

Alumno: Cruz Méndez Ruth Sua  
Asignatura: Seminario de tesis  
Docente: José Francisco Ortiz Pedraza  
Octavo semestre

## **"Diferenciación de sexo bajo los criterios de Walker en la clasificación Buikstra & Übelaker aplicados al entrenamiento de un modelo de Inteligencia Artificial CNN"**

### **RESUMEN**

En esta investigación me enfocare en la estimación del sexo a partir del cráneo humano, mediante los métodos clásicos, como los propuestos por (Walker, 2008) y (Buikstra, 1994) este estudio incorpora redes neuronales como herramienta estadística avanzada para mejorar la precisión y objetividad del análisis. El uso de inteligencia artificial permite reconocer patrones complejos que escapan a la observación tradicional, integrando enfoques osteológicos clásicos con técnicas computacionales modernas para optimizar la interpretación forense y bio arqueológica.

At this study I will focus on sex estimation based on the human skull using classical methods, such as those proposed by (Walker, 2008) and (Buikstra, 1994) This study incorporates neural networks as an advanced statistical tool to improve the accuracy and objectivity of the analysis. The use of artificial intelligence enables the recognition of complex patterns that go beyond traditional observation, integrating classical osteological approaches with modern computational techniques to optimize forensic and bioarchaeological interpretation.

## Contenido

<b>"Diferenciación de sexo bajo los criterios de Walker en la clasificación Buikstra &amp; Übelaker aplicados al entrenamiento de un modelo de Inteligencia Artificial CNN"</b> .....	1
RESUMEN .....	1
Capítulo 1: Introducción.....	4
1.1 Planteamiento.....	4
1.2 Problema de Investigación .....	6
1.3 Preguntas de investigación .....	7
1.4 Objeto de estudio.....	8
1.5 Objetivo general.....	8
1.6 Objetivos específicos.....	8
1.7 Justificación .....	9
Capítulo 2: Antecedentes y Estado del Arte.....	10
2.1 Antecedentes .....	10
2.2 Métodos tradicionales: Buikstra & Übelaker y Walker .....	11
2.3 Estudios previos con IA y CNN en antropología.....	12
Capítulo 3: Marco teórico .....	13
3.1 Método Buikstra & Übelaker .....	13
3.2 Método de Walker .....	15
3.3 Redes Neuronales Artificiales.....	19
3.4 Arquitectura y funcionamiento de las CNN. ....	20
Capítulo 4: Metodología.....	21
4.1 Identificación de sexo mediante el método Walker asistido por una Red .....	21
4.2 Establecer criterios de inclusión/exclusión .....	21
4.3 Evaluación visual de los cráneos (según Walker y B&.....	21
4.4 Clasificación por sexo, edad, conservación .....	21
4.5 Etiquetado morfosκόico de imágenes (asignación de puntuaciones 1–5.....	21
4.6 Validación visual del etiquetado por asesor .....	22
4.7 Aumentación de datos .....	22
4.8 Control antropológico de integridad y representatividad del <i>dataset</i> .....	22
4.9 Colaboración con equipo técnico para garantizar que los rasgos clave sean interpretados e identificados correctamente .....	22
4.10 Comparativa en identificación manual contra asistida .....	22
4.11 Funcionamiento gráfico de una red neuronal.....	23

Capítulo 5: Resultados.....	23
5.1    Desempeño del modelo CNN .....	23
5.2    Análisis de errores y sesgos.....	23
5.3    Comparación con estimaciones tradicionales.....	23
5.4    Visualización y métricas del modelo .....	24
Capítulo 6: Discusión .....	24
6.1    Interpretación de resultados desde la antropología física.....	24
6.2    Contribuciones al campo forense .....	24
6.3    Evaluación crítica de la automatización en la práctica antropológica .....	24
6.4    Implicaciones éticas y epistemológicas.....	24
Capítulo 7: Conclusiones y Recomendaciones .....	24
7.1    Conclusiones generales .....	24
7.2    Limitaciones del estudio.....	24
7.3    Recomendaciones para futuras investigaciones.....	24
7.4    Proyecciones de aplicación práctica .....	24
Anexos.....	25
Glosario .....	25
Códigos o scripts utilizados .....	26
Ejemplos de etiquetado y <i>dataset</i> .....	26
Documentación bioética .....	26
Detalles adicionales de fórmulas y entrenamiento .....	27
Cronograma.....	27
Alcances y limitaciones del estudio.....	28
Bibliografía .....	28

# Capítulo 1: Introducción

## 1.1 Planteamiento

---

La estimación del sexo biológico en restos óseos constituye uno de los pilares fundamentales en el análisis antropológico físico, siendo crucial tanto para la reconstrucción de perfiles biológicos como para estudios poblacionales y de evolución humana. Desde esta perspectiva, el sexo se expresa a través de diferencias morfológicas esqueléticas que, aunque varían según la población y las condiciones de vida, tienden a presentar patrones reconocibles a nivel estadístico.

Los criterios metodológicos propuestos por Buikstra y Ubelaker (Buikstra, 1994) representan una de las sistematizaciones más aceptadas para la evaluación del dimorfismo sexual en contextos arqueológicos y forenses. A través de la observación de rasgos morfológicos del cráneo, pelvis y otros elementos óseos, sus protocolos buscan reducir la subjetividad en la estimación del sexo, aunque inevitablemente dependen de la experiencia y el juicio del observador, lo cual introduce variabilidad inter e intra observador. Además, el método, aunque robusto, requiere tiempos de análisis prolongados y una capacitación especializada que no siempre está disponible en todas las instituciones o contextos de recuperación de restos.

Phillip L. Walker propuso en 2008 (Walker, 2008) una versión revisada y cuantificada del método tradicional de estimación de sexo basado en características craneales, como las que se describen en Buikstra & Ubelaker (Buikstra, 1994). Su método evalúa 5 rasgos craneales con una escala ordinal de 1 a 5 y fue diseñado para mejorar la precisión y reproducibilidad intra e inter observador.

### **Criterios de Walker<sup>1</sup> — Rasgos evaluados:**

- Núcleos del arco superciliar (glabella)
- Márgenes orbitarios
- Prominencia cigomática (malares)
- Proceso mastoideo
- Protuberancia occipital externa

---

<sup>1</sup> (Walker, 2008)

*Cada uno se puntúa en una escala de 1 a 5:*

- 1-2: Rasgos más femeninos
- 3: Indeterminado
- 4-5: Rasgos más masculinos

En este escenario, surge la posibilidad de incorporar herramientas de análisis automatizado, como las Convolutional Neuronal Networks, CNN (Y. LeCun, 1989) o redes neuronales *artificiales*<sup>2</sup> convolucionales. Para entender que son estas redes es necesario primero saber que es una red neuronal en el contexto de los modelos computacionales.

