 Jan;90(1):105493.
<https://doi.org/10.1016/j.jbspin.2022.105493>
- ²² Zaragoza Sosa Daniela, González Laureani Jesús, King Martínez Ana Cristina. Fractura de cadera en adultos mayores: Impacto del tratamiento quirúrgico oportuno en la morbimortalidad. Rev. Fac. Med. (Méx.) [revista en la Internet]. 2019 Dic [citado 2025 Abr 04] ; 62(6): 28-31. Disponible en:
http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0026-17422019000600028&lng=es.
- ²³ Magnéli M, Borjali A, Takahashi E, Axenhus M, Malchau H, Moratoglu OK, Varadarajan KM. Aplicación del aprendizaje profundo para el diagnóstico y la clasificación automatizados de la displasia de cadera en radiografías simples. BMC Musculoskelet Disord. 2024;25(1):117.
- ²⁴ Jang SJ, Alpaugh K, Kunze KN, Li TY, Mayman DJ, Vigdorichik JM, et al. Automatización mediante aprendizaje profundo de parámetros radiográficos preoperatorios asociados con fracturas periprotésicas tempranas de fémur tras artroplastia total de cadera. J Arthroplasty. 2024;39(5):1191-8.
- ²⁵ Boonrod A, Piyaprapaphan P, Kittipongphat N, Theerakulpisut D, Boonrod A. Aprendizaje profundo para el cribado de osteoporosis mediante una radiografía anteroposterior de cadera. Eur J Orthop Surg Traumatol. 2024;34(6):3045-51.

- ²⁶ Lex JR, Di Michele J, Kouchecki R, Pincus D, Whyne C, Ravi B. Artificial Intelligence for Hip Fracture Detection and Outcome Prediction: A Systematic Review and Meta-analysis. JAMA network open 2023; 6(3): e233391. Disponible en: <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2023.3391>
- ²⁷ Llorens Montero A. Detección de Fracturas en Imágenes Radiológicas con Inteligencia Artificial. Tesis de Grado en Ingeniería Informática. Universidad de Alicante; 2024.

ANEXOS

Figura 1. Fractura de cuello



Figura 2. Fractura de región trocantérica



1RA CONVENCIÓN VARIABILIDAD HUMANA, ANTROPOMETRÍA Y SALUD

Universidad de Ciencias Médicas de Matanzas, Cuba.
Del 15 al 17 de julio de 2025