Una red neuronal artificial está basado funcionamiento del cerebro humano, compuesto por nodos (neuronas artificiales) organizados en capas (entrada, ocultas y salida). Cada nodo recibe entradas, las procesa mediante una función matemática llamada función de activación, y transmite una salida a los nodos de la siguiente capa. Su objetivo es aprender patrones o relaciones en los datos para realizar tareas como clasificación, predicción o reconocimiento.

Una red neuronal artificial es un conjunto de nodos o "neuronas" organizadas en múltiples capas, donde cada nodo procesa los datos de entrada mediante una función matemática y transmite los resultados a la siguiente capa. Estas redes buscan encontrar relaciones o patrones en los datos para realizar tareas que pueden ser: una clasificación, predicción, reconocimiento, decisión entre otros dependiendo del modelo utilizado.

Una red neuronal convolucional es una variante de red neuronal diseñada especialmente para el procesamiento de imágenes u otros datos con estructura espacial. Utiliza filtros que extraen características específicas de los datos (como bordes, formas o texturas) en diferentes niveles. A lo largo de varias capas, estas características son combinadas y refinadas hasta generar una salida final, más precisa y representativa del contenido original. A diferencia de las redes tradicionales, las CNN no reevalúan las salidas mediante regresión, sino que refinan progresivamente las representaciones internas de los datos en múltiples niveles de abstracción, hasta llegar a una predicción final.

---

<sup>2</sup> Término que hace referencia a aquello que ha sido creado o producido de manera intencionada por el ser humano, como resultado de un diseño o intervención deliberada, en contraposición a lo que surge de forma natural. (Russell, 2021)

Este tipo de red es de una arquitectura para Deep Learning o Aprendizaje Profundo (Swart, 2024) que aprende directamente a partir de datos. Son particularmente útiles para identificar patrones en imágenes con el fin de reconocer objetos, clases y categorías.

La propuesta de entrenamiento de una CNN basada en los criterios de Walker (Walker, 2008) en la clasificación Buikstra y Ubelaker (Buikstra, 1994) no busca reemplazar el análisis experto, sino explorar su potencial para estandarizar procesos, reducir la variabilidad subjetiva y ofrecer un primer filtro o apoyo para la diferenciación de sexo en grandes volúmenes de restos.

Esta investigación se propone evaluar la aplicabilidad de criterios antropológico-físicos tradicionales en un modelo de inteligencia artificial, lo que permitiría generar nuevas aproximaciones metodológicas dentro de este campo de conocimiento. En particular, se investigará si un modelo de CNN es capaz de aprender a identificar de manera consistente las expresiones óseas del dimorfismo sexual humano siguiendo la codificación visual establecida por Buikstra y Ubelaker (Buikstra, 1994).

## 1.2 Problema de Investigación

---

En el campo de la antropología física, la estimación del sexo a partir de restos óseos es una de las tareas esenciales para la reconstrucción del perfil biológico individual y el análisis poblacional. Métodos ampliamente utilizados, como el propuesto por Buikstra y Ubelaker (Buikstra, 1994) y refinado por Walker (Walker, 2008), han estandarizado la evaluación de rasgos morfológicos sexuales mediante escalas de observación visual, permitiendo cierto grado de objetividad y replicabilidad. Sin embargo, estos métodos siguen dependiendo en gran medida de la experiencia del observador y están sujetos a limitaciones derivadas de la variabilidad intra e inter poblacional del dimorfismo sexual, así como de la conservación y completitud de los restos.

Dado este contexto, uno de los principales problemas que enfrenta la antropología física actual es la necesidad de encontrar mecanismos que permitan reducir la carga subjetiva de la estimación de sexo sin perder la base biológica y poblacional sobre la cual se sustenta el análisis morfológico. Esta necesidad se

acentúa aún más en contextos donde los volúmenes de restos óseos son elevados o el acceso a especialistas es limitado.

La posibilidad de entrenar modelos de inteligencia artificial, como las redes neuronales convolucionales (CNN) (Swart, 2024), para reconocer patrones morfológicos a partir de imágenes óseas, abre una nueva línea metodológica que, si se basa en criterios antropológicos sólidos, podría complementar el análisis tradicional. (Hiroki Kondou, 2023) No obstante, aún se desconoce hasta qué punto un modelo de este tipo puede replicar adecuadamente los criterios de observación definidos por la antropología física, especialmente aquellos que dependen de matices morfológicos sutiles y que varían según el trasfondo poblacional.

Por lo tanto, el problema de investigación se centra en **determinar si es posible trasladar con fidelidad los criterios de diferenciación sexual propuestos por Walker basado en la clasificación Buikstra y Ubelaker (Buikstra, 1994) a un modelo automatizado de CNN, sin descontextualizar su fundamento biológico ni comprometer su aplicabilidad antropológica.** Esta investigación busca, así, no solo medir la eficacia técnica del modelo, sino también explorar sus límites y alcances dentro del paradigma metodológico de la antropología física.

### 1.3 Preguntas de investigación

---

- ¿Hasta qué punto es posible trasladar criterios morfológicos de diferenciación sexual humana a un entorno automatizado de aprendizaje profundo?
- ¿Qué aspectos demostrarían la capacidad de un modelo entrenado a partir de la observación sistemática replicar de manera confiable la lógica antropológica detrás de la estimación de sexo?
- ¿Qué patrones o limitaciones observados en los resultados permitieron afirmar (o rechazar) la capacidad del modelo para replicar la lógica antropológica?
- ¿Cuáles fueron los principales indicadores que sustentan su confiabilidad?
- ¿Qué aspectos del método antropológico resultaron más difíciles de implementar durante el entrenamiento del modelo?

## 1.4 Objeto de estudio

---

Evaluar la viabilidad de entrenar un modelo de red neuronal convolucional o CNN para la diferenciación de sexo en restos óseos humanos utilizando los criterios morfológicos propuestos por Walker sobre la categorización de los estados propuestos por Buikstra & Ubelaker (Buikstra, 1994), manteniendo la rigurosidad metodológica propia de la antropología física, así como el desempeño técnico del modelo.

## 1.5 Objetivo general.

---

Reflexionar sobre las implicaciones epistemológicas y metodológicas de incorporar la inteligencia artificial en el estudio biológico de poblaciones pasadas y presentes.

Para esto tomamos en consideración la metodología de identificación de sexo más aceptada cuyo aparente principal sesgo se deriva de la percepción variable del inter e intra observador.

En este contexto, la implementación de una red neuronal convolucional como herramienta de apoyo al antropólogo permite reducir significativamente el sesgo derivado de la variabilidad perceptiva inter e intra observador. A diferencia del juicio humano, susceptible a la fatiga, la experiencia o el contexto, la red neuronal puede replicar de manera constante y sistemática el mismo procedimiento de análisis sobre los restos óseos craneales. Esto se traduce en una mayor estandarización del proceso, ya que el sistema automatizado aplica los criterios definidos sin fluctuaciones, permitiendo realizar evaluaciones repetidas e invariantes tantas veces como sea necesario, sin pérdida de precisión.

## 1.6 Objetivos específicos

---

- 1.6.1 Analizar los principales rasgos morfológicos empleados en la diferenciación sexual según el método de Buikstra y Ubelaker (Buikstra, 1994).



- 1.6.2 Construir un conjunto de datos de imágenes óseas etiquetadas conforme a dichos criterios.
- 1.6.3 Verificar desde la posición como profesional antropológico los resultados obtenidos de un modelo de CNN para la clasificación de sexo a partir de rasgos óseos observables.
- 1.6.4 Evaluar el desempeño del modelo en términos de precisión y concordancia con las evaluaciones humanas tradicionales.
- 1.6.5 Reflexionar sobre las implicaciones metodológicas, éticas y prácticas de la aplicación de inteligencia artificial en la antropología física.

## 1.7 Justificación

---

La estimación del sexo biológico a partir del análisis de restos óseos constituye un componente esencial en la construcción del perfil biológico, clave en estudios de reconstrucción poblacional, investigaciones forenses y bioarqueológicas. Métodos clásicos como el de Buikstra y Ubelaker (Buikstra, 1994) han permitido una estandarización importante de los criterios observacionales, pero siguen presentando desafíos vinculados a la subjetividad del observador, la variabilidad poblacional del dimorfismo sexual y las condiciones de preservación de los materiales analizados.

En un contexto donde el volumen de restos óseos a analizar puede ser considerable y el acceso a expertos calificados no siempre está garantizado, surge la necesidad de explorar herramientas que, sin sustituir el análisis experto, puedan actuar como apoyo en la estandarización y aceleración del proceso de estimación de sexo. La inteligencia artificial, en particular las redes neuronales convolucionales, ofrece una posibilidad de automatizar el reconocimiento de patrones morfológicos, siempre y cuando este proceso esté basado en criterios biológicamente pertinentes y reconocidos antropológicamente (Buikstra, 1994) (Walker, 2008).

La presente investigación es relevante porque plantea una integración crítica entre el conocimiento tradicional de la antropología física y las nuevas tecnologías de procesamiento de imágenes, sin abandonar el rigor científico necesario en el análisis biológico de poblaciones humanas. Además, permite abrir una discusión

sobre los límites y alcances de la automatización en disciplinas donde la variabilidad biológica y la interpretación contextual son fundamentales.

Finalmente, el proyecto podría sentar bases metodológicas para futuras aplicaciones de inteligencia artificial en bioarqueología, antropología forense y evolución humana, promoviendo una actualización de técnicas sin perder la perspectiva crítica que caracteriza a la antropología física.

## Capítulo 2: Antecedentes y Estado del Arte

### 2.1 Antecedentes

---

A partir de la década de 1960 se incrementó el empleo de los rasgos no métricos del cráneo en los análisis de relaciones poblacionales. (Berry, 1967) y la doctora Jessica I. Cerezo-Román de la Universidad de Arizona confirma esto ya que, aunque reconoce que la pelvis es el elemento de diagnóstico del sexo más confiable, se pueden usar los análisis métricos de cráneos y huesos post craneales en sustitución (Cerezo-Román, 2020).

Debido a esto, es necesario elaborar estrategias metodológicas que permitan evaluar e incrementar la precisión en las observaciones tomadas por uno o más observadores. (Walker, 2008)

Por otro lado, las ventajas del uso de estos rasgos, es la facilidad de estandarizar su registro, característica clave en el desarrollo de bases de datos que investigadores de diferentes campos pueden generar y utilizar de manera comparativa. No siempre es posible contar con los huesos correctos para la identificación individual tras encontrar restos humanos, ya que los huesos pudieron haber sido dispersados, fragmentados o mezclados en el caso de una fosa con varios cuerpos esqueletizados o se entre mezclen con huesos animales; por lo que la identificación individual se ve comprometida y debe buscar diferentes vías para sustituir esos huesos faltantes. (Xindi Wang 1, 2024)

La estimación del sexo a partir de restos óseos ha sido, desde hace décadas, una tarea fundamental dentro de la antropología forense, constituyéndose como un paso clave en los procesos de identificación individual. Métodos clásicos, como los propuestos por (Walker, 2008) y (Buikstra, 1994) han permitido consolidar criterios morfológicos confiables, especialmente a partir del análisis del cráneo y la mandíbula, los cuales presentan rasgos relevantes para el estudio del dimorfismo sexual. Investigaciones recientes han reafirmado el potencial

informativo del cráneo, destacando la utilidad de estructuras como la calvaria en la estimación del sexo biológico.

## 2.2 Métodos tradicionales: Buikstra & Übelaker y Walker

---

Jane Buikstra y Douglas Übelaker publicaron en 1994 uno de los manuales más influyentes para el análisis de restos humanos esqueletizados. Su trabajo buscó estandarizar los procedimientos de observación para que antropólogos de distintas instituciones pudieran comparar resultados de manera consistente. En su metodología, introdujeron una guía detallada para registrar rasgos morfológicos del cráneo, pelvis y otras partes del esqueleto, con énfasis en la reproducibilidad. Su enfoque no buscaba imponer una única forma de análisis, sino establecer un lenguaje común entre especialistas.

Buikstra y Übelaker (Buikstra, 1994) partieron de la premisa de que el dimorfismo sexual es observable, pero también dependiente del contexto poblacional y del entrenamiento del observador. Por ello, no excluyeron el juicio experto, sino que lo encauzaron dentro de una estructura más clara y sistemática. Su propuesta se convirtió en un estándar de referencia tanto en contextos arqueológicos como forenses. Hasta hoy, sus lineamientos siguen siendo aplicados y adaptados en estudios de identificación humana en todo el mundo.

Por otro lado, Phillip L. Walker, hacia finales de la década de 2000, propuso mejorar la precisión en la estimación del sexo a partir del cráneo humano se interesó por. Planteó una forma de cuantificar visualmente cinco rasgos craneales clave, utilizando escalas ordinales que podían sistematizarse en análisis estadísticos. La intención de Walker era disminuir la variabilidad subjetiva entre observadores, algo común en métodos estrictamente visuales. Con esto, propuso fórmulas discriminantes ajustadas a distintas poblaciones, permitiendo una clasificación más objetiva y reproducible.

Walker, propuso que no todos los cráneos mostraban los mismos niveles de dimorfismo, por lo que su sistema también integraba un grado de ambigüedad introduciendo un concepto de "estado intermedio" como una categoría válida que reconocía la complejidad biológica. lo cual ayudo a traducir observaciones

### 2.3 Estudios previos con IA y CNN en antropología

---

En este contexto, el avance de nuevas tecnologías ha impulsado el interés por integrar herramientas computacionales en el análisis antropológico, con el objetivo de aumentar la precisión, objetividad y reproducibilidad de las evaluaciones. A pesar de que la pelvis sigue siendo una región anatómica confiable para la estimación del sexo, su grado de preservación en contextos forenses o arqueológicos es a menudo limitado. Por ello, el estudio de rasgos craneales cobra especial importancia, particularmente en casos donde el esqueleto no está completo.

Diversos trabajos han explorado la aplicación de modelos de aprendizaje automático en la clasificación sexual. Un ejemplo significativo es el estudio publicado bajo el título *Artificial intelligence-based forensic sex determination of East Asian cadavers from skull morphology*, (Hiroki Kondou, 2023) en el cual se desarrolló un modelo de aprendizaje de múltiples instancias con atención controlada sobre imágenes tridimensionales (3D) de cráneos reconstruidos a partir de tomografías computarizadas post mortem. Los investigadores entrenaron el modelo con un conjunto de 864 imágenes, validaron su rendimiento con 124 casos y lo evaluaron con otros 246, alcanzando una precisión del 93 %, superior a la lograda por tres científicos forenses que participaron en la comparación. Este resultado sugiere que los modelos basados en inteligencia artificial pueden servir como herramientas de apoyo efectivas en la identificación sexual a partir de la morfología craneal. Sin embargo, el mismo estudio reconoce que el modelo prestó menos atención a las regiones craneales comúnmente analizadas por expertos humanos, lo que señala la necesidad de integrar criterios antropológicos más específicos para mejorar su aplicabilidad práctica.

A pesar de los avances mencionados, algunos proyectos similares no han podido completarse satisfactoriamente debido a la falta de muestras suficientes para el desarrollo de datasets robustos. En este sentido, se han llevado a cabo consultas con especialistas en ciencia de datos para determinar qué tipo de información puede ser extraída y utilizada de manera efectiva mediante criterios antropológicos físicos, con el propósito de respaldar la veracidad de modelos de inteligencia artificial. De forma específica, se propone emular la metodología morfoscópica de Buikstra & Ubelaker (1994), cuyas categorías visuales estandarizadas han sido validadas ampliamente en contextos forenses y bioarqueológicos.

Por otra parte, estudios como el revisado en el artículo *Sex estimation techniques based on skulls in forensic anthropology: A scoping review* (Xindi Wang 1, 2024) han abordado la sistematización de métodos métricos y estadísticos con fines de estimación sexual. Si bien estos enfoques computarizados permiten una medición más rápida y precisa, siguen dependiendo de la intervención de un observador humano, lo que limita su capacidad de reevaluación y de comparación simultánea de múltiples variables, una ventaja clara que ofrecen las redes neuronales convolucionales.

En suma, el desarrollo de nuevas metodologías que integren criterios antropológicos tradicionales con técnicas de inteligencia artificial representa un campo prometedor para la antropología física-biológica, no solo en términos de precisión técnica, sino también como una vía para garantizar la reproducibilidad y validez científica de los procesos de identificación en escenarios forenses.

## Capítulo 3: Marco teórico

---

### 3.1 Método Buikstra & Übelaker

---

El método de Buikstra y Übelaker propuesto por ellos mismo en 1994 en su libro “Estándares para recolección de datos extraídos de restos humanos esqueletizados” (Buikstra, 1994).

Este método tiene como objetivo asegurar que la descripción de los restos óseos sea:

- Comparativa entre profesionales y estudios
- Reproducible científicamente
- Compatible con análisis estadísticos y poblacionales

Para ello se deben observar una serie de rasgos morfoscópicos, es decir, características físicas observables a simple vista o con poca instrumentación, en el cráneo, que presentan diferencias entre individuos masculinos y femeninos debido al dimorfismo sexual.

Los rasgos comúnmente evaluados son:

- Glabella (zona entre las cejas)

- Arco superciliar
- Borde superior de la órbita
- Proceso mastoideo
- Protuberancia occipital externa
- Forma del mentón y del ángulo mandibular
- Rugosidad muscular

A cada rasgo se evalúa visualmente y se le asigna un valor en una escala de 1 a 5:

Puntaje	Interpretación
1-2	Rasgo típicamente femenino
3	Indeterminado o ambiguo
4-5	Rasgo típicamente masculino

El examinador, al igual que podría hacer una red neuronal conectada a visión artificial, observa el cráneo directamente o por fotos o escaneos y asigna una puntuación a cada rasgo.

Se hace una evaluación general sumando o ponderando los resultados.

Rasgo - Condición	Puntuación
Glabela - Prominente	4
Arcos superciliares - Marcados	4
Proceso mastoide - Grande	5
Protuberancia occipital externa - Notoria	4
Borde orbitario - Romo y grueso	4

Al sumar los puntajes, casi todos indican rasgos típicamente masculinos. El examinador (o una Inteligencia Artificial) puede entonces inferir que el cráneo probablemente pertenece a un individuo masculino.

Su umbral incertidumbre inicia en que al no ser un método matemático, sino de experiencia puede verse sesgado por el factor de error humano.

Imagina que un antropólogo encuentra un cráneo en una excavación y observa los valores encontrados en la tabla anterior.

Al sumar los puntajes, casi todos indican rasgos típicamente masculinos. El examinador puede entonces inferir que el cráneo probablemente pertenece a un individuo masculino.

### 3.2 Método de Walker

---

A diferencia de evaluaciones exclusivamente visuales, subjetivas, Walker introdujo un enfoque que combina la observación morfoscóptica con el análisis estadístico (funciones discriminantes), buscando mayor objetividad y consistencia entre investigadores.

Se basa en la premisa de que ciertos rasgos del cráneo presentan diferencias sistemáticas entre hombres y mujeres, y que esas diferencias pueden ser evaluadas visualmente de forma estandarizada.

#### ¿Qué evalúa el método?

El método se enfoca en 5 rasgos craneales clave:

Rasgo	¿Qué se observa?
Glabela	Prominencia entre las cejas
Eminencia frontal	Curvatura o prominencia de la frente
Borde superior de la órbita	Grueso y romo (masculino) vs. fino y afilado (femenino)
Proceso mastoideo	Tamaño y robustez (más grande en hombres)
Protuberancia occipital externa	Desarrollo del punto más posterior del cráneo

1. Se observa cada uno de los cinco rasgos y se le asigna una puntuación de acuerdo a una escala de 1 a 5:

Puntaje	Significado
1. 1-2	Rasgo típicamente femenino
2. 3	Intermedio o dudoso
3. 4-5	Rasgo típicamente masculino

2. Una vez puntuados los rasgos, se aplica una fórmula discriminante (según la población de referencia: europea, africana, latinoamericana, etc.) para estimar la probabilidad de que el cráneo pertenezca a un individuo masculino o femenino.
3. Estas fórmulas combinan los valores asignados a los rasgos y generan un resultado numérico que permite clasificar el sexo con mayor precisión que una simple observación subjetiva.

#### Ventajas

- Más objetivo que la observación simple.
- Estandariza los criterios visuales.
- Utiliza funciones estadísticas validadas.
- Tiene alta precisión si se aplica correctamente y si se cuenta con fórmulas ajustadas a la población analizada.
- Puede ser utilizado incluso en restos incompletos, siempre que conserven determinados rasgos
- Permite analizar el dimorfismo sexual en poblaciones humanas pasadas y presentes.
- Facilita la aplicación de técnicas cuantitativas dentro de estudios osteobiográficos.
- Aporta información útil para estudios evolutivos, bioarqueológicos o forenses (como en identificación de individuos en contexto de desaparición).

#### Cálculos del método Walker<sup>3</sup>

---

<sup>3</sup> (Walker, 2008)



Walker generó diferentes fórmulas según el grupo poblacional, entre ellas la siguiente desigualdad:

- Si  $D > 0$ : probable sexo masculino
- Si  $D < 0$ : probable sexo femenino

D representa los productos de las observaciones por el valor del sesgo particular de cada ancestría.

Ahora supongamos que tenemos una tabla con los siguientes datos y tres rasgos iguales de esqueletos contextualizados como probable europeo, afrodescendiente y nativo americano:

Rasgo	Puntuación
Glabela	4
Eminencia frontal	2
Borde superior de la órbita	2
Proceso mastoideo	4
Protuberancia occipital externa	4

#### Población Blanca<sup>4</sup>

$$D = (1.568 \times GL) - (1.459 \times EF) + (0.903 \times BO) + (1.188 \times PM) + (1.195 \times PO) - 9.645$$

- $1.568 \times 4 = 6.272$
- $1.459 \times 2 = 2.918$
- $0.903 \times 2 = 1.806$
- $1.188 \times 4 = 4.752$
- $1.195 \times 4 = 4.780$

$$D = 6.272 - 2.918 + 1.806 + 4.752 + 4.780 - 9.645$$

$$D = 5.047$$

$D > 0 = 5.047 > 0$  PROBABLE SEXO MASCULINO

#### Población Afrodescendiente

$$D = (0.550 \times GL) - (0.685 \times EF) + (0.836 \times BO) + (0.698 \times PM) + (0.614 \times PO) - 3.866$$

- $0.550 \times 4 = 2.200$
- $0.685 \times 2 = 1.370$
- $0.836 \times 2 = 1.672$
- $0.698 \times 4 = 2.792$
- $0.614 \times 4 = 2.456$

$$D = 2.200 - 1.370 + 1.672 + 2.792 + 2.456 - 3.866$$

$$D = 3.884$$

$D > 0 = 3.884 > 0$  PROBABLE SEXO MASCULINO

#### Población Nativo Americano

$$D = (0.747 \times GL) - (0.674 \times EF) + (0.842 \times BO) + (1.251 \times PM) + (1.077 \times PO) - 7.378$$

GL = Glabella, EF = Eminencia frontal, BO = Borde orbitario, PM = Proceso mastoideo, PO = Protuberancia occipital externa<sup>5</sup>

- $0.747 \times 4 = 2.988$
- $0.674 \times 2 = 1.348$
- $0.842 \times 2 = 1.684$
- $1.251 \times 4 = 5.004$

---

<sup>4</sup> Los valores usados para cada ancestría fueron calculados por Walker, en este nuevo proceso los pesos son calculados por aproximación automáticamente al realizar el entrenamiento de la red neuronal

<sup>5</sup> **Importante:** Estas fórmulas se aplican solo si se ha determinado previamente la probable ancestría. Si esta no es clara o si el individuo tiene características mixtas o ambiguas, la interpretación puede ser incierta.

- $1.077 \times 4 = 4.308$

$$D = 2.988 - 1.348 + 1.684 + 5.004 + 4.308 - 7.378$$

$$D = 5.258$$

$D > 0 = 5.258 > 0$  PROBABLE SEXO MASCULINO

La morfología craneal puede estar influenciada por diferencias biológicas y ambientales propias de cada grupo poblacional (europeo, africano, nativo americano, asiático, latinoamericano, etc.). Por eso, una fórmula discriminante basada en una población determinada podría dar resultados erróneos si se aplica a una población con distinta ancestría.

### 3.3 Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales son modelos computacionales inspirados en el funcionamiento del cerebro humano, formadas por nodos organizados en capas que procesan información mediante conexiones ajustables. Cada nodo llamado perceptrón.

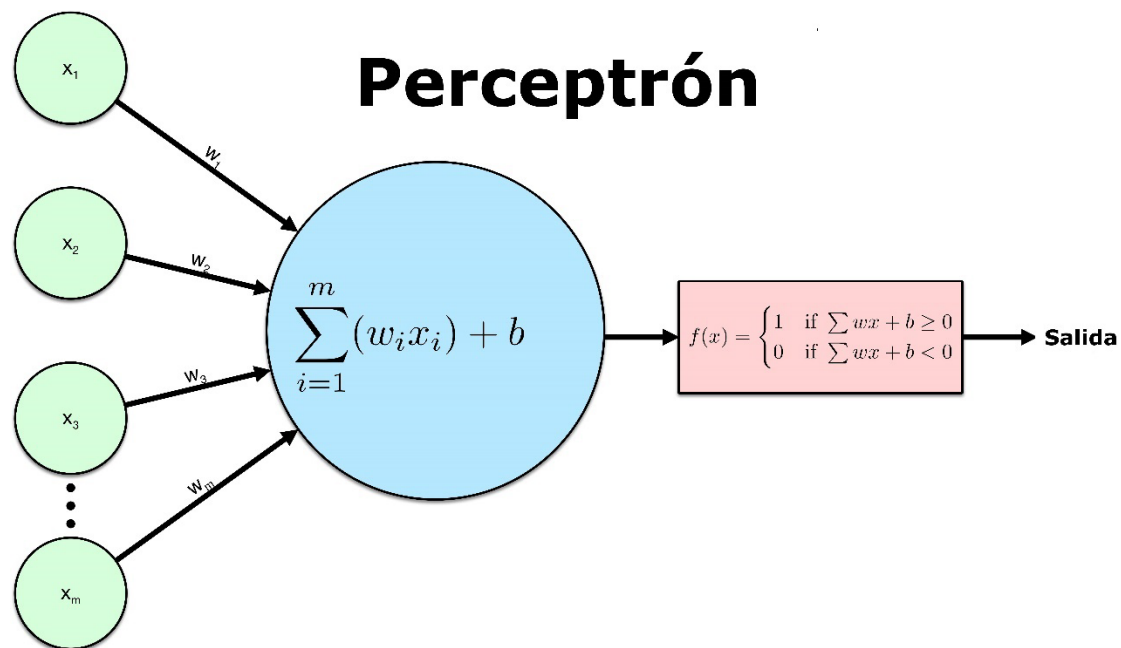


Ilustración 1 Perceptrón. El Blog de José Mariano Álvarez<sup>6</sup>

<sup>6</sup> Álvarez, J. M. (2018, 10 de junio). *El perceptrón como neurona artificial*. Blog de José Mariano Álvarez. <https://blog.josemarianoalvarez.com/2018/06/10/el-perceptron-como-neurona-artificial/>

Esta neurona artificial emula las actividades de las neuronas biológicas: recibe señales de entrada, las transforma a través de una función matemática y transmite una salida. Su principal fortaleza radica en la capacidad de aprender patrones complejos a partir de datos, incluso cuando estos no están claramente definidos por reglas explícitas.

Su proceso de aprendizaje se basa en ajustar los pesos de las conexiones internas mediante algoritmos como retropropagación. Esto les permite mejorar su precisión progresivamente conforme reciben más ejemplos, replicando un tipo básico de aprendizaje basado en la experiencia. (Y. LeCun, 1989)

### 3.4 Arquitectura y funcionamiento de las CNN.

---

Las redes neuronales convolucionales (CNN) son una arquitectura especializada de redes neuronales artificiales diseñada para procesar datos con estructura espacial, como imágenes.

Su funcionamiento se basa en aplicar filtros o “convoluciones” que detectan características locales (bordes, texturas, formas) en distintas regiones de la imagen. Estas características se combinan y refinan en múltiples capas, permitiendo a la red generar una representación abstracta del contenido visual.

Una CNN típica se forma de capas de procesamiento que permite reducir progresivamente la dimensionalidad de la imagen (reducir la cantidad de características irrelevantes mientras se conserva la información más relevante para la tarea de clasificación). Gracias a esta estructura jerárquica, las CNN han demostrado ser especialmente eficaces en reconocimiento facial, diagnóstico por imágenes médicas y, en el caso de esta investigación, en el análisis morfológico de cráneos humanos.

## Capítulo 4: Metodología

---

### 4.1 Identificación de sexo mediante el método Walker<sup>7</sup> asistido por una Red Neuronal Convolucional<sup>8</sup>

---

Este apartado detallará el enfoque general del estudio, los pasos principales que se seguirán, y la lógica que vincula el objetivo general con las decisiones metodológicas tomadas.

### 4.2 Establecer criterios de inclusión/exclusión de muestras

---

Deberemos establecer criterios de inclusión y de exclusión: tamaño mínimo de la pieza, desgaste máximo de la pieza, integridad de la pieza entre otras características.

### 4.3 Evaluación visual de los cráneos (según Walker y B&U)<sup>9</sup>

---

Se evaluarán las piezas incluidas de manera tradicional para obtener un set de datos comparativos. Tanto de las piezas físicas como de las imágenes.

### 4.4 Clasificación por sexo, edad, conservación.

---

Se etiquetarán los datos para generar los *dataset* con la mayor precisión posible, aunque si bien esto no es necesario; la generación de *datasets* es un paso importante ya que permite la recopilación de datos para investigaciones posteriores.

### 4.5 Etiquetado morfoscóptico de imágenes (asignación de puntuaciones 1–5)

---

Asignare las puntuaciones a los rasgos identificados conforme al etiquetado previo.

---

<sup>7</sup> (Walker, 2008)

<sup>8</sup> (Swart, 2024)

<sup>9</sup> (Buikstra, 1994), (Walker, 2008)

#### 4.6 Validación visual del etiquetado por asesor.

---

Se validará la correcta clasificación y etiquetado mediante la evaluación de un asesor

#### 4.7 Aumentación de datos.

---

En caso de ser necesario se evaluarán los datos para verificar la necesidad de aumentar la cantidad de datos y generando sesgos intencionalmente para que la red neuronal pueda identificar correctamente a pesar de esos sesgos y aumentando el volumen del *dataset*

#### 4.8 Control antropológico de integridad y representatividad del *dataset*.

---

Esto se refiere a que los datos sean completos y la muestra incluya toda la información necesaria (imagen + clasificación morfoscóptica + metadatos relevantes como edad, procedencia, estado de conservación, etc).

Sin errores antropológicos: imágenes mal clasificadas y que no haya muestras duplicadas o dañadas que sesguen el entrenamiento de la IA. El conjunto de datos debe reflejar de manera equitativa y científicamente válida la variabilidad biológica de la población estudiada. y exista balance adecuado entre sexos, edades, y si es posible, entre diferentes poblaciones.

Para evitar que un sesgo poblacional que haga que el modelo solo funcione bien para ciertos grupos (por ejemplo, solo hombres europeos adultos).

#### 4.9 Colaboración con equipo técnico para garantizar que los rasgos clave sean interpretados e identificados correctamente.

---

Junto con el equipo técnico realizar varios entrenamientos de la red hasta lograr la optimización de identificación.

#### 4.10 Comparativa en identificación manual contra asistida.

---

Se realizará la comparativa de ambas identificaciones para evaluar la viabilidad de la observación asistida o si esta no contribuye significativamente para una mejoría.

## 4.11 Funcionamiento gráfico de una red neuronal

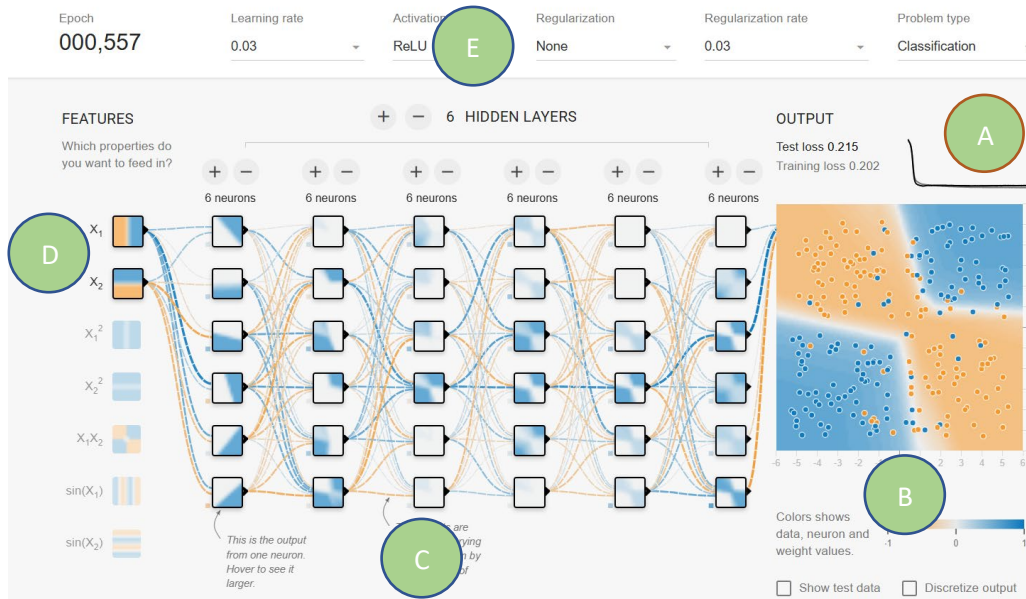


Ilustración 2 Ejemplo de red neuronal (Y. LeCun, 1989)

- A. Gráfica de entrenamiento, se puede ver la curva de descenso conforme mejora
- B. Datos agrupados según clasificación
- C. Capas de neuronas que buscan asignar los pesos correctos (similares a los calculados por Walker)
- D. Neuronas de entrada con los datos extraídos de las muestras
- E. Función de activación para clasificación.

## Capítulo 5: Resultados

### 5.1 Desempeño del modelo CNN

Aquí se expondrán los resultados obtenidos del entrenamiento y prueba de la red neuronal, incluyendo métricas como la precisión y la matriz de confusión.

### 5.2 Análisis de errores y sesgos

Se analizarán los patrones de error cometidos por el modelo, se evaluará si existe sesgo hacia un sexo, grupo etario o población específica.

### 5.3 Comparación con estimaciones tradicionales

Se contrastarán los resultados del modelo CNN con las evaluaciones humanas clásicas para establecer concordancias y discrepancias.

#### 5.4 Visualización y métricas del modelo

---

Este apartado incluirá gráficos, curvas ROC, y otros visuales que permitan entender mejor el rendimiento del modelo.

### Capítulo 6: Discusión

#### 6.1 Interpretación de resultados desde la antropología física.

---

Se discutirán los resultados del modelo a la luz de los principios de la antropología física, considerando el dimorfismo sexual y las variaciones poblacionales.

#### 6.2 Contribuciones al campo forense

---

Se explicará cómo este estudio puede mejorar los procesos de identificación en contextos reales.

#### 6.3 Evaluación crítica de la automatización en la práctica antropológica

---

Se evaluará críticamente si la IA puede complementar o reemplazar en parte al juicio experto en tareas antropológicas especializadas.

#### 6.4 Implicaciones éticas y epistemológicas

---

Se reflexionará sobre los riesgos de la descontextualización, el sesgo algorítmico, y los posibles usos indebidos de modelos de este tipo.

### Capítulo 7: Conclusiones y Recomendaciones

#### 7.1 Conclusiones generales

Se sintetizarán los principales hallazgos y su relación con los objetivos planteados.

#### 7.2 Limitaciones del estudio

---

Se describirán los obstáculos encontrados, tanto técnicos como logísticos y teóricos.

#### 7.3 Recomendaciones para futuras investigaciones

---

Se propondrán líneas de continuidad del proyecto con mejoras en metodología, tecnología y validación cruzada.

#### 7.4 Proyecciones de aplicación práctica

---

Se presentarán escenarios potenciales donde el modelo desarrollado podría implementarse con fines forenses, educativos o bio arqueológicos.



## 8 Glosario Técnico

Término	Definición	Referencia
<b>Antropología física</b>	Rama de la antropología que estudia la variación biológica humana a través del tiempo y el espacio, especialmente mediante restos óseos.	(Comas, 2023)
<b>Estimación de sexo</b>	Procedimiento para determinar el sexo biológico a partir de características físicas del esqueleto, especialmente el cráneo y la pelvis.	(Buikstra, 1994); (Walker, 2008)
<b>Dimorfismo sexual</b>	Diferencias morfológicas entre los cuerpos de hombres y mujeres, particularmente observables en el esqueleto.	(Buikstra, 1994)
<b>Método de Buikstra y Übelaker</b>	Protocolo estandarizado para registrar y analizar restos óseos humanos, con énfasis en la reproducibilidad y observación morfoscóptica.	(Buikstra, 1994)
<b>Método de Walker</b>	Técnica de estimación sexual basada en la observación visual de cinco rasgos craneales puntuados de 1 a 5, combinada con análisis estadístico.	(Walker, 2008)
<b>Rasgo morfoscóptico</b>	Característica observable del hueso (como forma o prominencia) usada para clasificar sexo, edad o ancestralidad.	(Buikstra, 1994)
<b>Glabela</b>	Zona prominente entre las cejas, evaluada en métodos de estimación sexual.	(Buikstra, 1994)
<b>Proceso mastoideo</b>	Proyección ósea detrás del oído, más robusta en cráneos masculinos.	(Walker, 2008)
<b>Protuberancia occipital externa</b>	Prominencia ósea en la parte posterior del cráneo, con dimorfismo sexual.	(Walker, 2008)
<b>Red neuronal artificial</b>	Modelo computacional inspirado en el cerebro humano, compuesto por nodos que procesan datos y “aprenden” patrones.	(Y. LeCun, 1989)
<b>Red neuronal convolucional (CNN)</b>	Tipo específico de red neuronal artificial diseñada para procesar imágenes mediante capas convolucionales que extraen características visuales.	(Swart, 2024); (Y. LeCun, 1989)
<b>Deep learning (Aprendizaje profundo)</b>	Subcampo del aprendizaje automático basado en redes neuronales con muchas capas que permiten aprender representaciones complejas.	(Swart, 2024)

<b>Término</b>	<b>Definición</b>	<b>Referencia</b>
<b>Dataset</b>	Conjunto de datos organizados y etiquetados que se usan para entrenar y validar modelos computacionales.	(Gebru, 2018)
<b>Etiquetado morfoscóptico</b>	Asignación de puntuaciones a rasgos óseos observables, con base en escalas estandarizadas (como la de Walker).	(Walker, 2008)
<b>Aumentación de datos</b>	Técnica que crea versiones modificadas de datos originales (por ejemplo, rotar imágenes) para entrenar mejor un modelo de IA.	(Murel, 2024)
<b>Variabilidad inter e intra observador</b>	Diferencias en los resultados obtenidos al ser evaluados por distintas personas (inter) o la misma en distintos momentos (intra).	(Buikstra, 1994)
<b>Función discriminante</b>	Fórmula estadística que combina múltiples variables para clasificar una muestra, como en la estimación de sexo.	(Walker, 2008)
<b>Función de activación</b>	Operación matemática en una red neuronal que determina cómo un nodo procesa su entrada y la transforma en salida.	(Y. LeCun, 1989)
<b>Retropropagación (Backpropagation)</b>	Algoritmo de entrenamiento en redes neuronales que ajusta los pesos en función del error de salida.	(Y. LeCun, 1989)
<b>Matriz de confusión</b>	Tabla usada para evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación, mostrando predicciones correctas e incorrectas.	(Murel, 2024)
<b>Curva ROC</b>	Gráfico que ilustra el rendimiento de un modelo de clasificación mostrando la relación entre tasa de verdaderos positivos y falsos positivos.	(Junge & Dettori, 2018)
<b>Sesgo algorítmico</b>	Tendencia sistemática en los resultados de un modelo debido a datos o procesos de entrenamiento desequilibrados.	(Lattimore, 2020)

### Códigos o scripts utilizados

Anexo reservado para mostrar el código fuente empleado en el entrenamiento del modelo.

### Ejemplos de etiquetado y *dataset*

Incluirá capturas de pantalla o ejemplos de cráneos etiquetados con su puntuación correspondiente.

### Documentación bioética

Reunirá los permisos éticos necesarios para el uso de datos antropológicos sensibles.

## Detalles adicionales de fórmulas y entrenamiento

Incluye las funciones discriminantes de Walker y los parámetros del modelo CNN ajustado.

### Cronograma

Etapas	Mes	Tarea principal	Tareas específicas
1. Revisión teórica y planificación	AGO - SEP 2026	<ul style="list-style-type: none"><li>Revisión metodológica (Walker, Buikstra &amp; Ubelaker)</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Diseño de protocolo de trabajo</li><li>Declaración ética y bioéticas</li><li>Establecer criterios de inclusión/exclusión de muestras</li></ul>
2. Recolección de datos. Generación de <i>dataset</i>	SEP – OCT 2026	<ul style="list-style-type: none"><li>Acceso a colecciones osteológicas o bases de datos de imágenes craneales</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Evaluación visual de los cráneos (según Walker y B&amp;U)</li><li>Clasificación por sexo, edad, conservación</li><li>Etiquetado morfosκόpicó de imágenes (asignación de puntuaciones 1–5)</li></ul>
3. Curación y preparación del dataset	OCT – DIC 2026	<ul style="list-style-type: none"><li>Estándar de calidad para imágenes</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Validación visual del etiquetado por asesor</li><li>Aumentación de datos</li><li>Control antropológico de integridad y representatividad del dataset</li></ul>
4. Desarrollo y entrenamiento de la red neuronal	ENE – MAR 2026	<ul style="list-style-type: none"><li>Entrenamiento no supervisado</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Colaboración con equipo técnico para garantizar que los rasgos clave sean interpretados e identificados correctamente</li></ul>
5. Validación y pruebas del modelo	MAR – JUN 2026	- Evaluación del desempeño	<ul style="list-style-type: none"><li>Precisión esperada: ~ 90%</li></ul>

			<ul style="list-style-type: none"> <li>• Análisis de patrones en los errores para identificar el sesgo y optimizar la red</li> <li>• Comparativa en identificación manual contra asistida</li> </ul>
6. Interpretación de resultados	JUN – AGO 2026	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Evaluación de resultado más óptimos</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Análisis del sesgo o patrones poblacionales relevantes</li> <li>• Revisión de implicaciones bioéticas y metodológicas</li> </ul>

- La participación de un experto en antropología durante el desarrollo del proyecto asegura que los datos craneales sean interpretados desde un marco biológico y evolutivo, no meramente tecnológico.
- Evalúa la validez de las etiquetas morfológicas según protocolos científicos.
- Interpreta los resultados en términos de dimorfismo sexual, variación poblacional y aplicación forense.

### Alcances y limitaciones del estudio

En este apartado describirá las limitaciones prácticas y metodológicas del estudio, como la disponibilidad de datos craneales, el sesgo introducido por la ancestría focalizada muestreada, y las limitaciones técnicas del modelo CNN a entrenar.

### Bibliografía

- Berry, A. C. (1967). *Epigenetic variation in the human cranium*. (Vol. 101). Journal of Anatomy,.
- Buikstra, J. E. (1994). *Standards for data collection from human skeletal remains*. (Arkansas Archeological Survey Research Series No. 44). Fayetteville: Arkansas Archeological Survey.
- Cerezo-Román, J. I. (12 de febrero de 2020). *Revistas INAH*. Obtenido de Métodos morfoscópicos para analizar restos humanos:  
<https://revistas.inah.gob.mx/index.php/noroestedemexico/article/download/17161/18369/36683>

- Comas, J. (2023). *Manual de antropología física (1.ª ed. electrónica en PDF, 2.ª ed. impresa)*. Obtenido de Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Históricas.: <https://historicas.unam.mx/publicaciones/catalogo/ficha?id=100pdf>
- Gebru, T. M. (2018). *Datasheets for Datasets*. Obtenido de ArXiv. : <https://arxiv.org/abs/1803.09010>
- Hiroki Kondou, R. M. (29 de Noviembre de 2023). *scientific reports*. Obtenido de Artificial intelligence-based forensic sex determination of East Asian cadavers from skull morphology: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-48363-3>
- Junge, M. R., & Dettori, J. R. (Junio de 2018). *"ROC Solid: Receiver Operator Characteristic (ROC) Curves as a Foundation for Better Diagnostic Tests"*. Obtenido de Gloal Spine Journal: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/2192568218778294>
- Lattimore, F. O. (24 de noviembre de 2020). *Using artificial intelligence to make decisions: Addressing the problem of algorithmic bias*. Obtenido de Australian Human Rights Commision: [https://humanrights.gov.au/sites/default/files/document/publication/final\\_version\\_technical\\_paper\\_addressing\\_the\\_problem\\_of\\_algorithmic\\_bias.pdf](https://humanrights.gov.au/sites/default/files/document/publication/final_version_technical_paper_addressing_the_problem_of_algorithmic_bias.pdf)
- Murel, J. &. (7 de mayo de 2024). *What is data augmentation?*. . Obtenido de IBM Think: <https://www.ibm.com/think/topics/data-augmentation>
- Russell, S. &. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.)*. Pearson.
- Swart, M. &. (2024). *A Comprehensive Review of Deep Learning: Architectures, Recent Advances, and Applications*. (Vol. 15). Information.
- Walker, P. L. (2008). *Sexing skulls using discriminant function analysis of visually assessed traits*. (Vol. 136). American Journal of Physical Anthropology. doi:<https://doi.org/10.1002/ajpa.20776>
- Xindi Wang 1, G. L. (9 de Diciembre de 2024). *National Library of Medicine*. . Obtenido de Sex estimation techniques based on skulls in forensic anthropology: A scoping review: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11627412/>
- Y. LeCun, B. B. (Diciembre de 1989). *Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition*. Obtenido de IEEE Xplore: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6795724>